

Título:

Metodología para la Determinación de Curvas de Carga y Consumo Eléctrico Residencial por Uso – Informe Final

Sinopsis:

Este reporte es el informe final de la asesoría titulada “*Metodología para la determinación de carga y consumo eléctrico residencial por uso*”. Este trabajo se elabora para el Grupo ICE, administrado por la Secretaría de Planificación del Subsector Energía del Ministerio de Ambiente y Energía. El objetivo principal del trabajo es elaborar y probar una metodología para la determinación de las curvas de demanda eléctrica por usos finales en el sector residencial, así como revisar y mejorar tanto la metodología como los parámetros que intervienen en el cálculo del consumo de electricidad por usos realizado en la encuesta de consumo del sector residencial. Este informe final recopila todos los resultados del proyecto según los objetivos planteados en los términos de referencia.

ID Documento:

InformeFinal_Curvas_uso_final_v02

Fecha:

26 de febrero del 2019

Preparado para:

Instituto Costarricense de Electricidad
Sabana Norte, San José
Costa Rica

Preparado por:

Escuela de Ingeniería Eléctrica
Universidad de Costa Rica
Apartado Postal 11501-2060 UCR
San José, Costa Rica

Contactos:

Dr. Jairo Quirós Tortós
+506 2511 2636
jairohumberto.quirós@ucr.ac.cr

Metodología para la Determinación de Curvas de Carga y Consumo Eléctrico Residencial por Uso

Coordinador:

Ing. Jairo Quirós Tortós, PhD

Investigadores Asociados:

Ing. Gustavo Valverde Mora, PhD

Ing. Leonardo Marín, PhD

Ing. Mercedes Chacón Vásquez, PhD

Investigadores Asistentes:

Ing. Jam Axel Angulo Paniagua

Ing. Juan Martínez Barboza

Ing. Luis Fernando Víctor Gallardo



Tabla de Contenidos

1	Introducción	5
1.1	Antecedentes	5
1.2	Objetivos	7
1.2.1	Objetivo general	7
1.2.2	Objetivos específicos.....	7
1.3	Resumen del informe.....	7
2	Métodos de estimación de curvas de uso final	9
2.1	Métodos <i>top-down</i>	10
2.2	Métodos <i>bottom-up</i>	11
2.2.1	Estadísticos	12
2.2.2	Ingenieriles	14
2.2.3	Métodos híbridos	14
2.3	Comparación de métodos.....	15
2.4	Metodologías <i>bottom-up</i> alrededor del mundo.....	15
2.4.1	Modelo estadístico al azar de Yao y Steemers	15
2.4.2	Modelos empíricos probabilísticos.....	17
2.4.3	Modelos basados en el tiempo de uso	19
2.4.4	Modelo <i>bottom-up</i> estocástico – modelo de Fisher et al	25
2.4.5	Modelo CREST.....	26
2.4.6	Modelo Ingenieril ERAD	26
2.4.7	Estimación de curvas según zona bioclimática	27
2.5	Metodologías para desagregación de curvas.....	27
2.5.1	Modelos ocultos de Markov (<i>HMM</i>).....	30
2.5.2	Algoritmos de desagregación basados en eventos	32
2.6	Estimación de curvas por sector.....	36
3	Conexiones residenciales y equipos de medición.....	38
3.1	Conexiones residenciales	38
3.2	Equipos de medición	39
4	Planificación de las mediciones e instrumentos de ejecución.....	42
4.1	Planificación de las mediciones	42
4.2	Instrumentos para la ejecución de la prueba.....	43
5	Metodología propuesta para la estimación de curvas de uso final.....	44
5.1	Propuesta metodológica	44
5.1.1	Etapas 1: Recopilación de mediciones.....	46
5.1.2	Etapas 2: Entrenamiento.....	47
5.1.3	Etapas 3: Desagregación de la curva de demanda agregada.....	48
5.1.4	Etapas 4: Comparación.....	49
6	Implementación del modelo metodológico.....	51
6.1	Implementación del desagregador de curvas.....	51
6.2	Desempeño del algoritmo con datos de la Unidad de Verificación de Calidad del Suministro Eléctrico (UVECASE) de la UCR	53
6.3	Desempeño del algoritmo aplicado a las mediciones realizadas.....	58
7	Curvas de uso final en el sector residencial.....	63
7.1	Ejecución de la prueba piloto.....	63
7.2	Curvas de uso final del sector residencial monitoreado	65
7.2.1	Calentamiento de agua	65
7.2.2	Iluminación	66
7.2.1	Refrigeración	66
7.2.2	Cocción	73
8	Factores utilizados para el cálculo de consumo eléctrico en la Encuesta Residencial	76
8.1	Revisión de la Encuesta Residencial del 2012.....	76



8.2	Consideraciones relacionadas con los factores utilizados en el balance de energía de la Encuesta Residencial	82
9	Conclusiones	86
	Bibliografía	88

1 Introducción

1.1 Antecedentes

La curva de demanda del sistema eléctrico nacional tiene dos grandes picos que tienden a causar la operación de plantas térmicas con el fin de abastecer esta demanda (ver Figura 1 para detalles). Además de aumentar los costos operativos del sistema, la operación de estas plantas térmicas resulta en una alta emisión de gases de efecto invernadero (GEI). Por lo tanto, es deseable incidir sobre tales picos de demanda a fin de aplanar en lo posible la curva y así eliminar gran parte de la generación térmica y de las necesidades de instalación de nuevas plantas, con la consiguiente reducción en las inversiones requeridas y en los costos de operación.

Esta curva está compuesta por las curvas de demanda de cada sector de consumo, incluyendo el residencial, industrial, comercial y servicios. Cada uno de estos sectores a su vez, tienen un comportamiento diferente, derivado de los tipos de equipos eléctricos conectados y de los hábitos de uso de estos. Es por este motivo que el conocimiento sobre la composición de esta curva de demanda es fundamental para el correcto diseño de políticas efectivas y acciones concretas destinadas a realizar una gestión más eficiente de la demanda de potencia horaria.

Dada la importancia de esto, el VII Plan Nacional de Energía (VII-PNE) plantea dentro del eje de Eficiencia Energética en el objetivo específico 1.1.5. Mejorar el conocimiento sobre el comportamiento del consumo eléctrico a través de la determinación de las curvas de carga por usos finales de los diferentes sectores de consumo.

Por otra parte, el VII-PNE en su capítulo de evaluación establece que: *deberán definirse los indicadores asociados a las metas de resultado e impacto, los mecanismos*

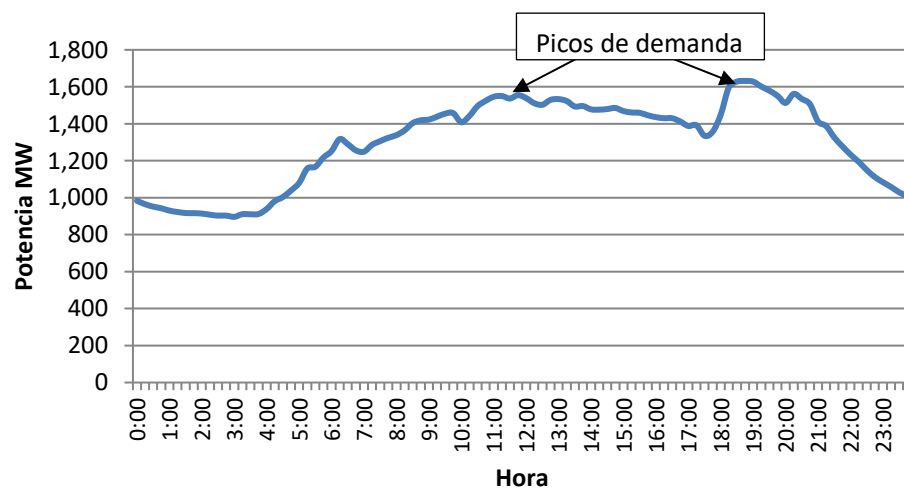


Figura 1. Curva de demanda del Sistema Eléctrico Nacional.

necesarios para su determinación, así como los recursos y acciones requeridas para implementarlos. Por esta razón dentro de dicho plan se estableció el objetivo específico 1.1.6. Determinar el impacto de las políticas en el ahorro y consumo eficiente de energía, además del avance en el logro de los productos esperados. En este objetivo específico 1.1.6. se incluye la acción 1.1.6.1. Elaborar una propuesta de mecanismos para la medición de impactos en el ahorro y la eficiencia.

En ese sentido, en el año 2016, la SEPSE-DSE contrató al Observatorio del Desarrollo (OdD) de la Universidad de Costa Rica (UCR), con el objetivo de proponer mecanismos (indicadores) para la medición de impactos en el ahorro y la eficiencia energética asociados al VII-PNE. Como parte de las recomendaciones de ese estudio se indica que es necesario recabar mucha de la información mediante las encuestas de consumo energético por sector que realiza la SEPSE. Con la información recabada en esas encuestas se realiza una estimación de los consumos de energía para los diferentes usos, la cual se requiere para los indicadores. Uno de los aspectos que está afectando la confiabilidad de esta información, es la metodología utilizada para su determinación, así como los parámetros que intervienen en dicho cálculo. Por eso es necesario revisar y mejorar tanto la metodología como los parámetros.

Con el fin de atender las acciones anteriores, el Instituto Costarricense de Electricidad (ICE) ha contratado a la Escuela de Ingeniería Eléctrica (EIE) de la UCR para realizar un estudio en el que se desarrolle y pruebe una metodología para la determinación de las curvas de demanda eléctrica por usos finales en el sector residencial. En este trabajo se revisará y mejorará además la metodología y los parámetros que intervienen en el cálculo del consumo de electricidad por usos realizado en la encuesta de consumo del sector residencial. La presente contratación es administrada por la SEPSE.

Este entregable final recopila la información de los tres objetivos del trabajo (parte fue presentada en los entregables anteriores [1] y [XXXX]). El informe presenta:

- una revisión exhaustiva de las metodologías de determinación de curvas de uso final;
- los tipos de conexiones residenciales donde se realizó la prueba piloto de mediciones;
- la descripción de los equipos utilizados y su comparación con otras opciones tecnológicas;
- la planificación de las mediciones e instrumentos creados para la sistematización de la información;
- el modelo metodológico para caracterizar las curvas de demanda de usos finales;
- la implementación del modelo metodológico en un programa de simulación;
- las curvas de uso final en el sector residencial; y
- los factores por utilizar para el cálculo de consumo de energía en la encuesta residencial.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Elaborar y probar una metodología para la determinación de las curvas de demanda eléctrica por usos finales en el sector residencial, así como revisar y mejorar tanto la metodología como los parámetros que intervienen en el cálculo del consumo de electricidad por usos realizado en la Encuesta de consumo del Sector Residencial.

1.2.2 Objetivos específicos

1.2.2.1 Elaborar un modelo metodológico para la caracterización de las curvas de demanda de usos finales y sectores de consumo de energía eléctrica, implementado en plataforma informática.

1.2.2.2 Probar y validar la metodología desarrollada en el sector residencial.

1.2.2.3 Proponer mejoras a la metodología y los parámetros que intervienen en el cálculo del consumo de electricidad por usos.

1.3 Resumen del informe

Este informe está estructurado en 8 capítulos adicionales. Capítulo 2 presenta una revisión bibliográfica de los métodos, metodologías y algoritmos existentes en la estimación de curvas de uso final. El capítulo detalla como los métodos pueden agruparse en dos bloques principales: *top-down* y *bottom-up*. Este último es el de mayor uso ya que parten de lo simple a lo general y permiten incluir (excluir) de forma sencilla nuevas (viejas) tecnologías. Sin embargo, estos métodos tienden a ser menos sencillo que los primeros y requieren de muchos datos de entrada.

El capítulo 3 presenta los tipos de conexiones monofásicas residenciales normadas en Costa Rica por la ARESEP, y se discute la selección del equipo de medición para realizar mediciones de uso final en el sector residencial (monofásico).

El capítulo 4 presenta la planificación de las mediciones realizadas y los instrumentos utilizados (por ejemplo, cuestionarios, hojas de levantamiento de carga, boleta de instalación y desinstalación de equipo, y plantillas para organización de información) para la creación de curvas de uso final.

Capítulo 5 por otro lado presenta la metodología propuesta en este trabajo para crear curvas de uso final a partir de curvas agregadas de demanda eléctrica. La propuesta se basa en los métodos revisados en la literatura y es adaptado para las particularidades del presente trabajo; por ejemplo, para entrenar algoritmos a partir de mediciones reales de demandas finales. El capítulo detalla las cuatro etapas de la propuesta metodológica: recopilación de mediciones, entrenamiento, desagregación y comparación de resultados. Cada etapa representa una metodología única en la literatura y adaptada para las características del presente trabajo.

Capítulo 6 posteriormente presenta los resultados preliminares de la etapa 3 de la metodología (desagregación de curvas). Para los resultados de esta sección se han utilizado curvas de demanda reales del sector residencial costarricense con una resolución de 10 min. Los resultados muestran que esta etapa de desagregación es efectiva en el 96% de los casos estudiados, ya que es posible obtener curvas de uso final con un error cuadrático medio normalizado inferior al 5%. Lo anterior hace pensar que la futura inclusión de las otras etapas brindará resultados aún más precisos que permitirán desagregar de forma satisfactoria las curvas agregadas de demanda eléctrica en el sector residencial, e incluso de otros sectores adaptando la metodología según corresponda.

Capítulo 7 detalla las curvas de carga por usos finales y total del sector residencial según los resultados de la prueba piloto.

Capítulo 8 posteriormente presenta los factores a ser utilizados en el cálculo de consumo eléctrico en la encuesta residencia.

Finalmente, el capítulo 9 brinda las conclusiones que se pueden extraer del desarrollo del trabajo al concluir de forma positiva todas las actividades del presente trabajo.

La sección de anexos muestra los instrumentos utilizados durante la prueba piloto.

2 Métodos de estimación de curvas de uso final

Este capítulo presenta una revisión bibliográfica de los métodos de estimación de curvas de carga de uso final. Inicialmente, se describen las principales alternativas que se encuentran en la literatura existente, las cuales se pueden clasificar en dos categorías: *top-down* y *bottom-up*. Esta clasificación surge a partir la posición jerárquica de la información utilizada en relación con el sector residencial. En la Figura 11 se explica la diferencia entre estos dos tipos de modelos.

Los métodos *top-down* [Figura 11(a)] utilizan parámetros macroscópicos (por ejemplo, producto interno bruto, disponibilidad de equipo) para desagregar la demanda agregada de una casa y producir curvas simplificadas de consumo de los equipos. Por otro lado, los métodos *bottom-up* [Figura 11(b)] parten de información específica de las viviendas, así como las correspondientes características de uso de los equipos, y extrapolan la información a escenarios más generales (agregados) [2], [3]. Dadas las características de cada método, las aplicaciones y alcances que se discuten en la literatura existente difieren considerablemente. La clasificación de los métodos *top-down* y *bottom-up* se muestran en la Figura 3 se discuten en las siguientes secciones.

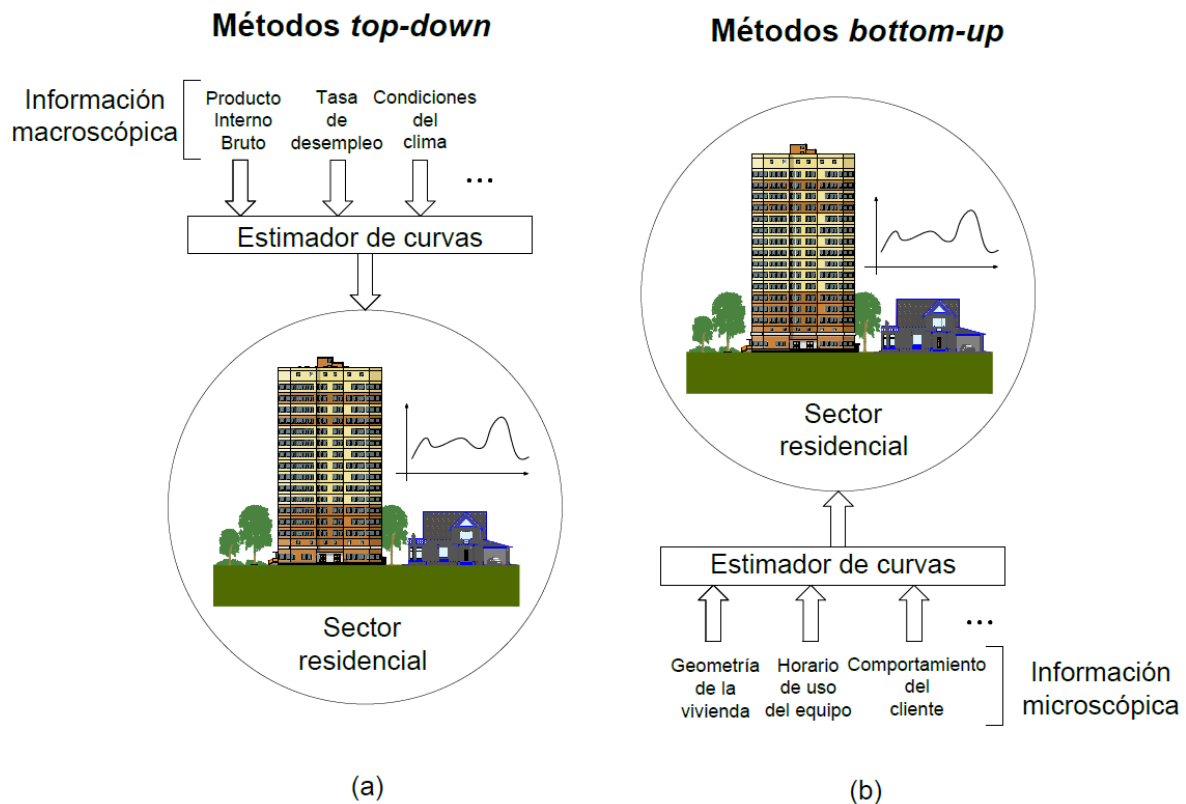


Figura 2. Modelos de estimación de curvas de consumo *top-down* y *bottom-up*.

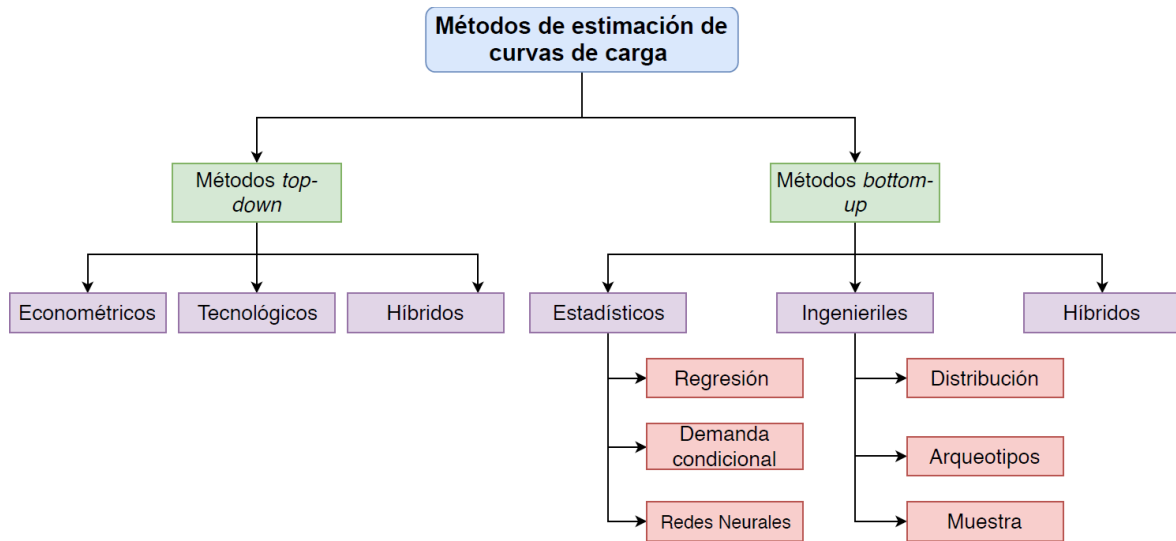


Figura 3. Clasificación de métodos de estimación de curvas de carga.

2.1 Métodos *top-down*

Los métodos *top-down* surgen a partir de la crisis energética de finales de 1970. Los primeros métodos utilizaron modelos econométricos para la planificación energética de los países pioneros en el tema. Su objetivo primordial era comprender el comportamiento de los consumidores a partir de variaciones en la oferta y precios de la energía eléctrica [2].

Este tipo de métodos definen al sector residencial como un sumidero de energía y no distinguen los usos finales individuales de los equipos disponibles en las casas. A su vez, realizan una regresión o aplican factores que afectan el consumo y determinan sus tendencias [2]. Estos métodos utilizan una aproximación matemática de la demanda eléctrica en un área específica usando mediciones históricas. La evolución de las demandas puede posteriormente determinarse mediante proyecciones [3].

Aunque hoy en día los métodos *top-down* se suelen clasificar en dos (econométricos y tecnológicos), su aplicación se recomienda de forma integrada. Los primeros (econométricos) están orientados a aspectos relacionados con precios de la electricidad y los dispositivos eléctricos, y el ingreso de las viviendas. Esta información brinda un panorama general de los equipos disponibles basados en el poder adquisitivo de los usuarios. Por otro lado, los métodos *top-down* tecnológicos atribuyen el consumo eléctrico a características generales del sector residencial (por ejemplo, las tendencias de las características del equipo que tiene cada vivienda) [2].

Un aspecto importante de estos métodos es que requieren escasos detalles del proceso de consumo. Por ejemplo, pueden utilizar estadísticas nacionales de energía. A partir de esta información, atribuyen un consumo de electricidad a una vivienda conociendo sus



características, la disponibilidad del equipo, y datos macroeconómicos disponibles para el área de interés.

La información utilizada en los métodos *top-down* varía con la aplicación a desarrollar. Sin embargo, muchas de las aplicaciones disponibles en la literatura utilizan los siguientes datos de entrada:

- Producto interno bruto (PIB).
- Tasa de desempleo.
- Estadísticas de la población en análisis y proyecciones de su evolución.
- Tasas de crecimiento de la disponibilidad de los electrodomésticos.
- Condiciones climáticas.
- Tasas de construcción y demolición de viviendas.

Algunas de las ventajas de estos métodos son [2]:

- Simplicidad.
- Utiliza datos disponibles y agregados.
- Posibilidad de calibrar el modelo con datos de consumo real.

Por otro lado, algunas de las desventajas de los métodos *top-down* son [2]:

- No permite evaluar la evolución tecnológica de los equipos (nuevos equipos aparecen y viejos equipos se discontinúan).
- Dependencia de datos estadísticos y teoría económica.
- Consideración del sector residencial como un ente agregado que limita la posibilidad de identificar mejoras en lugares específicos.

2.2 Métodos *bottom-up*

Los métodos *bottom-up* utilizan información específica de las viviendas (por ejemplo, uso de cada equipo eléctrico, número de habitantes, nivel de ocupación) para desarrollar algoritmos que definen la curva de demanda de cada uno de los equipos. Estos métodos extrapolan los datos obtenidos a un nivel regional o nacional utilizando los datos de las viviendas. Este grupo de métodos se desarrolló para identificar la contribución que tiene cada uso final en la curva agregada a diversos niveles de resolución (local, regional, nacional). De esta forma, se logra refinar la comprensión de los detalles asociados al consumo energético [2], [3].

Los métodos *bottom-up* usualmente utilizan información específica de las viviendas. Dentro de la información típicamente utilizada destaca:

- Área de las viviendas.
- Propiedades técnicas de equipo y electrodomésticos.



- Consumo individual de algunos dispositivos eléctricos.
- Horarios de uso del equipo.
- Características del clima.
- Temperaturas internas.
- Datos relacionados con el comportamiento de los clientes.

Las principales ventajas de los métodos *bottom-up* son [2], [3]:

- Generan un alto nivel de detalle porque se puede calcular la demanda en un grupo pequeño de viviendas, e inclusive en hogares individuales.
- Permiten encontrar áreas específicas para mejoras.
- Algunas metodologías tienen la posibilidad de encontrar el consumo sin basarse en datos históricos.
- Toman en cuenta el efecto del comportamiento de los clientes.
- Cuantifican de forma precisa la evolución de la demanda, porque se conoce la contribución de electrodomésticos específicos en la curva agregada.
- Permiten simular el impacto de la discontinuidad de algunas tecnologías.

Por otro lado, las principales desventajas de los métodos *bottom-up* son [2]:

- Requieren más información de entrada.
- La programación es más compleja.

Estos métodos se dividen, a grandes rasgos, en métodos estadísticos e ingenieriles. Las siguientes subsecciones describen las características de cada división.

2.2.1 Estadísticos

Los métodos estadísticos *bottom-up* utilizan información histórica de cobro de las empresas distribuidoras de energía, junto con información socioeconómica de las viviendas (por ejemplo el precio de la energía y el ingreso económico en la vivienda), para definir las curvas de uso final de los equipos. Estos métodos emplean técnicas de regresión que correlacionan el consumo eléctrico con las características de las viviendas. Por ejemplo, una casa de cuatro habitantes usa más la cocina que una casa de un habitante. La principal ventaja de estos métodos es que pueden describir el comportamiento de los clientes sin necesidad de información específica de sus hábitos [2]. Existen distintas técnicas con las que ha sido posible ejecutar los métodos *bottom-up* estadísticos. A continuación, se explican las tres principales: regresión, análisis de demanda condicional y redes neuronales.

2.2.1.1 Regresión

Para ejecutar esta técnica, la metodología parte de la curva agregada de cada vivienda y a través de un análisis de regresión obtiene los parámetros de la curva. Se espera que estos parámetros modelen el consumo energético del lugar. Estos pueden tener o no

significado físico, dependiendo de la combinación de entradas. El método se evalúa con bondad de ajuste [2].

Los parámetros para el método de regresión se establecen tomando en cuenta la razón por la cual se quiere realizar la estimación de la curva de carga. Por ejemplo, los autores en [4] proponen una metodología en la que, al separar los dispositivos eléctricos en dependientes e independientes del clima, establecen los parámetros para determinar eventos inusuales de medición. Por otro lado, los autores en [5] propone una metodología que tiene el objetivo de identificar puntos con potencial para el ahorro energético en una región. Así, los autores emplean tres coeficientes que correlacionan el consumo energético con el estado del tiempo.

En general, estos métodos tienen la ventaja de necesitar poca información. Además, se pueden realizar varias regresiones e ir progresivamente eliminando las variables que no tienen un impacto importante en la caracterización final, de manera que se obtienen modelos simplificados.

2.2.1.2 Análisis de demanda condicional (CDA, por sus siglas en inglés)

Este método se basa en la presencia de dispositivos eléctricos en los hogares. De esta forma, utiliza una regresión matemática para partir de la curva agregada y correlacionarla con el uso de todos los electrodomésticos indicados. Aunque la información que esta técnica necesita es básica (electrodomésticos presentes), requiere de una gran cantidad de datos para generar resultados confiables [2].

También, estos métodos correlacionan la presencia de diversos dispositivos eléctricos con otras características como el área de la vivienda, factores demográficos, cantidad de personas, precio de la electricidad, ingresos, entre otras. Para lo anterior, agrupan los dispositivos eléctricos de acuerdo con sus características [2].

Muchos de las metodologías basadas en análisis de demanda condicional, han introducido el uso de sub-mediciones en sus cálculos, obteniendo modelos más aproximados a la realidad. En [6] se propone que una buena práctica es realizar las sub-mediciones luego de que las encuestas residenciales hayan sido ejecutadas. De esta forma, es posible seleccionar viviendas representativas de las distintas zonas.

2.2.1.3 Red Neuronal (RN)

Esta técnica es ampliamente utilizada en múltiples aplicaciones de sistemas eléctricos. Las redes neuronales son un modelo computacional que se basa en estructuras paralelas interconectadas entre sí. En el uso específico de curvas de uso final, la técnica permite que todos los usos finales de la energía estén conectados unos a otros y pueden alterarse entre sí. Este método requiere de una gran cantidad de datos que permitan entrenar a las redes (fase de entrenamiento del algoritmo).

Las redes neuronales han sido poco utilizadas en la caracterización de curvas de consumo. Algunos de los inconvenientes son los altos requerimientos computacionales y

de información, así como la falta de significancia física de los coeficientes que emplea [2].

2.2.2 Ingenieriles

Los métodos ingenieriles son los únicos que realizan la caracterización de las curvas de uso final sin utilizar información histórica de consumo. Estos se basan en las clasificaciones y características de los consumos de uso final para realizar el modelado. La complejidad de este grupo de métodos es variante. Una gran ventaja es que tienen mucha flexibilidad para incluir nuevas tecnologías en sus cálculos, sin embargo, tiene la limitación de que supone el comportamiento de los clientes [2]. Los métodos ingenieriles se clasifican en tres subcategorías.

2.2.2.1 Distribuciones

Esta metodología calcula cada consumo energético de uso final como una función de la posesión de dispositivos eléctricos, su uso, su clasificación y la eficiencia de estos. Para esto, generalmente, no toma en cuenta la relación entre los electrodomésticos. El consumo eléctrico regional o nacional se consigue al agregar todos los usos finales de los dispositivos eléctricos en el nivel elegido [2].

2.2.2.2 Arquetipos

Este método busca colocar las viviendas en distintos grupos de acuerdo con sus características (tamaño, tipo de vivienda, tiempo de construida, entre otras). Una vez creados los arquetipos, pueden crearse descripciones de estos que funcionen como entrada para el modelado del consumo energético. La forma de extrapolar los resultados es agregándole un peso a cada clasificación de acuerdo con su representatividad en la zona de estudio [2].

2.2.2.3 Muestras

Las entradas de este grupo de métodos corresponden a datos muestreados de las viviendas. Los datos pueden extrapolarse, si el muestreo es representativo. La principal limitación de esta metodología es la necesidad de una gran cantidad de mediciones. Sin embargo, pueden conseguirse resultados muy precisos, ya que se abarca de forma más efectiva toda la variedad de viviendas. Al mismo tiempo, es posible determinar zonas de alto consumo eléctrico [2].

2.2.3 Métodos híbridos

Al conocer las limitaciones y las ventajas de los métodos estadísticos e ingenieriles, algunos autores han decidido utilizar características de ambas categorías. Estos son conocidos como métodos híbridos. El grupo de métodos híbridos es muy amplio, pues se han desarrollado un gran número de metodologías dependiendo de la aplicación y la información disponible. La combinación de dos o más de los métodos antes expuestos permite obtener resultados más exactos, pues aprovecha al máximo la información disponible y orienta las metodologías a la aplicación específica para la cual se desea obtener la estimación de curvas.

2.3 Comparación de métodos

Con el objetivo de definir los métodos a utilizar en este trabajo (en la metodología propuesta), es importante evaluar las ventajas y desventajas de cada uno. La Tabla 1 muestra una comparación de los atributos positivos y negativos que poseen los métodos *top-down*, *bottom-up* estadísticos y *bottom-up* ingenieriles.

Tal y como se detalla en la Tabla 1, los métodos *top-down* son utilizados para realizar estudios de proyecciones de largo plazo de la demanda, basándose en datos históricos. Sin embargo, tienen bajo nivel de detalle, y no se puede apreciar la contribución que tienen los usos finales en las curvas agregadas. Lo anterior dificulta conocer el efecto que tiene un cambio de comportamiento o de una tecnología específica en el consumo eléctrico de una región o el país. Esto representa una limitación importante, especialmente con la creciente penetración de nuevas tecnologías (por ejemplo, vehículos eléctricos, generación distribuida y electrodomésticos más eficientes).

Por otro lado, la Tabla 1 resalta que la implementación de una metodología *bottom-up* permite obtener un grado de detalle mayor en la creación de las curvas de uso final. Además, y con base a la revisión de las metodologías, es posible concluir que esta selección se beneficia de información adicional que se produce en este trabajo: encuestas de consumo energético a nivel residencial y la posibilidad de realizar submediciones en circuitos residenciales. Por tanto, se considera que adoptar una metodología *bottom-up* es la mejor opción. Es ideal que esta metodología sea híbrida (estadística e ingenieril), ya que se pueden aprovechar los beneficios de cada clasificación, y adaptarlos a las necesidades y objetivos de este proyecto. Por lo anterior, la siguiente sección detalla las metodologías *bottom-up*, en su mayoría híbridas, para facilitar la elección de la metodología a utilizar.

2.4 Metodologías *bottom-up* alrededor del mundo

Esta sección detalla la revisión de las metodologías *bottom-up* de estimación de curvas de carga y consumo utilizadas a lo largo del mundo. Se muestra una descripción de estas, así como las ventajas y desventajas de su implementación.

2.4.1 Modelo estadístico al azar de Yao y Steemers

Esta es una metodología desarrollada en el Reino Unido en el cual se utiliza un método simple de formulación de perfil de carga (*SMLP*, por sus siglas en inglés) [3], [7]. La misma tiene el objetivo de estimar los perfiles de carga diarios del sector residencial para planificar la integración de tecnologías de producción de energía descentralizada en la red eléctrica. Una característica importante de esta herramienta es que permite estimar el valor máximo de las curvas de carga. Lo anterior se puede utilizar para simular el escenario en el que todos los dispositivos eléctricos considerados se activan todos los días, lo que permitiría analizar el peor escenario de demanda.

Las entradas de esta metodología, las cuales son estadísticas, se relacionan al consumo eléctrico de los diversos dispositivos. La salida de la metodología son curvas de consumo



Tabla 1. Comparación de métodos *top-down*, *bottom-up* estadísticos y *bottom-up* ingenieriles.

	Top-down	Bottom-up	
		Estadísticos	Ingenieriles
Atributos positivos	<ul style="list-style-type: none"> ● Tiene validez a largo plazo cuando no existen discontinuidades. ● Incluye factores macroeconómicos y socioeconómicos. ● Información de entrada simple. ● Pueden estudiarse tendencias. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Tome en cuenta el comportamiento de los ocupantes. ● Determina la contribución típica de los usos finales. ● Incluye factores macroeconómicos y socioeconómicos. ● Utiliza datos de facturación e información simple de encuesta. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Permite modelar nuevas tecnologías. ● No necesita datos históricos. ● Determina y clasifica de cada consumo de energía de uso final. ● Puede determinar características de consumo basándose en simulación.
Atributos negativos	<ul style="list-style-type: none"> ● Depende de información histórica de consumo. ● No se representan de forma explícita los usos finales. ● Bajo nivel de detalle. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Depende de datos históricos de consumo. ● La muestra de las encuestas debe ser muy grandes para conseguir diversidad. ● Multicolinealidad. Existe una fuerte relación entre las variables de los métodos. 	<ul style="list-style-type: none"> ● Supone el comportamiento de los ocupantes y usos finales no especificados. ● Información de entrada con alto grado de detalle. ● No toma en cuenta factores económicos. ● Mayor dificultad de programación.



agregadas de un hogar o de una comunidad entera. Estas curvas se consiguen con diversos niveles de resolución (por ejemplo, 1, 5, 15 o 30 min). La metodología sigue los siguientes pasos:

1. Se genera la curva para un dispositivo eléctrico al azar, cuyo tiempo de inicio se elige aleatoriamente. Este dispositivo se simula con múltiples tiempos de inicio diferentes (por ejemplo, 50 min) para generar diversidad.
2. Después de elegir el número de ocupantes, la metodología agrega las curvas obtenidas para el escenario correspondiente.
3. Se repiten los pasos anteriores para todos los dispositivos eléctricos considerados.
4. Se repiten los pasos anteriores para todos los escenarios de presencia de los ocupantes considerados.
5. Se agregan las curvas obtenidas de acuerdo con las características de la población en la región seleccionada.

Para validar esta metodología, los autores emplearon la curva de carga de una vivienda de tres personas proveniente de la base de datos del Reino Unido. Para obtener una curva de carga comparable, los autores simularon una comunidad de 100 hogares, calcularon su curva de carga y dividieron el resultado entre 100 para obtener la curva de carga promedio del hogar. La metodología es de fácil uso, y la información de entrada es de fácil acceso; sin embargo, el método utilizado para dar validez al modelo es muy cuestionable. A su vez, los escenarios de ocupación propuestos por los autores son muy simples para representar la realidad apropiadamente (por ejemplo, no se toman en cuenta los hábitos de los clientes). Estos últimos aspectos podrían limitar el uso de metodologías basadas en estadísticas al azar.

2.4.2 Modelos empíricos probabilísticos

Este grupo de metodologías busca describir la probabilidad de uso de dispositivos eléctricos a través de aproximaciones matemáticas. Algunos de los datos involucrados en estos modelos toman un valor aleatorio en el momento del cálculo.

Las funciones de probabilidad toman en cuenta datos como:

- La probabilidad del tiempo de activación de los dispositivos (momento del día).
- La potencia mínima y máxima de los dispositivos.
- El día de la semana.
- La época del año.

A partir de ello, logran diseñar modelos capaces de brindar varios niveles de detalle. A continuación, se presentan algunos modelos disponibles en la literatura.

2.4.2.1 Modelo de Stokes

Este también es un modelo desarrollado para el Reino Unido [3], [8]. El modelo es capaz de generar tres tipos de curvas de carga agregadas:



1. Perfil de demanda con una resolución de 30 minutos para un hogar promedio (1er nivel).
2. Perfil de demanda con una resolución de 30 minutos para un tipo de vivienda especificada (2do nivel).
3. Perfil de demanda con una resolución de 1 minuto para un cliente doméstico seleccionado (3er nivel).

Esta metodología única, clara y homogénea se puede aplicar a todos los tipos de uso final de la electricidad. Además, toma en cuenta la potencia reactiva, valor que es usualmente ignorado en las metodologías. La información de entrada en cada uno de estos niveles varía, es mayor conforme aumenta el grado de detalle del nivel.

Para el primer nivel, la metodología toma en cuenta la potencia demandada por cada uno de los dispositivos eléctricos. Así mismo, modela las fluctuaciones que sufre la demanda a lo largo del año, principalmente por los cambios en la condición del tiempo. Para algunos usos finales toma en cuenta los valores de potencia máximos y mínimos. Todas estas variaciones son aproximadas utilizando bases de datos del Reino Unido.

Para el segundo nivel, la metodología usa datos específicos para determinar el consumo de un tipo hogar en particular. Algunos de estos datos son el nivel de ingreso, el área de la vivienda y el estilo de vida de los clientes, que también son agregados al modelo con una aproximación matemática.

Finalmente, para el tercer nivel, la metodología aproxima matemáticamente la probabilidad de que ocurra un evento. De esta forma logra explicar con mayor detalle la diversidad en el consumo eléctrico.

La metodología cuenta con ventajas como el grado de detalle, y la fácil adaptación de las aproximaciones a cualquier tipo de uso final. Sin embargo, la generación de diversidad de la metodología tiene sus limitaciones, pues usa coeficientes aleatorios que no necesariamente representan relaciones de uso final existentes.

2.4.2.2 Modelo de Paatero y Lund

La metodología utiliza sub-mediciones de unos pocos hogares de un área residencial de Finlandia [3], [9]. La información se clasifica en dos grupos de datos medidos de clientes que vivían en casas de un solo piso. Por falta de información, el modelo no toma en cuenta algunos electrodomésticos relacionados con la obtención de agua caliente. El modelo toma en cuenta la existencia de factores externos (como la estación del año) y la presencia de las personas en el hogar. Sin embargo, el mismo no toma en cuenta hábitos de los clientes ni el comportamiento social.

El modelo consiste en dos niveles:



1. El primer nivel define tanto los equipos domésticos establecidos para cada hogar como la tendencia general de fluctuación de la carga. Este calcula la función de densidad de consumo a partir de información muestreada.
2. El segundo nivel simula cada dispositivo en cada hogar con la ayuda de probabilidades de inicio del uso final. En este nivel se requiere conocer el ciclo de carga de cada dispositivo, y la probabilidad de que empiece su uso. Esta probabilidad se calcula tomando en cuenta la temporada del año, el momento del día, un factor social al azar y la frecuencia de estos puntos de partida.

La principal ventaja del método es que emplea datos públicos de fácil acceso y su programación es relativamente simple. Sin embargo, el modelo está limitado de diferentes maneras. En primer lugar, debido a los datos de entrada utilizados, el método solo puede calcular la curva de carga para viviendas de un solo piso (la información de entrada no es representativa de todo el sector residencial). Además, el modelo siempre depende de información histórica, pues la influencia de los distintos factores es planteada a partir de la información de entrada, que es histórica. Finalmente, el modelo no es capaz de evaluar el impacto en la demanda de energía con la introducción de nuevos usos finales. Estos nuevos usos finales pueden ser la introducción de una nueva tecnología, o una alteración en el comportamiento.

2.4.3 Modelos basados en el tiempo de uso

Los modelos basados en el tiempo de uso corresponden a las curvas diarias de frecuencia de uso para cada uso final o actividad doméstica. Según [3], los principales pasos para conseguir estas curvas son los siguientes:

- Hacer un muestreo en hogares (con una resolución definida) de tal forma que cada miembro de la familia anote las actividades domésticas realizadas.
- Hacer también un monitoreo similar al anterior utilizando una selección de actividades que se estudiarán. Por ejemplo, los tiempos de desayuno, almuerzo y cena, momento de despertarse y acostarse, entre otros.

Estos resultados permiten obtener curvas de frecuencia de actividades domésticas, de uso de electrodomésticos e inclusive permite hacer segmentos que separen a unos días de otros. Por ejemplo, fines de semana de días entre semana [3]. A continuación, se muestran varias tecnologías que se han desarrollado bajo este concepto.

2.4.3.1 Modelo de Walker y Pokoski

El modelo se desarrolló para brindar datos para la planificación de nuevas plantas de energía en Canadá [3], [10]. La salida del modelo son curvas de carga total con resolución de 15 min. El comportamiento humano se modela tomando en cuenta el uso de dos tipos de funciones de probabilidad: disponibilidad y proclividad.

- La disponibilidad se refiere a la probabilidad de que las personas estén en casa y se encuentren "disponibles" para usar un dispositivo eléctrico. Para obtener



información del comportamiento de los clientes, el modelo utiliza un solo escenario de presencia en el hogar, y se mejora con funciones de densidad.

- Las funciones de proclividad modelan probabilísticamente los hábitos domésticos y los períodos en que se usan. Los factores que afectan la función de proclividad son los estándares de vida, formas de vida convencionales o incluso los hábitos de las personas. Los autores desarrollan las funciones de proclividad a partir de la información de varias encuestas tomando en cuenta una función de ciclo normal para los electrodomésticos que funcionan aun sin la intervención de un humano.

Las curvas de uso final son agregadas para conseguir la curva representativa de una vivienda, y luego agregadas para obtener la correspondiente a todo un sector residencial. Una ventaja de este método es la posibilidad de agregar nuevos electrodomésticos sin grandes cambios. Además, este modelo permite simular gran variedad de viviendas. La principal desventaja de este modelo es que no toma en cuenta cargas térmicas en su diseño.

2.4.3.2 Modelo de Capasso et al

El modelo fue desarrollado en Italia y lleva el nombre de ARGOS [3], [11]. Su objetivo es reconstruir la curva de carga para un hogar específico hasta un conjunto de viviendas. Además, el modelo busca proporcionar una solución para la carga máxima de invierno que ocurre durante los días laborales en las redes eléctricas italianas.

El modelo toma en cuenta las interacciones entre la demanda eléctrica y los factores de comportamiento. A partir de los resultados de varias encuestas, los autores construyeron funciones de probabilidad, que de hecho hacen uso de las funciones de disponibilidad y proclividad expuestas en [11] (ver sección 2.4.3.1).

El modelo además hace uso de funciones probabilísticas de comportamiento e ingenieriles a saber:

- Funciones probabilísticas de comportamiento: asigna electrodomésticos específicos para cada vivienda de acuerdo con sus características. Además, asignan distintos horarios de actividades a cada vivienda. A cada miembro del hogar se le asignan características distintas.
- Funciones probabilísticas ingenieriles: asignan características de los equipos, incluyendo potencia, propiedades de su funcionamiento y el nivel de penetración (número de equipos por casa) de cada uno.

Algunas ventajas del modelo son:

- Permite obtener curvas agregadas a distintos niveles.
- Los electrodomésticos, las restricciones y reglas pueden cambiarse con facilidad.

Sin embargo, posee las siguientes desventajas:



- La gran cantidad de datos que necesita hace que su traducción a nivel nacional sea complicada.
- La información necesaria para la elaboración de las funciones del comportamiento se ha adaptado sistemáticamente a la distribución de Laplace-Gauss [3], [11]. Esto puede conducir a ajustes no óptimos en todos los casos.
- No se han tomado en cuenta las diferencias que pueden surgir a partir de la fecha en la que se hace el estudio: día laborable o día no trabajado, invierno o verano, entre otros.

2.4.3.3 Modelo de Armstrong et al

El modelo fue desarrollado en Canadá y tiene como fin reconstruir la curva de carga de electrodomésticos específicos con una resolución de tiempo de 5 min [3], [12]. Con el modelo se deseaba obtener diversos perfiles de consumo típicos para una serie de dispositivos seleccionados a fin de determinar la forma en que se pueden integrar la micro combinación de calor y potencia (μ -CHP, por sus siglas en inglés) en las viviendas. Esta es una técnica conocida para producir calor y potencia de forma simultánea en un mismo lugar. El modelo busca saber cómo estos sistemas pueden proporcionar la energía requerida.

El modelo consigue la información que necesita de encuestas, estadísticas e información de fabricantes. Emplea datos como los ciclos de carga, duración de uso de los dispositivos, uso estimado por mes y la potencia nominal de cada uno. Un aspecto interesante del modelo es que los autores asignan un coeficiente distinto a cada dispositivo para calcular la probabilidad de que se empiecen a utilizar, produciendo diversos comportamientos de los equipos. Los autores adoptan algunas suposiciones con respecto a los equipos, entre ellas: i) una potencia constante para la lavadora y los dispositivos de cocina; ii) adaptan mediciones realizadas en otros escenarios a su público meta para poder utilizarlas; y iii) el tiempo de uso de la iluminación y otros equipos se seleccionan al azar.

Esta herramienta de reconstitución de la curva de carga muestra una serie de ventajas, entre las que destacan:

- Simplicidad.
- Utiliza una cantidad razonable de datos de entrada.
- Genera diversos perfiles de demanda de electricidad específicos.

Por otro lado, el modelo tiene algunas limitaciones:

- Las curvas de tiempo de uso utilizadas son de 1989, lo que indica que se requiere una actualización.



- Para algunos dispositivos hace uso de potencias constantes durante todo su uso. Esto es una gran simplificación de la realidad.
- No hace la diferencia entre los tipos de días (entre semana, días de fin de semana, por ejemplo).
- La influencia del clima solo afecta a la iluminación y es muy simplificada.

2.4.3.4 Modelo de Widén et al

Este es un modelo desarrollado para Suecia que se plantea con el objetivo de generar curvas de consumo que luego servirán de entrada para otras herramientas (por ejemplo, programas de simulación de generación distribuida) [3], [13]. Otro fin del modelo es estudiar la forma en que los cambios de comportamiento y de eficiencia energética de los dispositivos eléctricos modifican estas curvas.

El modelo de generación de curvas de carga se separa con base en dos criterios:

1. Resolución espacial: representa la zona geográfica para la cual se requiere la curva. La misma es, además, la resolución más pequeña del modelo.
2. La resolución temporal: representa el nivel de detalle en tiempo con que se obtienen las curvas.

El modelo emplea la siguiente información de entrada:

- Tiempo de uso con una resolución de 5 min: esta información fue recolectada en diversas campañas, en la que los habitantes seleccionados anotaban todas sus actividades con los equipos, junto con las horas de inicio y fin.
- Mediciones de usos finales: a través de mediciones a los equipos se podían relacionar las actividades con el consumo real de los equipos.
- Perfiles de uso del agua: permitía correlacionar las actividades de baño y lavado con el uso de los equipos de calentamiento de agua.

Los autores asignaron un patrón de consumo a cada actividad doméstica que implicaba uso de agua o electricidad. De acá se eliminaron aquellas que tienen un consumo muy bajo. En el modelo se establecieron esquemas distintos de consumo para cada dispositivo de acuerdo con sus características de consumo.

Los autores desarrollaron un modelo capaz de reconstruir curvas de consumo para distintos tipos de vivienda. El modelo realiza además una separación entre los días entre semana y fines de semana. El modelo consigue resultados satisfactorios al extrapolarlo a escenarios generales. Sin embargo, el modelo tiene limitaciones:



- Se basa directamente en los datos de tiempo de 1996, es decir, es representativo de ese momento.
- La información fue suministrada por los mismos ocupantes de los hogares, lo cual podría estar sujeta a errores de los usuarios.
- No modela diversidad de consumo eléctrico, porque se supone que esta información está integrada en los datos de entrada. Lo cual dificulta tomar en cuenta nuevas tecnologías, pues es necesario incluirla en futuras campañas de recolección de información.

Los autores señalan que para mejorar el modelo se debe crear un modelo más detallado del comportamiento de los clientes, utilizando cadenas de Markov y funciones de densidad [13].

2.4.3.5 Modelo de Widén y Wäckelgard

Este corresponde a un modelo de alta resolución espacial y temporal [3], [14]. El mismo corresponde a una mejora del método descrito en [13] (ver sección 2.4.3.4). Las mejoras introducidas son el uso de cadenas de Markov no homogéneas para generar diversas secuencias de actividades domésticas. La metodología, al igual que la anterior se compone de dos pasos esenciales:

1. Se le asignan patrones de consumo a cada habitante de la casa bajo estudio.
2. Se utilizan esquemas de conversión para obtener la potencia consumida.

Para la cadena de Markov, los autores suponen que el cliente se encuentra en uno de los estados mostrados en la Figura 4.

El modelo brinda una diferenciación apropiada entre los días de la semana y fines de semana, así como el consumo en apartamentos y casas. Sin embargo, pueden realizarse mejoras como las siguientes:

- Mejor modelado del uso final de los equipos y actividades domésticas.
- Una distribución más apropiada de los equipos domésticos según las propiedades de las viviendas.
- El modelo solamente es relevante al corto plazo, porque depende únicamente de la información recolectada y el comportamiento humano es muy variante. Además, que la información depende de la atención y compromiso de los ocupantes a la hora de proporcionarla.

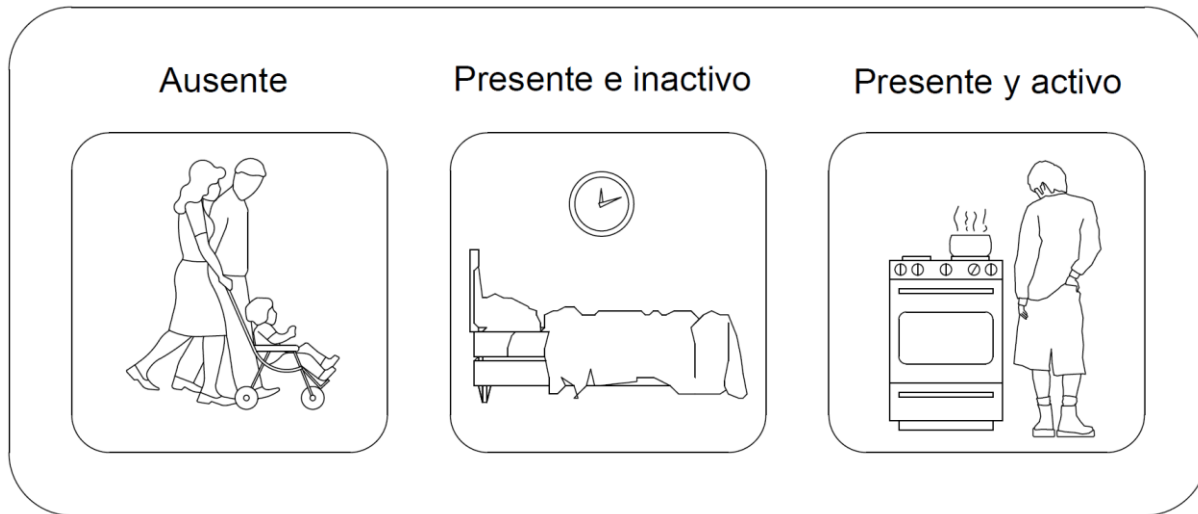


Figura 4. Estados de ocupación según el modelo Widén y Wackelgard.

Para llevar a cabo estas mejoras en el grado de detalle de la estimación, se requiere un aumento en la cantidad y tipo de datos de entrada.

2.4.3.6 Modelo de Richardson et al

Este modelo consigue su información de encuestas [3], [15]. Los autores mencionan que, en la realización de un modelo, se debe estar consciente del compromiso que existe entre la información necesaria y el grado de detalle. Los autores también hacen uso de estados. Pero en este caso solo establecen dos: si el cliente se encuentra presente y activo, o no. Los cuales codifican binariamente (1 o 0).

Para proporcionar un modelado de dispositivo satisfactorio, los autores utilizaron la siguiente información:

- Tasas de penetración de dispositivos.
- Consumo anual de dispositivos y hogares.
- Patrones de demanda de potencia medidos. Cuando no se contaba con esta energía, asumieron una demanda de energía constante.

Este modelo toma en cuenta el enlace entre las actividades y los electrodomésticos. Con base en las actividades domésticas consideradas, el modelo realiza enlaces que son obvios porque la actividad corresponde a un solo dispositivo (por ejemplo, el televisor, con ver televisión). Sin embargo, el modelo no puede enlazar actividades “ambiguas” (por ejemplo, los dispositivos ligados a la limpieza no se enlazan directamente a limpiar la casa). Para estos últimos casos, el modelo permite plantear relaciones útiles que ayudan a determinar el consumo relacionado a estas actividades. Los autores también clasifican otras actividades ya sea porque no existe conexión entre el dispositivo y la actividad,



porque poseen uso continuo o porque su uso depende más de factores externos (por ejemplo, del calor).

El modelo tiene la ventaja de tener un alto grado de detalle por la información de uso utilizada. Sin embargo, el modelo tiene las desventajas de no mostrar diversidad en la validación del proyecto, no se pueden integrar nuevos usos, y excluye el modelado de dispositivos de calentamiento.

2.4.4 Modelo *bottom-up* estocástico – modelo de Fisher et al

Esta metodología fue desarrollada en Alemania para generar perfiles de consumo eléctrico residencial sintéticos. De ahí su nombre SynPRO (del inglés *synthetic profiles*, o perfiles sintéticos) [16].

El problema por resolver es el modelado de la demanda de electricidad doméstica con base en:

- Factores socioeconómicos basada en encuestas de cada una de las casas (por ejemplo, patrón de horas de trabajo, edad, tipo de casa).
- Distinción del tipo de día que se basa en mediciones de datos históricas.
- Correlación entre duración e inicio de una actividad: se unen estas variables por una distribución de probabilidad condicional.
- Patrones del usuario estacionales: las épocas del año afectan de forma importante la demanda energética para satisfacer necesidades de calefacción y de iluminación.
- Muestras de demanda de alta resolución: el consumo energético de cada dispositivo se realiza con mediciones cada diez segundos.

La metodología está basada en reglas que permiten modelar el uso de la electricidad doméstica a partir de supuestos de la utilización de cada equipo. La metodología consiste en:

- Caracterizar cada vivienda mediante indicadores socioeconómicos (por ejemplo, el tamaño de la vivienda, la edad de los habitantes, el patrón de trabajo, el estatus de la familia). Estos indicadores se utilizan para clasificar a las personas en una vivienda a un grupo de viviendas determinado.
- Se realiza una selección de los dispositivos a simular con base en la clase de vivienda a la que pertenece la vivienda en análisis.
- Se carga la información de actividad del uso de dispositivos en cada grupo de vivienda.
- Se genera un perfil de uso para cada dispositivo, para cada día del año. Este perfil se basa en: cantidad de encendidos, tiempos de encendido y duración de uso.



- Se genera un perfil de carga eléctrica para cada dispositivo al unir su uso y características eléctricas propias.
- Se generan perfiles de carga para la vivienda a partir de la agregación de los perfiles de carga de los equipos. Como resultado, se genera un perfil de carga específico para la vivienda con una alta resolución.

Se consiguió efectivamente un modelo que permite generar perfiles agregados a partir de la información de uso final, considerando una calibración de las características de las viviendas en Alemania.

2.4.5 Modelo CREST

Consiste en un modelo probabilístico que permite estimar el consumo de electricidad con base en: cantidad de habitantes, patrones de ocupación y los dispositivos que se hayan en la vivienda [17]. Se desarrolló un modelo de ocupación de edificios basado en cadenas de Markov. El modelo de ocupación se combina con una generación de eventos de encendido de dispositivos eléctricos. El modelo es capaz de generar perfiles de carga eléctrica para viviendas individuales derivados del uso simulado de dispositivos individuales.

2.4.6 Modelo Ingenieril ERAD

Este modelo fue desarrollado en Noruega para calcular las curvas de uso final a partir de la encuesta energética [18]. El modelo es comparado con otro método de enfoque econométrico que utiliza datos de la misma encuesta. La metodología empleada para crear el modelo sigue los siguientes pasos:

1. Potencia utilizada en humidificación, ventilación, transmisión e infiltración son calculados como funciones de espacio calentado y coeficientes de transmitancia térmica.
2. La energía necesaria para calentamiento del ambiente se calcula como función del aislamiento estándar de ventanas, paredes, techos y pisos, temperatura exterior e interior y los requerimientos de potencia del punto anterior.
3. Se toma en cuenta el calor proveniente de las personas dentro de la residencia, así como el calor producido por el sol.
4. Consumo para iluminación, calentamiento de agua y otros equipos eléctricos es calculado con base en la potencia de cada equipo y el tiempo de uso de todas las residencias, o el promedio de consumo de energía. Para estimar estos consumos eléctricos, la metodología sigue los siguientes pasos:
 - Estimaciones basadas en mediciones en unas pocas casas.
 - Energía para iluminación se calcula como la potencia de cada luminaria multiplicada por la cantidad de luminarias en la vivienda y multiplicada por el tiempo promedio de uso de cada luminaria.
 - Energía de otros equipos eléctricos se toma en cuenta según la pertenencia (vista en la encuesta) y se calcula como la potencia por metro cuadrado



- multiplicada por el tiempo promedio de uso multiplicada por el espacio calentado reportado en la encuesta.
- Información sobre el número de duchas, baños, lavadoras de ropa, entre otros, se utiliza para estimar la energía requerida para calentamiento de agua.
 - Las estimaciones de energía para calentamiento de agua se multiplican por la estimación de tiempo de uso en actividades que requiera agua caliente.
5. Energía para calentamiento del espacio se calcula como la demanda teórica menos el calor de las personas, el sol, equipos eléctricos, luces y calentamiento de agua.
 6. Energía total es la suma de la energía para calentar el espacio, el agua, las luminarias y los equipos eléctricos.
 7. Diferencia entre energía estimada y la consumida reportada en las encuestas se utiliza para ajustar el consumo de uso final.

2.4.7 Estimación de curvas según zona bioclimática

Se realizan evaluaciones del consumo de electricidad en Brasil del sector residencial y se determinan usos finales según zonas bioclimáticas [19]. La información utilizada fue de una encuesta en 12 de los 26 estados brasileños. Estas encuestas contenían información relacionada con el consumo de todos los dispositivos de las casas encuestadas. A partir de eso, los autores calcularon el consumo final de cada dispositivo eléctrico contenido en la encuesta, y obtuvieron el porcentaje de contribución de cada tipo de dispositivo el consumo eléctrico regional. Todo esto se hizo tomando en cuenta las diferentes zonas bioclimáticas. Los autores también le calculan un coeficiente de peso a cada uno de los dispositivos eléctricos de acuerdo con su representatividad.

2.5 Metodologías para desagregación de curvas

El empleo de medidores inteligentes ha aumentado en los últimos años. Unas de las ventajas de estos dispositivos son las siguientes:

- Habilidad para transmitir lecturas y recibir información de forma remota.
- Las mediciones son usualmente hechas al menos a una frecuencia de 1 Hz.

Uno de los datos que se pueden obtener de estos dispositivos, es la curva agregada de la vivienda en la que se encuentran conectados. Esta información puede contribuir a realizar estimaciones más aproximadas de los usos finales. Especialmente, si se toma en cuenta que en algunos casos se tendrá muy poca información de las viviendas bajo estudio. Uno de los objetivos de este proyecto es desarrollar una herramienta programada para uso de las empresas distribuidoras, y para ellas la curva agregada es un dato de fácil acceso.

Para correlacionar la curva agregada con cada uso final, esta se debe desagregar. La desagregación de una curva corresponde a separarla en el consumo eléctrico de cada uno de los dispositivos eléctricos utilizados en la vivienda (ver Figura 5).

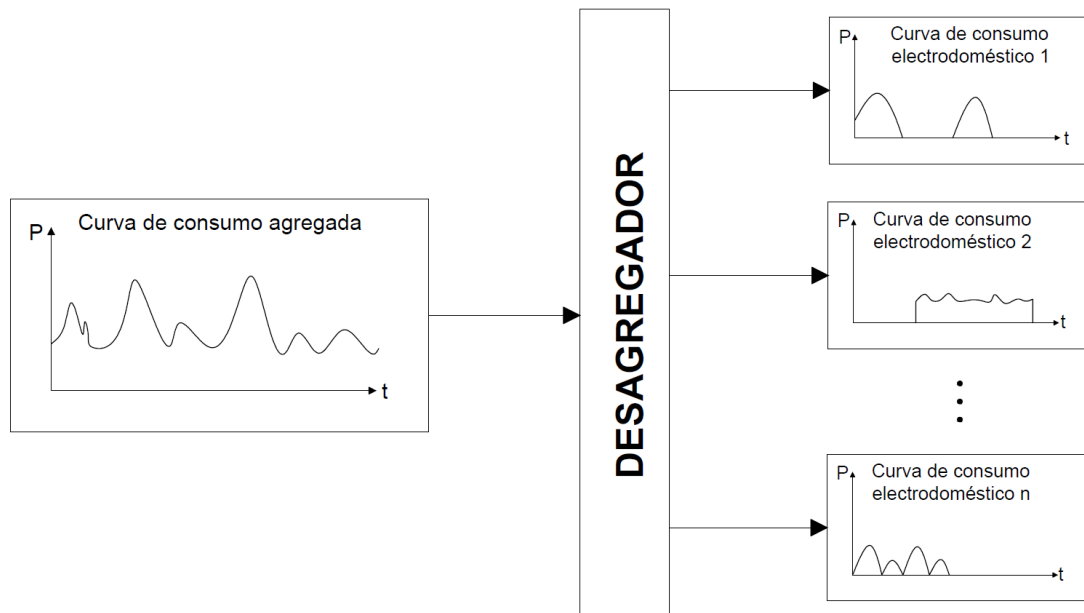


Figura 5. Desagregador de curvas de consumo eléctrico.

Existen métodos, denominados monitoreo no invasivo de cargas (*NILM*, por sus siglas en inglés), que desagregan las curvas de demanda utilizando algoritmos y se basan únicamente en la información disponible de los medidores inteligentes [20]. Sin embargo, existen ciertos retos a los que se enfrentan los *NILM*:

- La mayoría de las cargas fluctúan de su valor promedio (entre el 1% y el 5%).
- Diferentes configuraciones de un mismo dispositivo pueden generar diversos patrones de consumo (por ejemplo, los abanicos que poseen varias opciones).
- Un dispositivo puede tener la misma configuración, pero si se le da un uso diferente, su consumo varía (por ejemplo, una lavadora varía su consumo de acuerdo con el volumen de ropa).
- Algunos dispositivos poseen diferentes estados (por ejemplo, la lavadora).
- Algunos dispositivos siempre están conectados, pero su consumo varía (por ejemplo, la refrigeradora).
- Los hogares cuentan con una alta cantidad de dispositivos eléctricos.
- Pueden existir muchos dispositivos eléctricos desconocidos.
- Muchos dispositivos son utilizados al mismo tiempo.
- Existen muchos dispositivos eléctricos con patrones de consumo similares (por ejemplo, la cocina y la plancha).

Muchos de los retos que enfrentan los *NILM* están relacionados con la forma en que cambia el perfil de consumo de un electrodoméstico a otro. Para lo mismo, los dispositivos

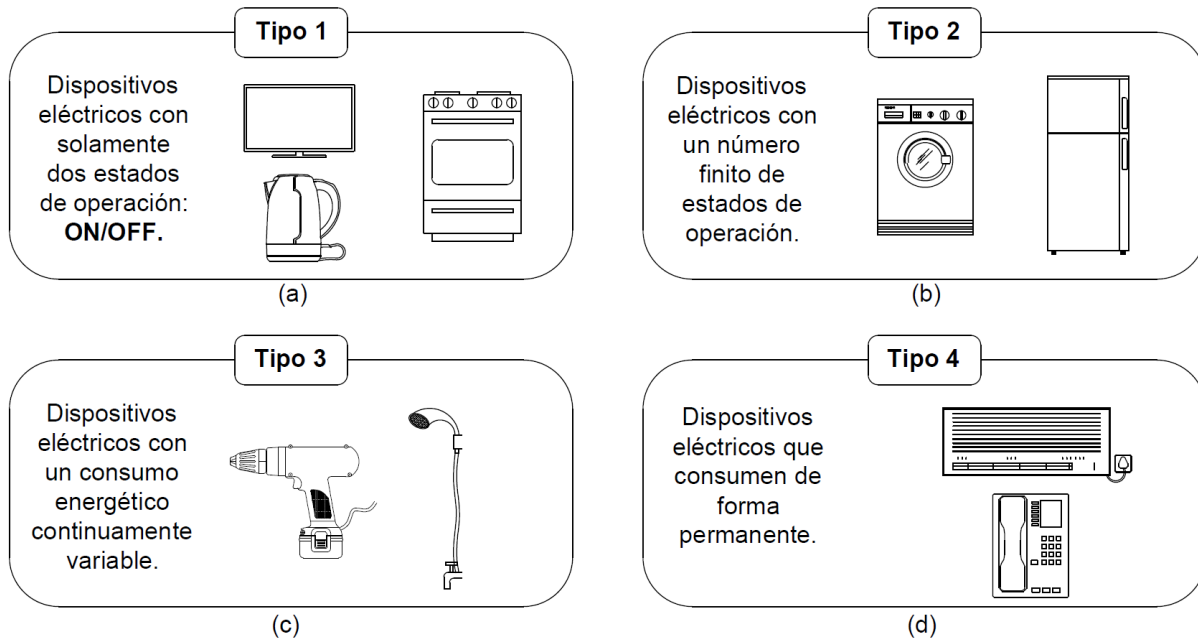
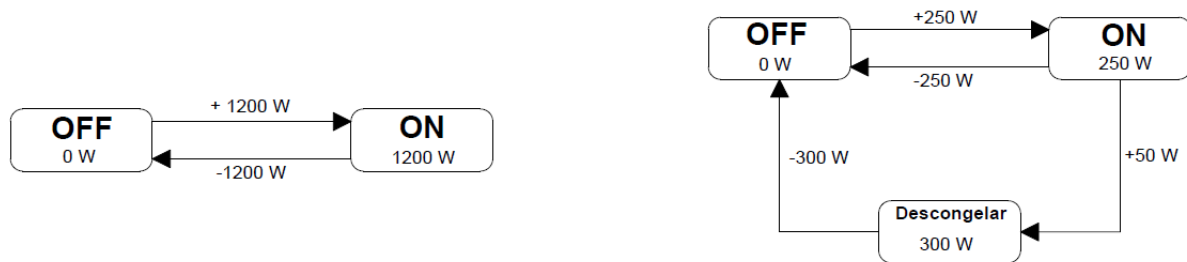
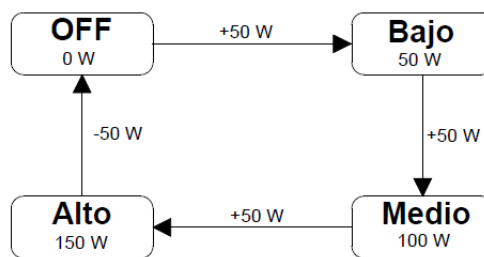


Figura 6. Tipos de dispositivos eléctricos según su patrón de consumo eléctrico.



(a) Tostadora - dispositivo de dos estados.

(b) Refrigeradora - dispositivo de tres estados.



(c) Lámpara con cambio de intensidad - dispositivo de cuatro estados.

Figura 7. Ejemplos de máquinas de estados finitos.

eléctricos han sido divididos de forma general en grupos de acuerdo con sus consumos eléctricos. En la Figura 6 pueden observarse los grupos más comunes. Con el fin de comprender mejor, en la Figura 7 se muestran tres ejemplos de cómo cambian los estados en una máquina de estados finitos (tipos 1 y 2).



Los algoritmos de NILM son usualmente divididos en dos categorías: basados en estados y basados en eventos. Los primeros por lo general hacen uso de modelos de Markov ocultos (HMM, por sus siglas en inglés) de forma que logra describir la dependencia entre el tiempo y el cambio de estados de los electrodomésticos. Por otro lado, los algoritmos de desagregación basados en eventos (cambios de potencia en la curva agregada) identifican esos eventos y luego los clasifican. A continuación, se describen ampliamente estas dos clasificaciones.

La metodología debe permitir identificar las actividades de uso final de las viviendas. Para lograr una descripción adecuada de la demanda del sector residencial asociada a los hábitos de consumo de los clientes y la obtención de las curvas de uso final, existen dos enfoques metodológicos: por estados y por eventos. Los enfoques de estados requieren la definición de la probabilidad de ocupación en una vivienda. Establecer dicha probabilidad tiene complejidad e incertidumbre altas. Alternativamente, los métodos de evento se relacionan con el estudio detallado de las curvas agregadas y métodos matemáticos para descomponerlas.

Mediante el enfoque de eventos se pueden determinar los hábitos de consumo de los clientes sin recabar información detallada de la ocupación en las viviendas. Estos algoritmos utilizan la detección de flancos o cambios de potencia para determinar el encendido o apagado de un artefacto eléctrico. Para este tipo de metodologías, la segmentación de las cargas de múltiples estados es difícil, pues los algoritmos no reconocen directamente si un cambio de potencia implica un cambio en un artefacto de múltiples estados o la activación de un nuevo artefacto.

2.5.1 Modelos ocultos de Markov (HMM)

Estos modelos ampliamente utilizados en la literatura hacen uso de cadenas de Markov (procesos estocásticos) que permiten conectar un sistema de estados para que cada configuración tenga solamente un grupo pequeño de vecinos (otras configuraciones a las que puede cambiar). A partir de eso, empezando en una configuración inicial arbitraria, estos modelos definen caminos aleatorios (basado en probabilidades de transición) de una configuración a otra [21]. Cada configuración representa el estado de cada dispositivo en un momento dado.

En los HMM, los estados de los modelos de uso final no pueden ser directamente observados, pero en cada paso de tiempo, los dispositivos eléctricos emiten una observación sobre su estado de acuerdo con una función de probabilidad. El consumo eléctrico usualmente es modelado como una variable Gaussiana. Estos algoritmos necesitan entrenamiento para generar los modelos de los electrodomésticos [21].

Un aspecto importante por considerar es que estos modelos por sí solos no son una forma eficiente de modelar los dispositivos eléctricos, pues debería tomarse todos los posibles cambios de estado como estados. Lo anterior resultaría en una matriz muy



grande. Por eso, existen distintas variantes de los modelos basados en cadenas ocultas de Markov.

Una de las variaciones son los modelos ocultos de Markov factoriales (*FHMM*, por sus siglas en inglés). Estos algoritmos modelan el sistema como k cadenas de Markov en paralelo, en cada paso de tiempo, cada cadena genera una observación basada en una función de probabilidad. De esta manera, pueden conseguirse múltiples factores relacionados con la información que se posee, y todos los dispositivos eléctricos que se estudian. Por eso mismo, las FHMM son preferibles sobre las HMM. Dado que la curva por desagregar fue generada por múltiples procesos independientes (diversos dispositivos eléctricos), se disminuye exponencialmente la cantidad de parámetros involucrados si se tratan estos procesos de forma paralela. A su vez, existen metodologías FHMM que logran considerar otro tipo de factores para calcular la probabilidad de transición de los dispositivos. Algunas de estas condiciones adicionales son la hora del día y la dependencia entre algunos dispositivos [22].

La técnica que algunas metodologías utilizan para generar la función que relacione todas las observaciones de las cadenas en paralelo, es sumarlas. Estas metodologías son conocidas como FHMM aditivos. A partir de ello, estas propuestas emplean métodos de inferencia para aproximar las curvas desagregadas [23]. La principal limitación es que esa inferencia es imposible que sea exacta. Por eso mismo, la mayoría de las técnicas presentan limitaciones importantes en la inferencia de cada una de las curvas agregadas. El método de inferencia convexa propuesto en [23] es de los que tiene mejor desempeño actualmente. Una inferencia convexa garantiza que la condición óptima elegida puede ser de primer orden (lo cual simplifica el problema), y además asegura que la solución es óptima para todo el grupo de datos, y no solamente para un grupo específico (un grupo de observaciones, por ejemplo). Sin embargo, la propuesta continúa con una limitación importante para dispositivos con una duración de uso corta y para estudiar nuevos dispositivos, pues depende del modelado.

De hecho, una de las principales desventajas de los métodos basados en HMM es la alta cantidad de información detallada que se necesita para construir los modelos de cada dispositivo bajo estudio. Muchos de estos datos deben ser sub-mediciones. Se han desarrollado metodologías que prescinden de las sub-mediciones para entrenar a las cadenas. Para lo mismo, ajustan modelos genéricos de los electrodomésticos [24]. Aunque estos algoritmos funcionan muy bien para electrodomésticos que siempre están conectados, tienen limitaciones para identificar las curvas desagregadas de los que no.

De forma general, los métodos basados en HMM tienen las siguientes desventajas:

- La alta cantidad de información detallada que requiere la mayoría para el modelado de cada dispositivo.
- Tienen un funcionamiento deficiente para los electrodomésticos que muy pocas veces funcionan solos.

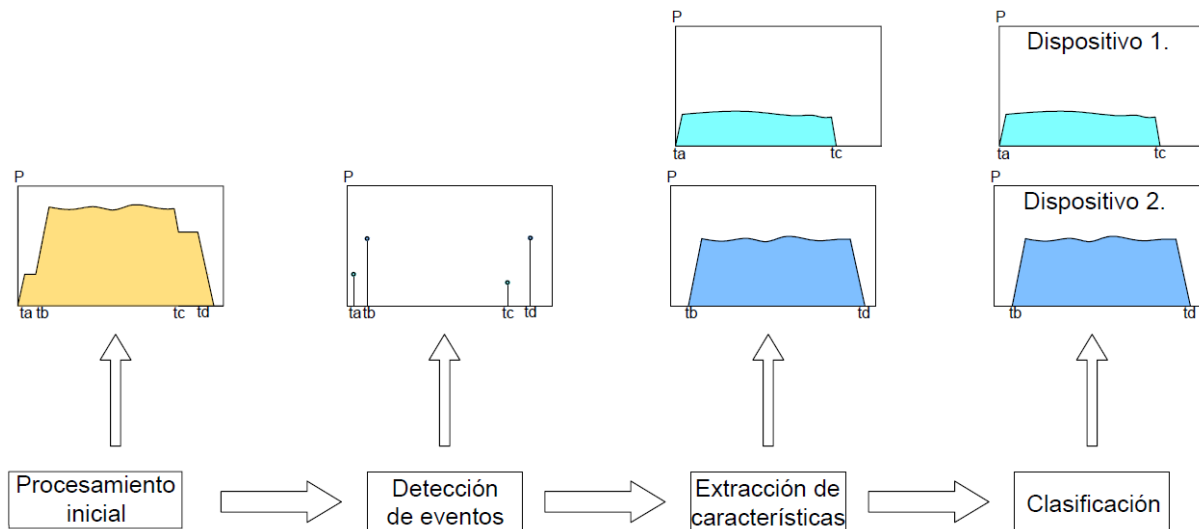


Figura 8. Etapas de los algoritmos de desagregación basados en eventos.

- Complejidad. Cada dispositivo eléctrico necesita un modelo, esto dificulta cualquier modificación futura que se le desee realizar al algoritmo implementado.
- Presentan problemas cuando la duración de los estados es variante.

2.5.2 Algoritmos de desagregación basados en eventos

Estos algoritmos detectan los cambios en la curva agregada, para determinar el punto inicial y final de la activación de un dispositivo eléctrico. Para esto, utilizan las etapas mostradas en la Figura 8, las cuales se basan principalmente en el pro

La primera etapa de procesamiento inicial identifica y limpia la información de acuerdo con el tipo de errores que usualmente ocurren en las curvas agregadas: remueve ruido y picos. Seguidamente, la detección de eventos corresponde a identificar los cambios de potencia en la curva agregada. Para eso, usualmente se utiliza un umbral adaptable que separa los eventos de las fluctuaciones. En la extracción de características se separan los eventos de acuerdo con ciertas particularidades de las mediciones, entre las que destacan: el valor de potencia medio de la ventana, el cambio de potencia, la potencia mínima y máxima, áreas bajo la curva, varianza, entre otros. Con esta etapa se logran aislar las curvas de los dispositivos. La etapa final corresponde a clasificar cada una de estas curvas desagregadas con el dispositivo al que mejor representan.

Existen diferentes metodologías para clasificar los eventos. Uno de ellos es el método basado en árbol de decisiones. Este algoritmo identifica y guarda solamente el primer cambio ascendente y el último cambio descendente. A partir de ello, establecen un valor límite en el cual separan los valores en ramas izquierdas o derechas. El objetivo del algoritmo es que todas las 'hojas' finales del árbol representen un dispositivo eléctrico [20]. Por la naturaleza del algoritmo, este tiene la limitante de no ser muy sensible a las fluctuaciones, por lo tanto, presenta problemas cuando los datos disponibles son de una resolución baja (de un minuto o menos). Otra limitante es que necesita un entrenamiento adicional cuando se requiere incluir una nueva tecnología.



Otra metodología para la clasificación de eventos son las basadas en el *Dynamic Time Warping (DTW)*. Esta es una métrica para comparar la similitud entre dos series de tiempo que no necesariamente tienen los mismos valores. Con este valor, se empareja cada evento con una base de datos previamente establecida. La principal ventaja es que el algoritmo no necesita entrenamiento y es exacto al ubicar dispositivos de múltiples estados (por ejemplo, la lavadora y el refrigerador). Sin embargo, tiene dificultades para identificar dispositivos de muy bajo consumo [20].

Otras técnicas descritas en la literatura han utilizado los algoritmos de *K-means* (método sencillo de agrupamiento) y máquina de soporte vectorial (*SVM*, por sus siglas en inglés). Los primeros presentan baja complejidad en el agrupamiento, pero tienen un bajo desempeño de desagregación. Por otro lado, los algoritmos basados en *SVM* etiquetan muestras y construyen un modelo para predecir la clase de una nueva muestra. Sin embargo, estas técnicas tienen mejor desempeño al desagregar, pero requieren un tiempo mayor de ejecución. Por eso mismo, existen propuestas como la presentada en [25] que unen ambos métodos para aprovechar las ventajas de cada uno, y mitigar sus limitaciones. Esta metodología sigue los siguientes pasos:

1. Entrenan el método de *K-means* utilizando información etiquetada para formar los mejores agrupamientos de vectores. Cada grupo corresponde a un dispositivo.
2. Mediante el algoritmo *SVM* se realiza un refinamiento de la agrupación de los eventos considerando al evento más representativo de un grupo obtenido con *K-means*. El *SVM* tiene grandes requerimientos de procesamiento, por lo que es conveniente realizar el *K-means* a priori.

Con la metodología, se logra disminuir el tiempo de ejecución. Sin embargo, depende de las muestras para conseguir las curvas desagregadas finales.

Existe además una metodología basada en el procesamiento gráfico de señales (*Graph Signal Processing, GSP*). Esta metodología representa a un grupo de mediciones utilizando una señal discreta para representar los nodos del grafo, donde cada nodo representa los datos medidos. El algoritmo incluye una matriz que le asigna un peso a cada variación de potencia. El mismo suaviza la curva para clasificar eventos similares y así generar la curva representativa de cada dispositivo. Esto genera una herramienta muy flexible y escalable. La principal limitación de esta metodología es que luego de obtener las curvas desagregadas, se necesita de una base de datos para comparar las curvas obtenidas con tendencias de consumo de dispositivos previamente establecidas. Según los creadores de estas metodologías, es posible que esta técnica no obtenga las curvas de todos los dispositivos a pesar de que se encuentre en la base de datos. No obstante, este problema se puede solucionarse con una base de datos robusta.

Diversos estudios, como el mostrado en [20], han demostrado que el desempeño de desagregación de los algoritmos basados en eventos es superior a los algoritmos basados en *HMM*. Estos algoritmos presentan diferentes ventajas, entre ellas:



- Pueden desarrollarse metodologías que no necesiten entrenamiento, esto hace que los algoritmos no sean dependientes de los datos.
- Son algoritmos escalables y flexibles. Esto quiere decir que es sencillo incluir nuevas tecnologías. Esto se debe a que no está limitado por el modelado de los dispositivos. La escalabilidad es una característica importante, considerando la rápida transición de algunas tecnologías.
- Menor complejidad con respecto a los algoritmos basados en HMM. Esto permite que la modificación a futuro de los algoritmos sea más sencilla.

Sin embargo, es importante que se preste atención a las limitaciones que poseen para así poder mitigarlas. Como, por ejemplo, que en la mayoría de los casos no se cuenta con un modelo de los dispositivos, entonces se debe contar con una base de datos robusta que permita clasificar cada curva con el dispositivo eléctrico correspondiente.

De la revisión bibliográfica se nota que no existen algoritmos que se desempeñen mejor para todos los tipos de dispositivos. Sin embargo, según el estudio realizado en, la metodología GSP es la que presenta mejores resultados.

Para realizar este trabajo, se decidió utilizar el método no supervisado (sin entrenamiento) para no depender de las mediciones para el desarrollo, y además para que se logren obtener todas las curvas desagregadas independientemente de si se encuentran o no en las mediciones realizadas (base de datos). Esto hace que el algoritmo sea menos sensible a cambios en el comportamiento de los clientes o cambios en los dispositivos. En la siguiente sección, se explica de forma detallada el método empleado.

2.5.2.1 Graph Signal Processing sin entrenamiento

Idealmente, para que las empresas distribuidoras puedan aprovechar al máximo las capacidades de los medidores inteligentes, los métodos de desagregación deberían tener la capacidad de funcionar solamente con información proveniente de estos dispositivos (o sea, sin entrenamiento). Por eso, se utilizará una metodología con la capacidad de desagregar las curvas sin ningún conocimiento previo sobre las características de la vivienda en cuestión, y aun así con buenos resultados.

El procesamiento gráfico de señales utiliza teoría de grafos en su algoritmo. Los grafos corresponden a un conjunto de nodos unidos entre sí. Cada nodo en este caso corresponde a las mediciones realizadas, y se correlacionan con una matriz de pesos. Este peso se asigna de acuerdo con la similitud entre los nodos. Entonces, en ellos se reflejan los cambios de potencia y a partir de ello pueden identificarse los eventos.

Anteriormente se mencionó que esta metodología puede utilizarse para la clasificación de eventos. Sin embargo, en esta metodología se utiliza en tres instancias: i) para detectar los eventos, ii) para crear grupos de eventos, y iii) para emparejar los eventos por sus características. En la Figura 9 se puede observar el algoritmo general de la metodología que se utilizará [26].

La metodología parte de la curva agregada, y de parámetros preestablecidos que se utilizan principalmente para crear el umbral con el que se separarán los eventos de las fluctuaciones de carga. La primera etapa corresponde a una detección inicial de eventos. Para eso se calculan las diferencias de potencia entre cada medición. Con el umbral creado con los parámetros de entrada, se forma un arreglo inicial de eventos. Todos los cambios de potencia fuera de este umbral son considerados.

La segunda etapa utiliza un algoritmo de agrupamiento para los eventos obtenidos. Primeramente, crea un grafo con todos los eventos detectados en la primera etapa. Y seguidamente agrupa eventos estadísticamente similares entre sí. Para lo mismo, utiliza una función con la que se obtiene la solución que minimiza las variaciones en el grafo. Esta función se calcula cada vez que un evento se extrae del arreglo.

La siguiente etapa, de refinación de grupos, se calcula el coeficiente de variación de cada grupo, y se reubican solamente aquellos que poseen baja calidad (alta varianza). Estos grupos se disuelve, se realizan cambios en la forma en que se pesan las diferencias de potencia y se repite el método de agrupamiento anterior. En esta etapa también se realiza un cambio en el umbral para separar los eventos.

La etapa final, de emparejamiento de características, se unen los grupos positivos (cambio de potencia ascendente) con los grupos negativos (cambio descendente) con los valores promedio más cercanos. Seguidamente, también se utiliza teoría de grafos para ubicar los eventos ascendentes con los descendentes, y a partir de ello poder definir las curvas desagregadas.

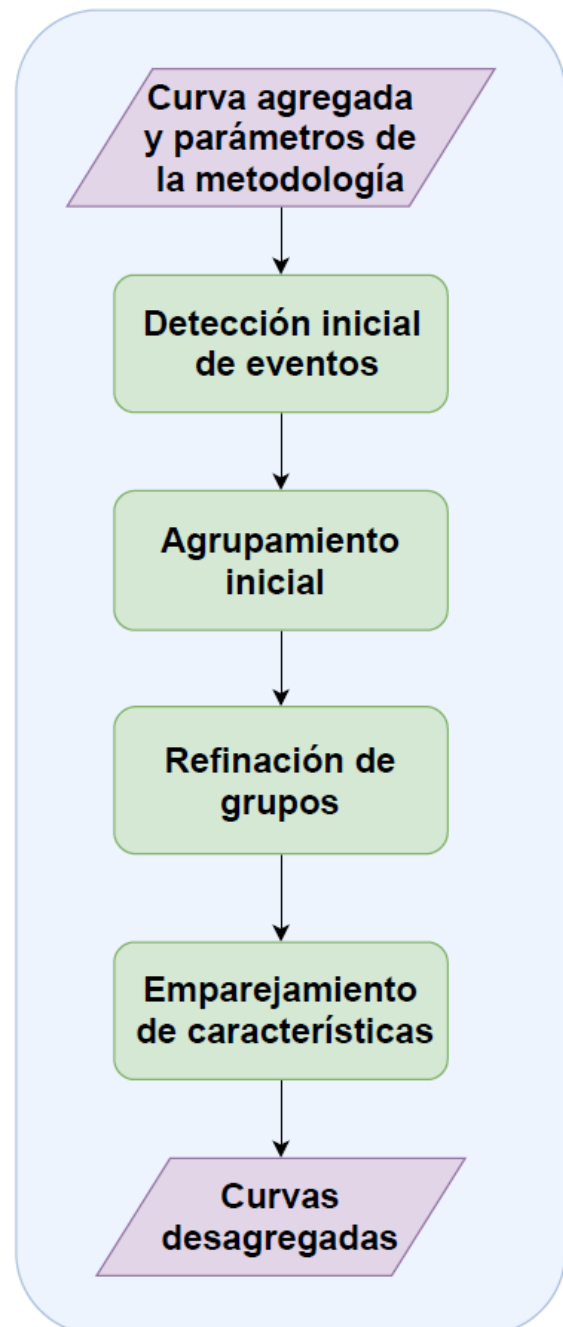


Figura 9. Algoritmo general del *Graph Signal Processing*.

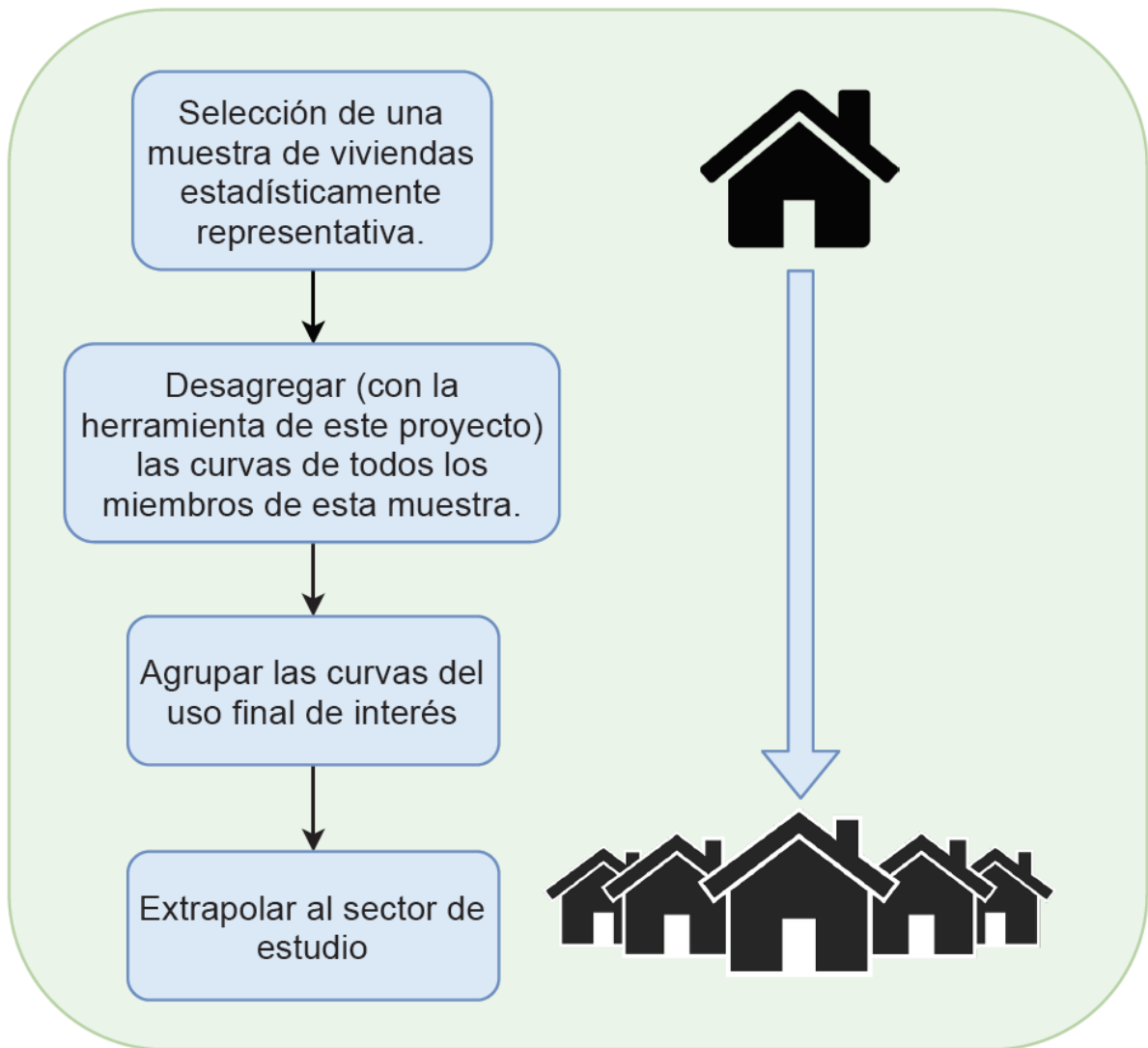


Figura 10. Metodología para conseguir usos finales de escenarios generales.

2.6 Estimación de curvas por sector

La creación de curvas de uso final permite además generar curvas que representen un uso final de una región o del país. Una opción es implementar una metodología de las explicadas en la Sección 2. Sin embargo, esto cambia el enfoque del proyecto, de generar una herramienta para las empresas eléctricas, y no solamente un estudio. A su vez, no haría uso completo de las capacidades de los medidores inteligentes y se integraría en menor medida con el tema de redes inteligentes.

Por otro lado, una vez realizada esta herramienta, las empresas podrán hacer la desagregación de una muestra estadísticamente representativa de la región que desean estudiar. Y a partir de ello, extrapolar los resultados del uso final de su interés. Para este procedimiento, será necesario asegurarse de utilizar las técnicas de selección de muestra y extrapolación correctos, tomando en cuenta que se trata de curvas y no datos



numéricos simples. La Figura 10 muestra un diagrama general de los pasos que se tendrían que realizar para obtener la curva de uso final agregada, en un trabajo posterior al que se está realizando.

3 Conexiones residenciales y equipos de medición

Este capítulo presenta los tipos de conexiones monofásicas residenciales normadas en Costa Rica por la ARESEP. El mismo discute además la selección del equipo de medición para realizar mediciones de uso final en el sector residencial (monofásico).

3.1 Conexiones residenciales

La norma de supervisión de la calidad del suministro eléctrico en baja y media tensión (AR-NT-SUCAL), entre otros aspectos, establece las principales características físicas de la tensión eléctrica en el punto de entrega a los usuarios [27]. La misma norma indica dos posibles conexiones del servicio eléctrico para el sector residencial: sistemas monofásicos trifilares y monofásicos bifilares. En el artículo 8 de la misma, se indican las amplitudes de tensión eléctrica para cada una de estas conexiones (ver Tabla 2). Para facilitar su comprensión, estas dos conexiones también se detallan en Figura 11.

Tabla 2. Valores eficaces de tensión nominal para las posibles configuraciones del sector residencial [27].

Sistema	Tensión eléctrica	
	Entre líneas activas [V]	Entre línea activa y neutro [V]
Monofásico bifilar	-	120
Monofásico trifilar	240	120

En el caso de los sistemas monofásicos bifilares, estos podrán considerarse solo para servicios mencionados en la norma para la Supervisión de la comercialización del suministro eléctrico en baja y media tensión [28]. Esta última indica, en su artículo 26, que los sistemas monofásicos bifilares son válidos solo para servicios existentes, eso quiere decir que no se permite la instalación de servicios con esta configuración, con la

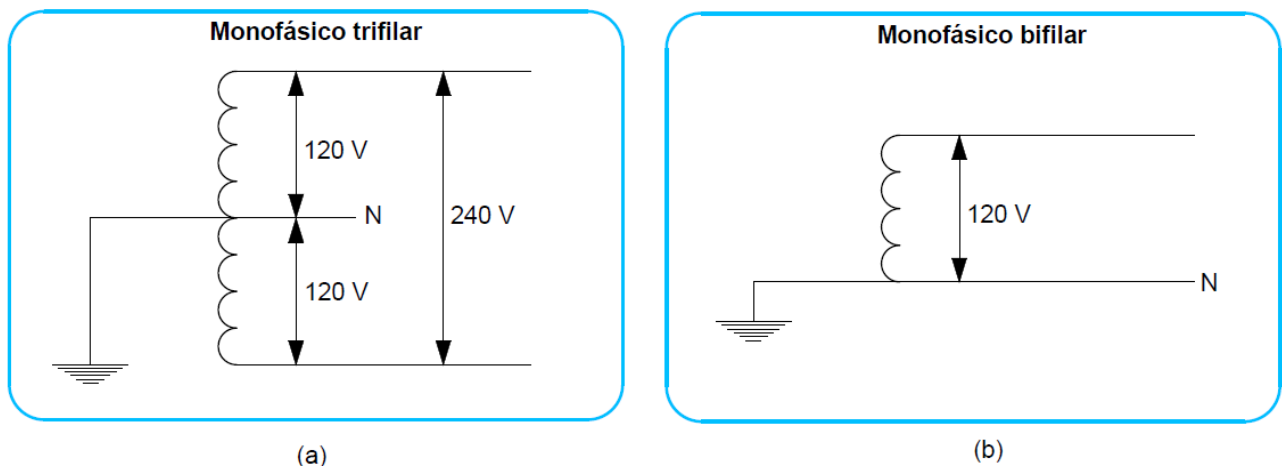


Figura 11. Configuraciones para el sector residencial indicadas en la norma SUCAL.



excepción de servicios sin medición; es decir, nunca servicios residenciales. Algunos ejemplos de servicios sin medición son: semáforos, teléfonos públicos, vallas publicitarias, amplificadores de señal de televisión e internet por cable.

3.2 Equipos de medición

En la ejecución del proyecto, era necesario realizar mediciones de usos finales en viviendas. Para lo mismo, fue necesario adquirir equipos de monitoreo con la capacidad de ejecutar este tipo de mediciones (de acuerdo con el objetivo 1.2.2.2). Para que sea necesario utilizar una sola unidad de equipo por vivienda, el centro de carga (tablero de *breakers*) es el punto de mediciones adecuado.

Aunque esto está sujeto a las decisiones de diseño que haya tomado la persona a cargo de la instalación eléctrica, es común (y en algunos casos hasta obligatorio dependiendo del circuito y en concordancia con el Código Eléctrico Nacional, NEC por sus siglas en inglés) que en los centros de carga se cuente con circuitos separados para la iluminación, área de cocina y equipos que funcionan a 240 V (entre ellos la cocina, secadora de ropa, equipo de calentamiento de agua). Esto facilita la identificación de cada uno de los usos finales de interés.

Entre los aspectos más importantes para la elección del equipo de medición, se tomaron en cuenta:

- La cantidad de canales disponibles para mediciones.
- El tamaño del equipo.
- El grado de precisión de las mediciones.
- El precio.

La cantidad de canales fue de interés para asegurarse de que sea posible medir todas las cargas en la mayoría de las viviendas, o al menos los artefactos de mayor interés. El tamaño del equipo se tomó en cuenta, pues es necesario que la instalación de este sea sencilla y cómoda. Esto tomando en cuenta que estará instalado en los hogares participantes por varios días, en un punto que no siempre es de fácil acceso o amplio. La precisión se tomó en cuenta para garantizar mediciones de calidad, y el precio para asegurar que fuera posible adquirir una cantidad de unidades apropiada, de forma que sea posible realizar múltiples mediciones al mismo tiempo.

Una reducida cantidad de canales de medición y el precio elevado fueron los principales aspectos por los cuáles se descartaron la mayoría de los equipos. Entre ellos el AcuRev 2000 de Accuenergy, el PowerScout 24 de DENT Instruments, y el Power Xpert Branch Circuit Monitor de Eaton.

Los dos monitores de energía comerciales con características que satisfacían los requerimientos de mejor manera fueron el GreenEye Monitor de BrulTech y el IoTaWatt de Open Energy Monitor. Ambos monitores miden los valores de tensión, corriente y potencia necesarios para el estudio. El último equipo tiene la particularidad de ser un



proyecto de *open software* y *open hardware*. En la Tabla 3, se muestra una comparación detallada de estos dos dispositivos. En el caso de las donas o transformadores de corriente, el precio que se muestra corresponde al precio de una unidad. Se necesita una dona por canal que se utilizará. Las correspondientes a 100 A son utilizadas para los dos canales del principal, los demás circuitos pueden medirse con las donas de 50 A y 60 A.

Tabla 3. Comparación de monitores de energía residenciales.

Monitor	Canales	Dimensiones [mm]	Peso [g]	Resolución [W]	Precio (sin impuesto)
<i>IoTaWatt</i>	14	27,0x85,0x125,0	140	1	€120 000.00
<i>IoTaWatt – dona de 50 A</i>	-	-	-	-	€6 000.00
<i>IoTaWatt – dona de 100 A</i>	-	-	-	-	€8 000.00
<i>IoTaWatt – Transformador de potencial AC/AC</i>	-	-	-	-	€14 000.00
<i>GreenEye Monitor</i>	32	231,7 x 181,0 x 50,8	544 - 635	1	€278 400.00
<i>GreenEye Monitor – dona de 60 A</i>	-	-	-	-	€13 920.00
<i>GreenEye Monitor – dona de 100 A</i>	-	-	-	-	€29 580.00

Ambos dispositivos tienen una resolución de 1 W. El *GreenEye Monitor* tiene la ventaja poseer una mayor cantidad de canales, sin embargo 14 canales son considerados suficientes para medir la totalidad de cargas en la mayoría de los hogares, o al menos las cargas de mayor importancia (por ejemplo, la cocina, iluminación, refrigeradora, secadora, y equipo de calentamiento de agua).

Por otro lado, el *IoTaWatt* presenta la ventaja de ser un equipo más liviano y pequeño, menos de la mitad del tamaño con respecto al *GreenEye Monitor*. Esto facilita la instalación, transporte y aceptación por parte de las personas involucradas en la prueba piloto. También, es un equipo más económico y esto permite adquirir una cantidad mayor de unidades. El *IoTaWatt* es un dispositivo *open source*, su interfaz de visualización de resultados no requiere una inversión extra, a diferencia del *GreenEye Monitor* (cuya interfaz sí tiene un costo), y existe una buena documentación de su uso en sus foros y páginas oficiales. Además, el *IoTaWatt* contiene una memoria SD integrada, lo que permite el almacenamiento local de los datos, sin la necesidad de estar permanentemente conectado a una red inalámbrica. Por las razones anteriores, se decidió adquirir el *IoTaWatt* para la ejecución de la prueba.

En la Figura 12 se muestra el equipo adquirido. Las partes enumeradas en la figura son las siguientes:

1. Monitor de energía.
2. Transformador de potencial AC/AC.
3. Adaptador USB AC/DC.
4. Transformador de corriente de 100 A.
5. Transformador de corriente de 50 A.

Los transformadores de corriente se conectan en los extremos largos del monitor de energía. Como puede verse, los 14 canales se encuentran numerados. Tanto el transformador de potencial como el adaptador USB deben conectarse al tomacorriente a 120 V.

Para la ejecución de la prueba, se adquirieron 21 de los primeros tres componentes mencionados, 42 transformadores de corriente de 100 A, y 210 transformadores de corriente de 50 A.

La instalación y configuración del equipo es relativamente sencilla. Sin embargo, y con el fin de facilitar su uso en futuros trabajos, el Anexo A detalla el manual de instalación y configuración del IoTaWatt.



Figura 12. Equipo *IoTaWatt*.



4 Planificación de las mediciones e instrumentos de ejecución

Este capítulo presenta la planificación de las mediciones realizadas y los instrumentos utilizados para la creación de curvas de uso final (por ejemplo, cuestionarios, hojas de levantamiento de carga, boleta de instalación y desinstalación de equipo, y plantillas para organización de información).

4.1 Planificación de las mediciones

La planificación de las mediciones establecía los lugares a visitar para la instalación, las fechas de instalación de cada equipo y la duración de las mediciones a realizar.

Inicialmente, el objetivo era realizar las mediciones en algunas casas incluidas en la muestra de la Encuesta Residencial. Sin embargo, se decidió que lo más conveniente era realizar una selección de participantes a conveniencia, por las siguientes razones:

1. La tasa de rechazo por parte de los participantes es muy alta, pues la ejecución de la prueba significa el ingreso al hogar y la instalación de un equipo por varios días.
2. El traslado complica la planificación de la prueba, y limita en gran medida la cantidad de mediciones que se pueden realizar. Esto tomando en cuenta que cada medición necesita un viaje para la instalación y un viaje para la desinstalación.
3. La instalación en el interior de hogares totalmente desconocidos compromete la seguridad del equipo.
4. Muchos de los hogares que resultaban opciones, pueden no contar con centro de carga (tablero de *breakers*) adecuados para la medición.
5. Considerando que se desea obtener mediciones de usos finales, ejecutar las mediciones en viviendas con muchos dispositivos en un mismo circuito ramal, no cumpliría con el objetivo. Por tanto, también es conveniente elegir viviendas con una instalación eléctrica que, hasta cierto punto, distribuya apropiadamente los usos finales en todos los circuitos ramales.

Aun así, la planificación de mediciones intenta distribuir las mediciones a lo largo del país, en una amplia variedad de viviendas. Las mediciones se efectuaron durante al menos 7 días en cada uno de los hogares participantes con el fin de tener mediciones correspondientes a los cinco días entre semana y los dos días del fin de semana. Estos dos momentos de la semana se caracterizan por tener consumos distintos entre sí, debido a variaciones en las horas de uso y también en los equipos utilizados.

A su vez, se planificó tomando en cuenta la disponibilidad de los 21 equipos de acuerdo con su tiempo de medición (7 días) y el tiempo que se necesita para la extracción de los datos. Para ello, la propuesta fue agrupar viviendas de posibles participantes cercanas entre sí, para realizar esas conexiones (y desconexiones) en un mismo día. En el Anexo C, se muestra una tabla de las mediciones realizadas. Así como los lugares donde se ejecutaron.



Con respecto a la extracción de datos, la base de datos contiene las mediciones con un tiempo de muestreo de un minuto. En el presente informe se incluyen 87 mediciones, es decir, 87 semanas de medición.

Las mediciones se muestran en documentos de Excel. Cada medición contiene una hoja de Instrucciones donde se detallan el lugar de la medición, y las fechas en las que se midió. Así mismo, contienen una hoja de Levantamiento en donde se indican los electrodomésticos que se encontraban conectados a cada circuito medido. En la hoja de Mediciones_Potencia se encuentran los datos extraídos, con un tiempo de muestreo de 1 minuto. Finalmente, en las hojas EntreSemana y FinesSemana se reúnen los datos correspondientes a cada canal y se calculan los promedios y máximos para cada uno. Esto para los días entre semana, y fines de semana, respectivamente.

4.2 Instrumentos para la ejecución de la prueba

Los anexos de este informe presentan los instrumentos confeccionados para la ejecución de las mediciones. Estos documentos fueron creados con el objetivo de facilitar la ejecución de la prueba y organizar la información recopilada.

La encuesta (ver Anexo C) corresponde a una simplificación de la Encuesta para el *Estudio para la Caracterización del Consumo de Energía en el Sector Residencial* del presente año. Esta se utiliza principalmente para obtener información sobre la pertenencia de dispositivos eléctricos en las viviendas monitoreadas y las características de estos equipos. Esta encuesta se realiza en los casos en los cuales el equipo de medición se instala en casas que están fuera de la muestra del estudio residencial (la mayoría de las mediciones realizadas).

Por otro lado, en el Anexo D se muestra el formulario utilizado para el levantamiento de carga. Esto corresponde a identificar qué dispositivos se encuentran conectados a cada uno de los circuitos. El levantamiento de carga es crucial para elaborar la base de datos de entrenamiento, la cual permitirá, en su versión final, que el algoritmo decida automáticamente si la vivienda tiene un dispositivo específico asociado a un uso final. Esta base de datos se encuentra en construcción, ya que depende del proceso de extracción y procesamiento de datos de las mediciones.

Con el objetivo de tener un control sobre el equipo instalado, se realizó un formulario de instalación y desinstalación, donde se anota en presencia de los participantes, cada una de las partes del equipo instalado, así como el lugar y la fecha de la instalación. Este formulario es posible observarlo en el Anexo E.



5 Metodología propuesta para la estimación de curvas de uso final

El presente capítulo detalla la metodología propuesta para la estimación de curvas de uso final. Para efectos de esta metodología, el objetivo es determinar las curvas de uso final de una vivienda a partir de la siguiente información: un registro histórico de la curva agregada de demanda, así como una descripción de las características de los artefactos eléctricos y cómo se utilizan. El registro histórico de la demanda, expresado como una serie de tiempo, se extrae de un medidor inteligente que monitorea la potencia con una periodicidad definida (por ejemplo, cada 15 min).

La curva de uso final calculada para cada artefacto eléctrico contenido en la vivienda depende de dos tipos de datos generales:

- La curva de demanda eléctrica agregada. Estas curvas provienen de un medidor inteligente del cual las empresas eléctricas pueden extraer información de cada cliente.
- Información descriptiva de la vivienda. Esta información está ligada a variables que se pueden recopilar de la encuesta residencial y de datos generales disponibles en el INEC.

A partir de los datos de cada residencia, se deben determinar las curvas de demanda eléctrica de cada dispositivo (de uso final). Cuando no es posible obtener una descripción detallada de una vivienda (o sea, no se tienen datos de la vivienda que la curva de demanda caracteriza), debe de ser posible caracterizar viviendas de una zona geográfica a partir de datos estadísticos a nivel país. Las curvas de demanda eléctrica se obtienen a partir de un algoritmo de desagregación.

Es importante mencionar que, para lograr una identificación adecuada de los artefactos eléctricos, se debe contar con una base de datos de referencia que permita asemejar las curvas de los artefactos de uso final de forma estadísticamente confiable. Por esta razón, es necesario efectuar una etapa de entrenamiento en la definición del problema industrial a resolver para describir el estado actual de las curvas de uso final de las viviendas. La base de datos de sub-mediciones puede expandirse y actualizarse periódicamente el futuro para lograr seguir el ritmo de cambios en hábitos y tecnologías de los clientes residenciales.

5.1 Propuesta metodológica

La metodología propuesta consta de cuatro módulos principales.

1. **Recopilación de mediciones:** Esta primera etapa se refiere a la recopilación de mediciones de uso final. Estos datos de entrada se obtienen de las mediciones de campo. Estos datos deben filtrarse para: remover picos, remover ruido y hacer más pronunciados los flancos de las curvas agregadas que se relacionan con la activación o desactivación de artefactos eléctricos.

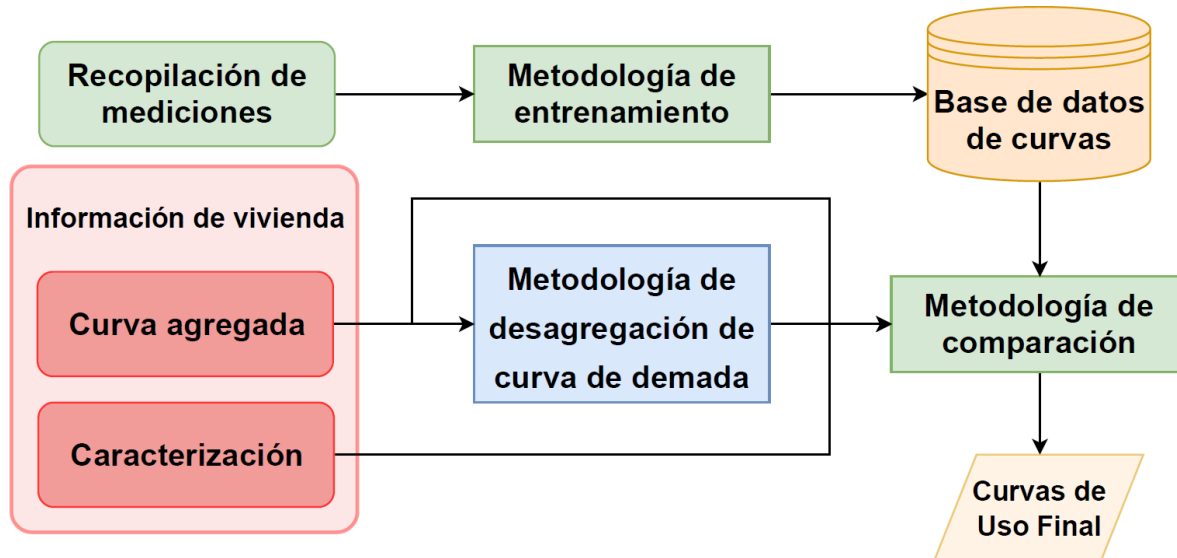


Figura 13. Diagrama general de la metodología propuesta y sus procesos.

2. **Entrenamiento:** Esta etapa consiste en preseleccionar la demanda de los dispositivos que una vivienda puede tener, conociendo su demanda agregada y algunas características de su vivienda (datos socioeconómicos). Este entrenamiento se realiza además con información recopilada a partir de la encuesta residencial y las mediciones en la muestra de viviendas.
3. **Desagregación de la curva de demanda agregada:** En la tercera etapa se aplica un algoritmo de desagregación a la curva de demanda agregada de la vivienda que se desea estudiar. Esta desagregación se basa en el algoritmo presentado en [26]. El resultado permite identificar los dispositivos utilizados en la vivienda mediante una comparación con la base de datos entrenada.
4. **Comparación:** En la última etapa, se delimita el tipo de curvas de uso final que puede tener la vivienda de interés al clasificarla dentro de la categorización entrenada de viviendas. Entonces, la desagregación de la curva agregada se compara con una base de datos representativa de la vivienda de interés y es posible establecer cuáles son los artefactos utilizados en la vivienda.

La Figura 13 muestra la integración entre cada una de las etapas de la metodología propuesta. La parte superior del diagrama muestra la etapa de entrenamiento que se realiza mediante las sub-mediciones efectuadas en el campo. La parte inferior del diagrama muestra la funcionalidad deseada de la metodología: poder inferir las curvas desagregadas a partir de información agregada de cada vivienda de interés.

En las secciones siguientes se describe cada uno de los módulos que conforman la metodología, así como los procesos que los constituyen. En este trabajo se parte de una metodología existente capaz de desagregar curvas de demanda sin requerir entrenamiento. Esta metodología es una de las más recientemente desarrolladas en la literatura. Sin embargo, al no contar con una base de datos extensa de las curvas de uso final de los artefactos eléctricos en Costa Rica y con el fin de delimitar las combinaciones

posibles de estos que pueden generar una curva, se desarrollan heurísticas de entrenamiento que apuntan a mejorar los resultados.

5.1.1 Etapa 1: Recopilación de mediciones

La Figura 14 muestra los 6 procesos requeridos para preparar y generar los datos requeridos en la etapa de entrenamiento.

A. Selección de la muestra de viviendas para sub-medición.

La logística requerida para efectuar el proceso de sub-medición y de recopilación de información sobre viviendas debe desarrollarse en paralelo con el proyecto de encuesta residencial, de tal forma que puedan aprovecharse los recursos del proyecto de forma óptima. Asimismo, se debe procurar realizar mediciones en viviendas donde la ejecución sea segura y sencilla.

B. Aplicar un filtro para mejorar la serie de tiempo.

Un filtro de mediana se aplica para remover picos y ruido, así como para clarificar los flancos que marcan los cambios de potencia de la curva agregada.

C. Aplicación de cuestionario a viviendas seleccionadas.

En preferencia, a cada una de las viviendas que se seleccionan para la medición de las curvas de uso final, se les debe aplicar el formulario de la encuesta residencial. La información recopilada forma parte de los datos requeridos para el entrenamiento.

D. Identificar los principales circuitos del tablero y etiquetarlos.

Se requiere etiquetar el proceso de medición de cada uno de los circuitos analizados de la forma más clara y precisa. Este proceso debe asemejar un levantamiento de carga rápido y una documentación en sitio.

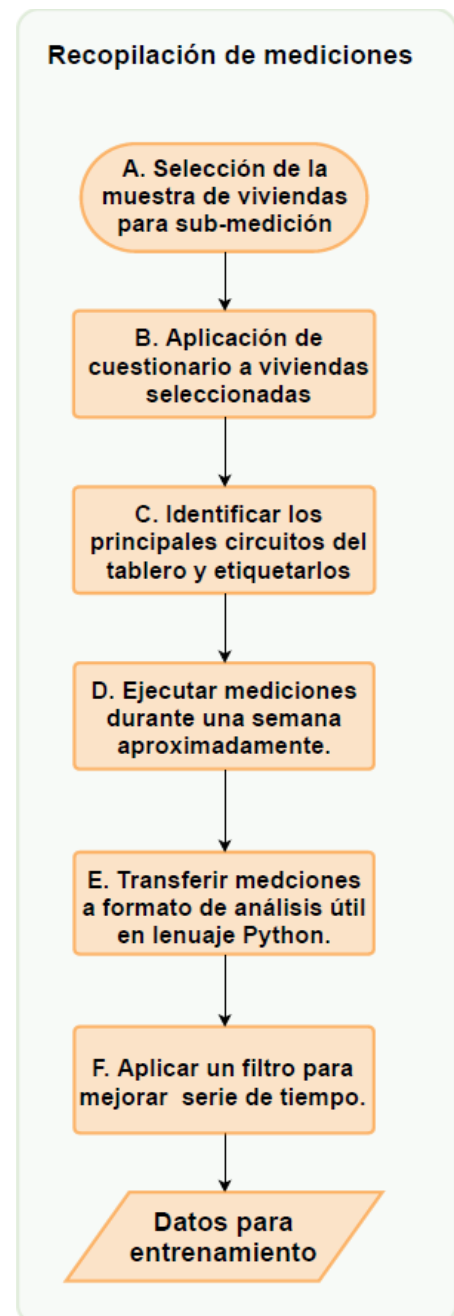


Figura 14. Proceso de recopilación de mediciones y sub-mediciones.

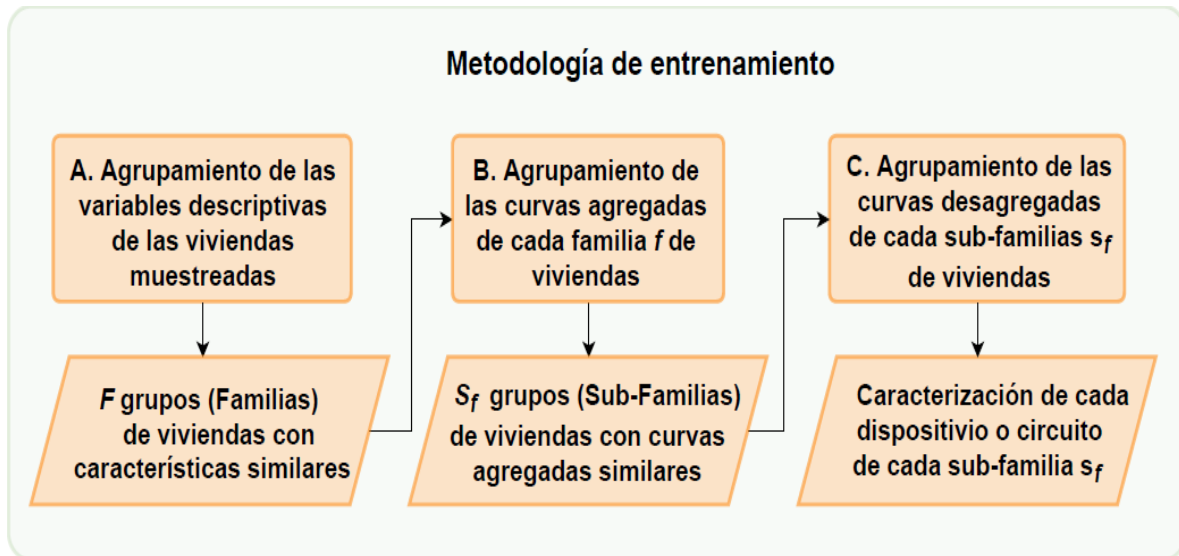


Figura 15. Procesos que conforman la metodología de entrenamiento.

- E. Ejecutar mediciones durante aproximadamente una semana.** Se debe dejar el equipo de medición durante una semana en cada una de las viviendas.
- F. Transferir mediciones a formato de análisis útil en lenguaje Python.** Se deben extraer los datos del aparato de medición para ser transferidos a una computadora y poder procesarse con las herramientas informáticas de análisis de los datos.

5.1.2 Etapa 2: Entrenamiento

El módulo de entrenamiento tiene el objetivo de generar la familia de curvas típicas de los artefactos eléctricos albergados en las viviendas a las cuales se les realiza sub-medición. La curva de demanda, muestreada con un monitor inteligente, debe desagregarse. Las curvas típicas se generan mediante un trabajo de campo de sub-medición y mediante información recopilada en la encuesta residencial. Con esta información se realizan tres niveles de agrupamiento que se muestran en la Figura 15 y que requieren de los datos de la etapa anterior para confeccionar.

A. Agrupamiento de las variables descriptivas de las viviendas muestreadas: se realiza un agrupamiento de las viviendas según las características socioeconómicas y energéticas que se recopilan con las preguntas de la encuesta residencial. La cantidad de grupos que resultan del algoritmo de agrupamiento se optimiza mediante una evaluación de silueta [25]. Este nivel de agrupamiento permite obtener F familias que contiene una cantidad V de viviendas. Algunos ejemplos de métricas que permiten realizar el agrupamiento y que se obtienen de la encuesta residencial son:

- Cantidad de personas en la vivienda.
- Ingreso por persona de la vivienda.
- Cantidad de artefactos por persona, con una desagregación por artefacto.
- Año de educación formal del entrevistado.



- El promedio histórico del consumo energético mensual.
 - Frecuencia y duración de usos de artefactos.
- B. Agrupamiento de las curvas agregadas de cada familia f de la vivienda:** se realiza un agrupamiento jerárquico-aglomerativo de las curvas de cada una de las v viviendas pertenecientes a la familia f . Este agrupamiento de curvas debe ser adecuado para series de tiempo, por lo que debe utilizarse la distancia dinámica de Warp (del inglés, Dynamic Time Warp distance o distancia DTW) para contemplar la forma de las series de tiempo de la demanda agregada. El resultado de este nivel de agrupamiento es una cantidad de subfamilias de viviendas S_f asociado a cada familia f .
- C. Agrupamiento de las curvas desagregadas de cada subfamilia s_f de viviendas:** se realiza una identificación de las curvas típicas de cada uno de los artefactos que pueden tener cada una de las viviendas pertenecientes a la subfamilia s_f . Mediante un método similar al agrupamiento de nivel 2, es posible calcular la curva característica de cada uno de los dispositivos.

Una vez finalizada la etapa de entrenamiento, se conforma una base de datos con la cual una vivienda puede compararse a tres niveles:

- Características generales de la vivienda recopiladas de la encuesta residencial que se comparan con F familias determinadas mediante un agrupamiento en la etapa de sub-medición.
- Curva agregada obtenida mediante un monitor inteligente que se compara con las curvas características de S_f subfamilias asociadas a cada familia f .
- Caracterización de la curva de uso final a partir de la base de datos de sub-mediciones. Esta es la base de datos que le permite a un algoritmo de desagregación hallar el artefacto eléctrico que corresponde.

5.1.3 Etapa 3: Desagregación de la curva de demanda agregada

El algoritmo de desagregación no-entrenado compara sus resultados contra una base de datos entrenada conformada por mediciones nacionales y determina cuál es el dispositivo que se encuentra asociado a cada curva hallada en la desagregación [26]. La metodología de desagregación utilizada en este trabajo se basa en eventos y fue desarrollada en [26]: los procesos se muestran en la Figura 16.

Esta metodología de desagregación de curvas se basa en el agrupamiento de eventos calificables a partir de los datos de la demanda agregada. El algoritmo hace una agrupación de los cambios de potencia con flanco positivo y negativo. Para cada instante de tiempo, los flancos positivos y negativos suceden si la diferencia entre la potencia posterior y actual es positiva o negativa, respectivamente. El algoritmo identifica los cambios de potencia y los agrupa según su magnitud.

El agrupamiento inicial se puede refinar para obtener las curvas desagregadas con una potencia máxima más uniforme entre cada uno de los estados encendidos de la curva desagregada. Entre más desagregaciones haya, más estados encendidos y apagados

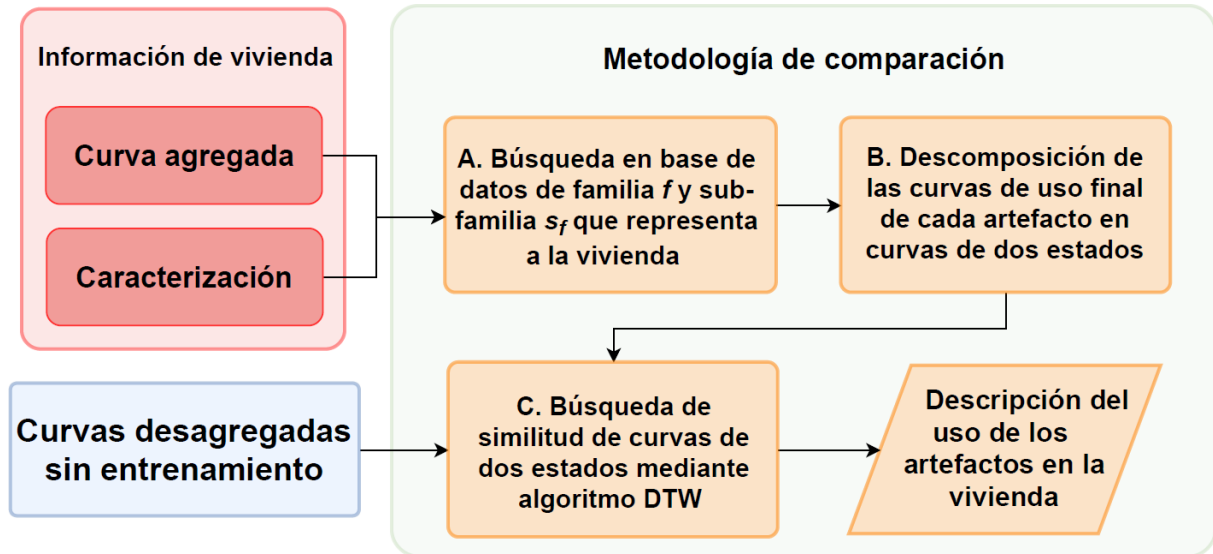


Figura 17. Metodología de comparación de curvas desagregadas y curvas de uso final entrenadas.

se pueden representar. Finalmente, se realiza una comparación entre los flancos positivos y negativos de magnitudes similares para determinar cuándo un dispositivo – o uno de sus estados – sufrió un cambio encendido a apagado o viceversa. Una vez halladas las curvas desagregadas, el paso siguiente consiste en obtener la curva de uso final considerando los 4 tipos de artefactos eléctricos existentes (ver Figura 6) y considerando la base de datos entrenada.

5.1.4 Etapa 4: Comparación

Las curvas desagregadas deben de compararse con la base de datos de curvas de uso final entrenadas de los artefactos a los que se le realizó sub-mediciones en las viviendas y se clasificaron. La Figura 17 muestra los tres procesos que conforman la metodología de comparación.

- A. Búsqueda en base de datos de familia f y subfamilia s_f que representa a la vivienda.** A partir de la información de curva agregada y de la caracterización de la vivienda, es posible ubicar a esta dentro de una familia y una subfamilia. La base de datos entrenada admitiría primeramente comparar las métricas de caracterización de la vivienda con las de cada familia f . Esta cuantificación de similitud se puede realizar mediante el cálculo de la distancia euclidiana entre los puntos que se conforman con las métricas normalizadas: las familias tendrán un centroide que corresponde a un punto N dimensional con N métricas normalizadas. Si la distancia euclidiana entre el centroide de una familia f y el punto p que representa la caracterización de la vivienda es menor con respecto a las demás familias, entonces la vivienda de interés pertenece a la familia f . Luego, de acuerdo con la curva agregada de la vivienda, se debe definir a cuál subfamilia s_f pertenece la vivienda. Para este efecto se calcula la distancia DTW



entre la curva de la vivienda y la curva característica del centroide de cada subfamilia. La menor distancia DTW ayuda a establecer cuál es la curva más semejante a la de la vivienda.

B. Descomposición de las curvas de uso final de cada artefacto en curvas de dos estados. Este paso permite descomponer a los artefactos eléctricos de múltiples estados en un conjunto de curvas de dos estados.

C. Búsqueda de similitud de curvas de dos estados mediante algoritmo DTW.

Las curvas desagregadas de la demanda -que solamente tienen estado encendido/apagado- se pueden comparar directamente con las curvas de la base de datos entrenada. La comparación puede realizarse con la distancia DTW. Cuando se hayan completado las comparaciones, las curvas con menor DTW entre sí son aquellas que se corresponden. Mediante un pareo de curvas, se puede lograr componer curvas de uso final de múltiples estados a partir del algoritmo de desagregación. Lo anterior sin dejar por fuera la determinación de las curvas de uso final de otros tipos diferentes al de múltiples estados.

6 Implementación del modelo metodológico

La implementación de la metodología propuesta se ve limitado por la ausencia de sub-mediciones. Esto impide completar etapas como la base de datos y por lo tanto el algoritmo de comparación. Sin embargo, la metodología de la sección anterior ha sido estudiada con detenimiento para garantizar que pueda implementarse rápidamente cuando se dispongan de datos.

La etapa que soluciona el principal problema de este proyecto, la desagregación de curvas, sí fue posible implementarla. Esto aprovechando que no necesita entrenamiento para conseguir las curvas finales. En la siguiente sección se detalla la implementación de esta etapa.

6.1 Implementación del desagregador de curvas

Para ejecutar la desagregación de las curvas, se utilizó Python. Se hicieron uso de varias funciones dedicadas para realizar los agrupamientos y funciones matemáticas necesarias para implementar la metodología. El algoritmo se basó en la metodología propuesta en [26] y descrita en la sección 2.5.2.1. La Figura 18 muestra un diagrama que resume el funcionamiento de la desarrollada herramienta.

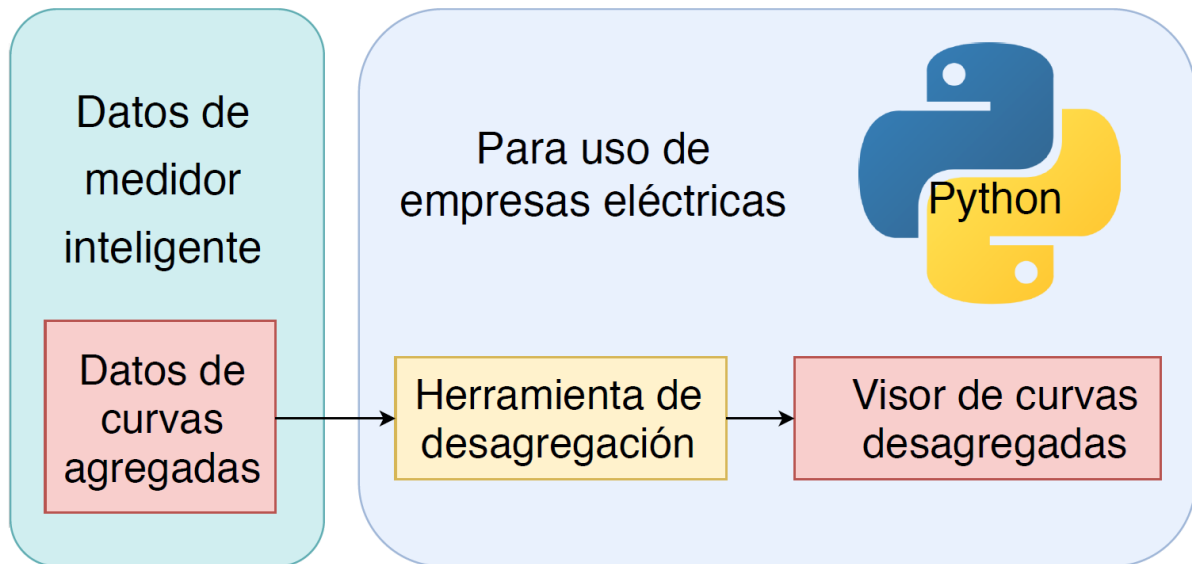


Figura 18. Diagrama de la implementación del algoritmo.

Actualmente, se cuenta con el algoritmo de *Graph Signal Processing* implementado en Python. La herramienta es de fácil uso porque la única información estrictamente necesaria que tendrán que ingresar las empresas son los datos de las curvas agregadas provenientes de medidores inteligentes. A partir de ello, la herramienta se encarga de desagregar la curva.

El algoritmo toma los datos de las curvas agregadas de forma estandarizada, esto permite que las mediciones extraídas se encuentren ordenadas para que el algoritmo funcione

correctamente. Así, la herramienta toma los datos de entrada, la curva agregada, en forma de un archivo separado por comas (ver Figura 41).

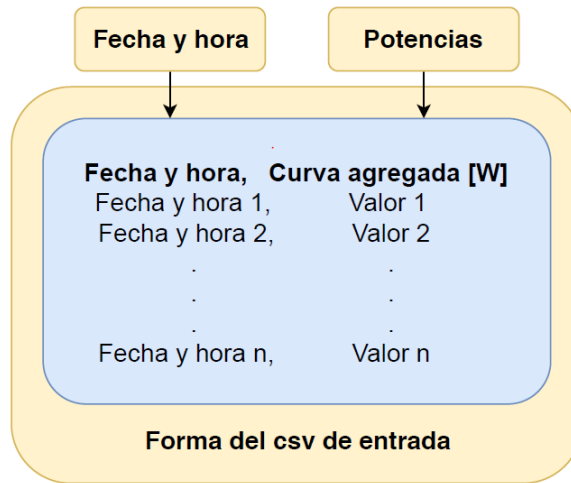


Figura 19. Forma del archivo de la curva agregada de entrada.

La metodología de este algoritmo se basa en eventos ocurridos (cambios de potencia), emparejando cambios positivos (activación de dispositivos) con cambios negativos (desactivación de dispositivos). Debido a esto los dispositivos encendidos desde el inicio de la curva medida no son detectados por el algoritmo, por lo que, para solucionar este problema, se modificó el algoritmo para que coloque en cero las series de tiempo en la muestra inicial y final. Esto facilita que el algoritmo identifique cambios de potencia de activación y desactivación al empezar y terminar la curva bajo estudio.

Existen cinco parámetros de entrada del algoritmo que tienen un efecto en los resultados de las curvas de uso final, por lo que se identificó el efecto que tiene cada uno en los resultados conseguidos. Esto se logró al realizar diversos barridos para todos los parámetros de entrada. Se encontró que uno de los parámetros, correspondiente al número mínimo de activación de un dispositivo en la serie de tiempo, causa grandes cambios, y su efecto es distinto de acuerdo con las mediciones. Con respecto a los otros parámetros, fue posible encontrar cuáles valores tienen mejor desempeño, y su efecto es independiente de la curva bajo estudio. Estos últimos valores se colocaron en valores que minimizaran el error cuadrático medio normalizado (ECMN).

Con respecto al parámetro que indica el número mínimo de activación de un dispositivo en la serie de tiempo, se modificó el algoritmo para que realice un barrido y el algoritmo elija el parámetro que causa un menor ECMN. Entonces, se permite utilizar un valor de parámetro adecuado para cada curva, según las características de cada vivienda.

Es posible que existan valores no numéricos en la serie de tiempo a estudiar. Los datos de entrada pueden traer valores errados que se obtuvieron durante la medición y lo que



generaría errores de compilación en el algoritmo. Para evitar problemas con un escenario de este tipo, se colocaron todos los valores no numéricos en cero, bajo la premisa de que de todos modos estos datos son mediciones perdidas.

6.2 Desempeño del algoritmo con datos de la Unidad de Verificación de Calidad del Suministro Eléctrico (UVECASE) de la UCR

Para comprobar el funcionamiento del algoritmo, se utilizaron datos de curvas agregadas medidas por la Unidad de Verificación de Calidad del Suministro Eléctrico (UVECASE) de la UCR. Para comprobar de forma gráfica el funcionamiento del algoritmo, se comparan a continuación curvas agregadas que se utilizaron con los resultados obtenidos.

En la Figura 20 se compara la curva agregada correspondiente a un día de mediciones con la suma de las curvas desagregadas obtenidas. Considerando que la curva agregada corresponde a la suma de todos los usos finales, es claro de la Figura 20 que la agregación de las curvas brinda un muy buen resultado. En la Figura 21, se muestran de forma independiente todas las curvas desagregadas conseguidas. En este caso, se consiguió la curva de 7 dispositivos eléctricos distinto. Estas son las curvas que deben compararse con la base de datos para definir cuáles son los usos finales específicos que estas curvas representan.

Por otro lado, la Figura 22 muestra un segundo ejemplo de otro día completo. La Figura 22 muestra nuevamente la similitud entre la curva agregada de entrada medida por el UVECASE, con la suma de las curvas desagregadas conseguidas. En la Figura 23, se muestran en un solo gráfico las curvas desagregadas conseguidas, nuevamente para 7 dispositivos. La metodología permite considerar más equipos, pero para efectos de esta demostración, el informe se limita a 7 equipos eléctricos.

Los parámetros de entrada de este algoritmo, que son 7 diferentes y son utilizados principalmente para definir los umbrales de detección de eventos, juegan un papel determinante en la obtención de las curvas de uso final. Cambios en estos valores, repercuten en el grado de error de los resultados (diferencias entre la curva agregada y la suma de las desagregadas), así como en la cantidad de dispositivos eléctricos que se obtienen. Por lo tanto, es importante comprender la magnitud de este efecto.

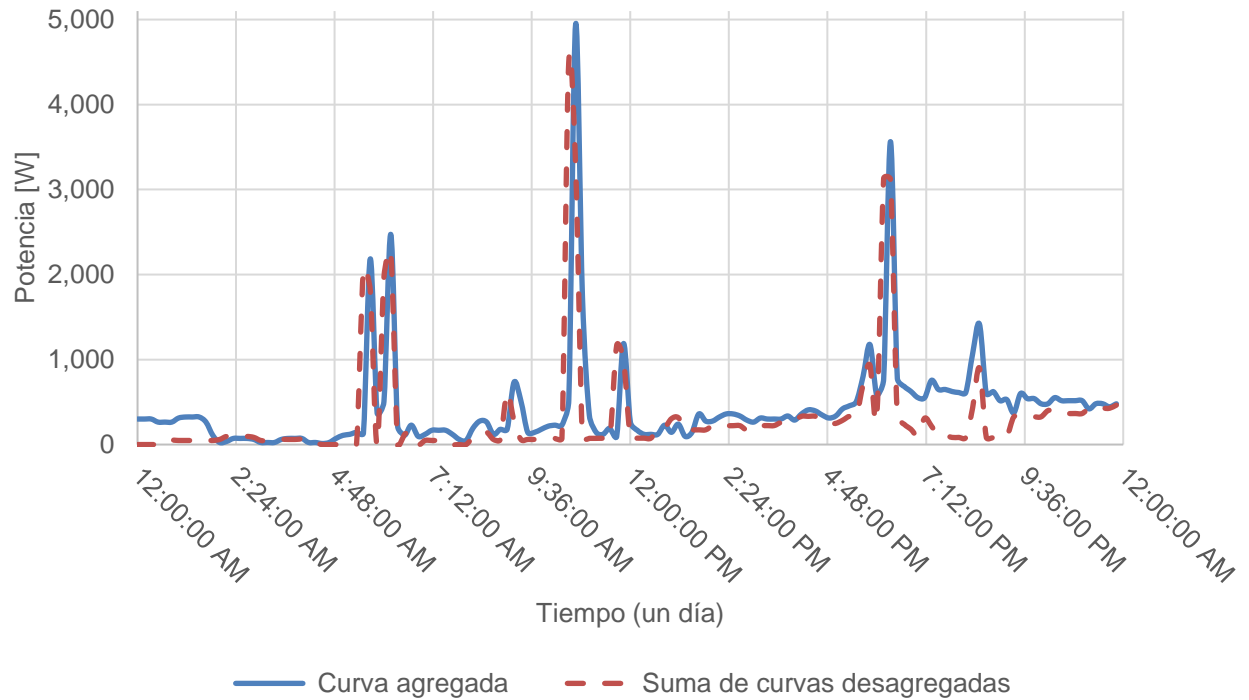


Figura 20. Comparación entre la curva agregada utilizada y la suma de curvas desagregadas del ejemplo 1.

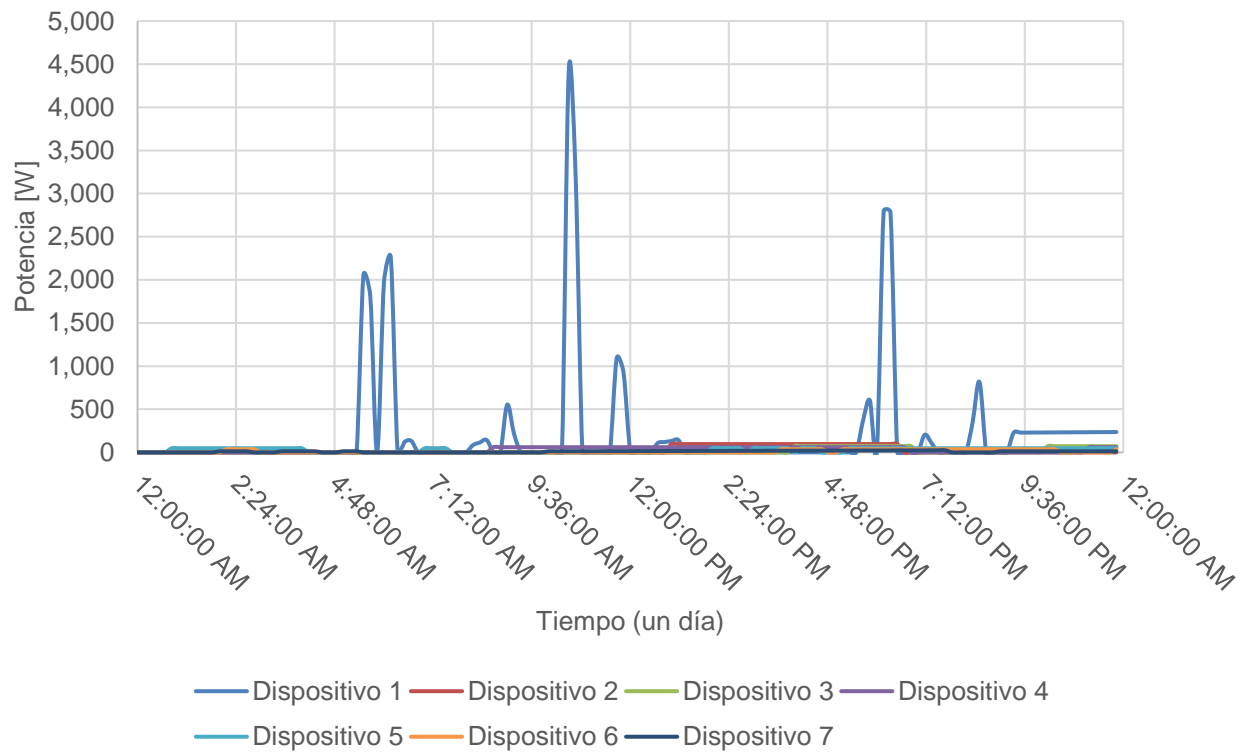


Figura 21. Curvas desagregadas obtenidas en el ejemplo 1.

Seguidamente, de una base de datos de curvas agregadas medidas por el UVECASE,

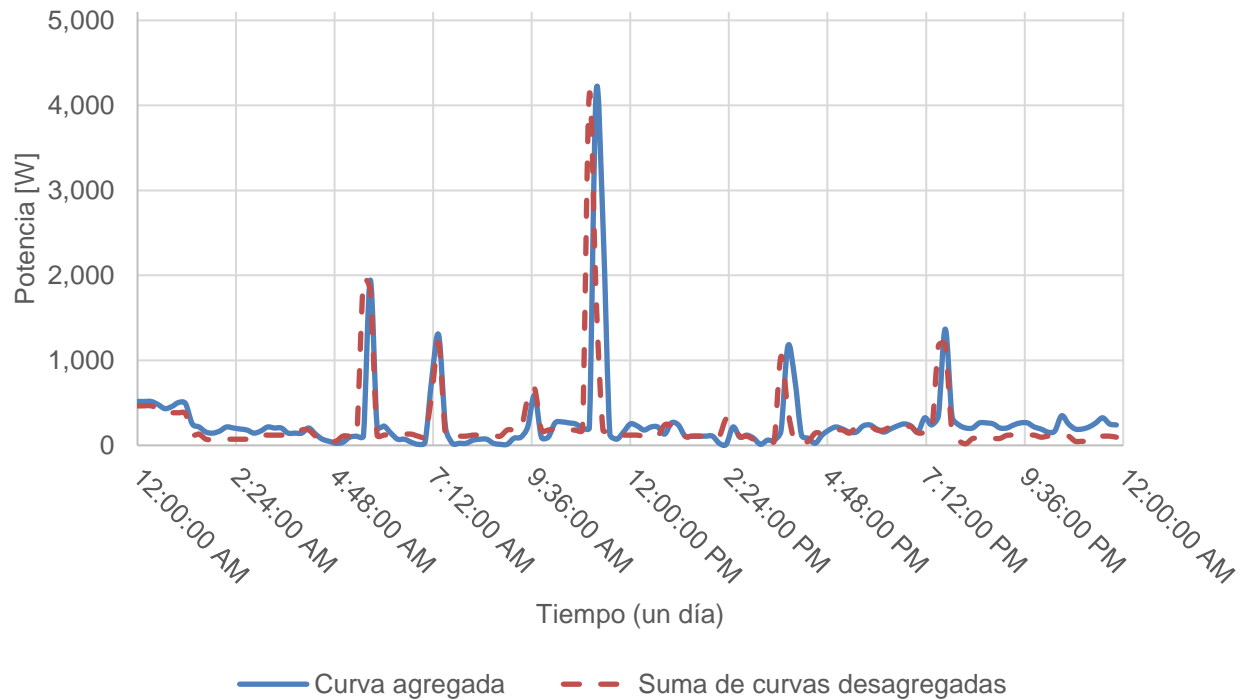


Figura 22. Comparación entre la curva agregada utilizada y la suma de curvas desagregadas del ejemplo 2.

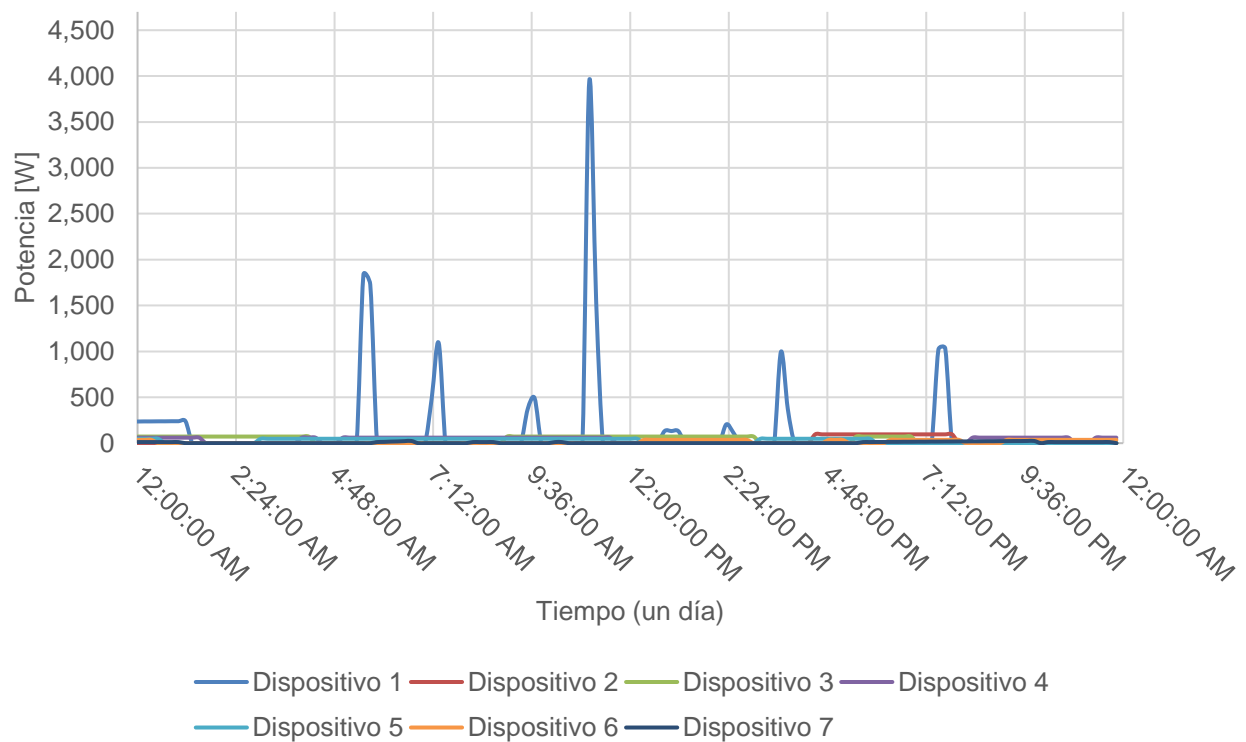


Figura 23. Curvas desagregadas obtenidas en el ejemplo 2.

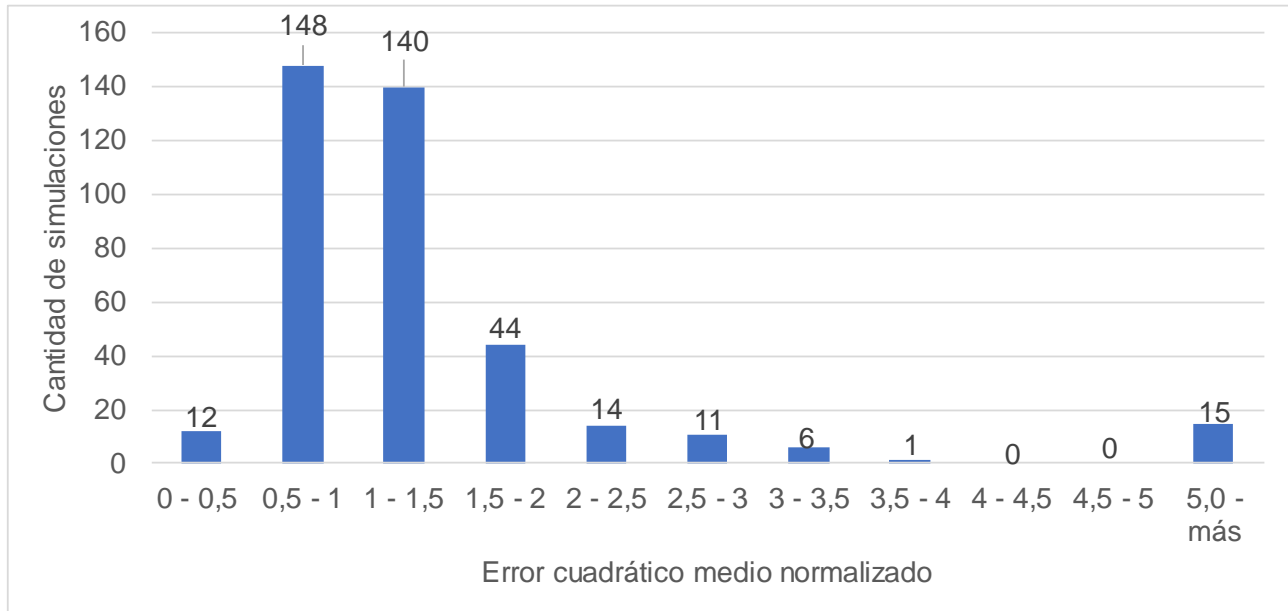


Figura 24. Error medio cuadrático de las mediciones realizadas.

correspondientes a 391 hogares, se calculó el error cuadrático medio normalizado (ECMN) de los resultados. Este error calcula el cuadrado de la diferencia de las mediciones de entrada y la suma de las curvas desagregadas obtenidas sumadas, y la divide entre la varianza de los datos de entrada. De todas las curvas desagregadas calculadas, en la Figura 24 se muestran los errores conseguidos. Del análisis realizado, es posible concluir que en el 96% de los casos estudiados, la metodología es capaz de obtener curvas de uso final con un ECMN inferior al 5%.

Puede observarse que la mayoría de las muestras tienen un error menor a 1.2. Sin embargo, es deseado disminuir al mínimo el error proveniente de la estimación de las curvas desagregadas. La mediana de estas simulaciones realizadas corresponde a la muestra de una vivienda con un ECMN de 1.1140. Esta curva puede observarse en la Figura 26. Puede verse que, aunque da seguimiento en los cambios importantes, existe una diferencia mayor entre la curva de entrada y la suma de las curvas resultantes en comparación con las curvas que se mostraron al inicio de la sección.

Como se mencionó anteriormente, la variación de los parámetros de entrada produce cambios importantes en la curva obtenida. Por tanto, si se realiza un ajuste de estos valores para cada caso específico, es posible obtener curvas resultantes con mejores ajustes a la curva de entrada. Por ejemplo, en la Figura 25 se muestra la curva correspondiente a la mediana del estudio, una vez que se realizó un barrido para el parámetro al que la estimación es más sensible. Para esta, se consigue un ECMN mucho menor, de 0.4230. Es decir, es posible conseguir un mejor ajuste para cualquier curva, si se realiza una adaptación de parámetros adecuadamente para cada una.

Aunque la principal limitante de la propuesta metodológica utilizada en este trabajo es que no existe una forma definida y documentada de adaptar estos parámetros, sí es

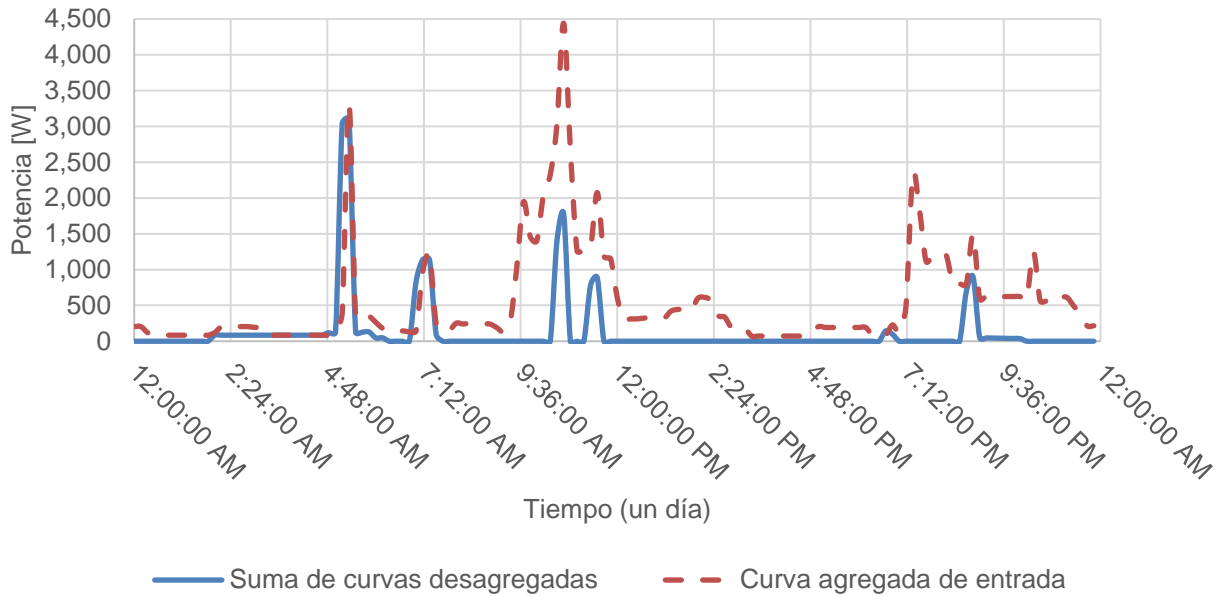


Figura 26. Comparación de curva agregada de entrada y suma de curvas desagregadas para la mediana.

posible observar tendencias entre la variación de estos y los resultados conseguidos. Así como variaciones a las que la estimación, es más sensible (parámetros que producen más cambios). Por lo tanto, es conveniente agregar una etapa adicional al algoritmo que

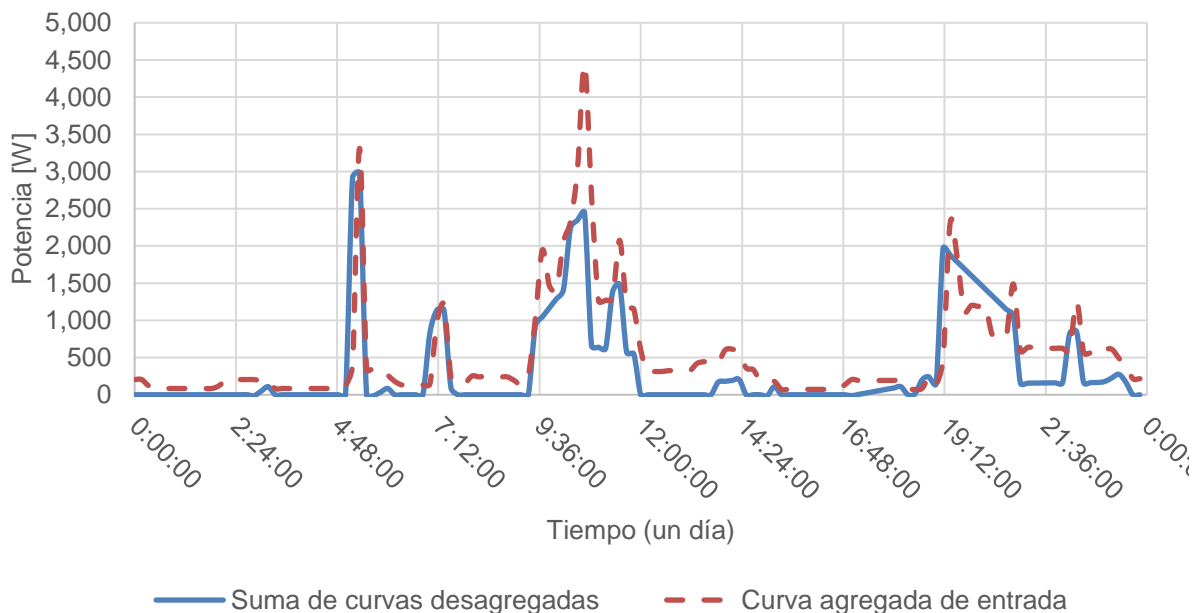


Figura 25. Comparación de curva agregada de entrada y suma de curvas desagregadas para la mediana con parámetros ajustados.

refine la definición de los parámetros que establecerán los umbrales de detección. Sin



embargo, estos parámetros no solamente alteran el error conseguido, sino también la cantidad de dispositivos eléctricos asociados al consumo detectados, y la forma de la curva. Por tanto, la etapa de barrido será provechoso concretarla con curvas medidas en hogares que se conoce la cantidad de dispositivos eléctricos, y cuáles son. Para así tomar en cuenta todos los elementos involucrados en la variación de valores de entrada.

También, como se menciona en [29], una de las principales fuentes de error en los algoritmos de desagregación es el tiempo de muestreo de las mediciones. Las mediciones de las que se dispone, y que se utilizaron acá, tienen un tiempo de muestreo de 10 min. A este rango, existe mucha información que se pierde (por ejemplo, activación de microondas, de luces y cambios de estado de dispositivos de estados múltiples), y además se deteriora el funcionamiento del desagregador. De hecho, es recomendable que, para optimizar el funcionamiento de los desagregadores, se cuente con información con un tiempo de muestreo del rango de los segundos. Cuando se cuenta con un tiempo de muestreo de 10 min, el algoritmo se ve afectado especialmente en horas de consumo pico [29]. Afortunadamente, con el equipo adquirido será posible, y los medidores inteligentes, dispositivos para los cuales se desarrolla la herramienta, usualmente tienen la capacidad muestrear hasta cada segundo [30].

6.3 Desempeño del algoritmo aplicado a las mediciones realizadas.

Para comprobar el grado de precisión con el que la herramienta desagrega las curvas se aplicó el algoritmo a los datos obtenidos de las mediciones realizadas en los hogares seleccionados. Para realizar las pruebas, se utilizan los datos de potencia agregados de las curvas medidas, y se comparan con las curvas de usos finales monitoreadas. El algoritmo debería tener la capacidad de tomar las curvas totales, y conseguir resultados similares a los usos finales que se conocen que son exactos.

Inicialmente, se mostrarán los resultados para un hogar medido en San José, Montes de Oca, San Pedro. El mismo tiene un total de tres habitantes. Las mediciones se hicieron entre el miércoles 24 de octubre y el miércoles 31 de octubre. En la Figura 29 se muestra la comparación entre la curva de entrada y la suma de las curvas desagregadas por el algoritmo. Como puede observarse, el seguimiento de la curva es bastante bueno, con un EMCN de 0,22.

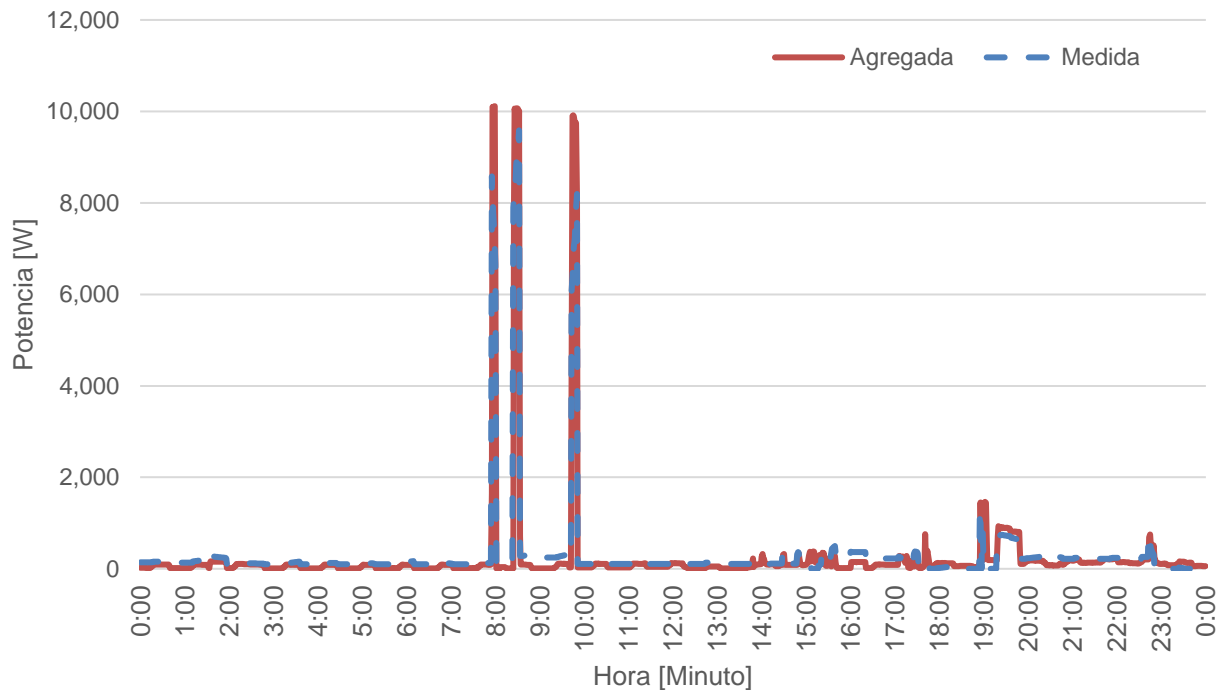


Figura 27. Comparación de curva agregada con la suma de las curvas desagregadas para el 29 de octubre, ejemplo 1.

Además de revisar el buen ajuste de la suma de curvas desagregadas con la curva agregada de la vivienda, es importante comparar las curvas desagregadas por el algoritmo con las curvas medidas. De esta forma, se evalúa la utilidad del algoritmo en determinar la existencia de usos finales a partir de, solamente, la curva agregada.

Para esta vivienda, se analizan cuáles curvas desagregadas por el algoritmo son las que más se aproximan a los usos finales monitoreados. Los resultados son los siguientes:

- En la Figura 28, puede observarse una comparación entre las curvas estimadas y medidas del tanque de agua instantáneo.
- En la Figura 29, se muestra una comparación entre las curvas estimada y medida para el refrigerador. En el caso de la curva del refrigerador medida, como esta correspondía a un circuito, los 'picos' de potencia que se observan correspondían a otros dispositivos. En este caso, a una arrocera y una waflera.

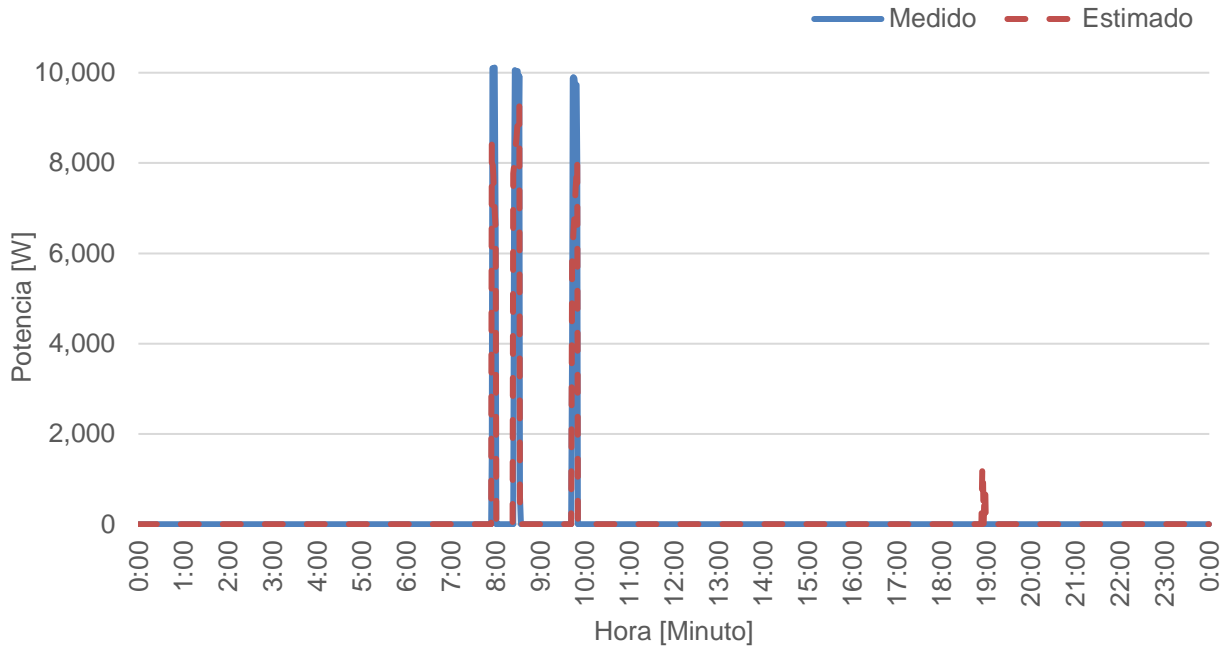


Figura 28. Comparación de curvas de uso final estimadas y medidas para el calentador de agua caliente, ejemplo 1.

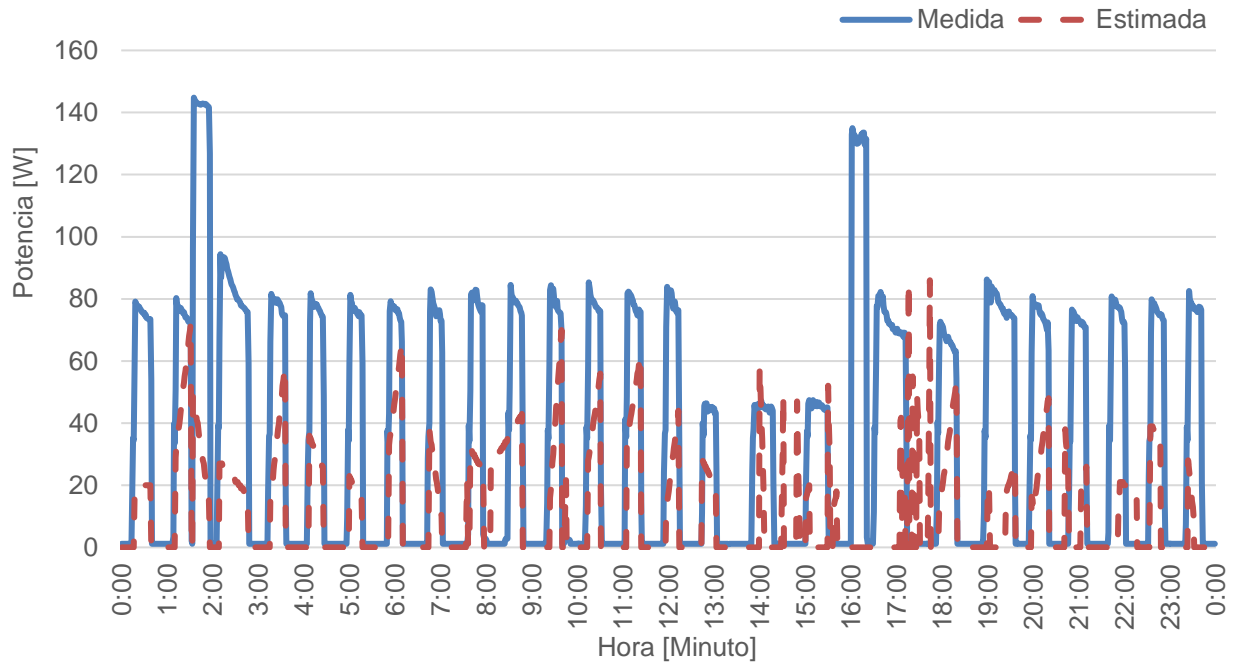


Figura 29. Comparación de curvas para el refrigerador, ejemplo 1.

En la Figura 30, se muestra un segundo ejemplo que compara una curva agregada de entrada y la suma de las curvas desagregadas para una vivienda en Sabanilla de Montes de Oca. Las mediciones se realizaron entre el lunes 29 de octubre y el lunes 5 de noviembre. La estimación tiene un ECMN de 0,9. Por otro lado, en la Figura 31, se muestra un tercer ejemplo de comparación entre la curva agregada de entrada y la suma de las curvas desagregadas para un hogar ubicado en La Unión de Tres Ríos, en donde habitan dos personas. Las mediciones se realizaron entre el miércoles 31 de octubre y el jueves 8 de noviembre. La estimación tiene un ECMN de 0,4.

El proceso de corridas y ajustes del algoritmo, considerando todos los hogares monitoreados, se encuentra en proceso de mejora conforme aumenten las mediciones disponibles, aunado al procesamiento automatizado de los datos.

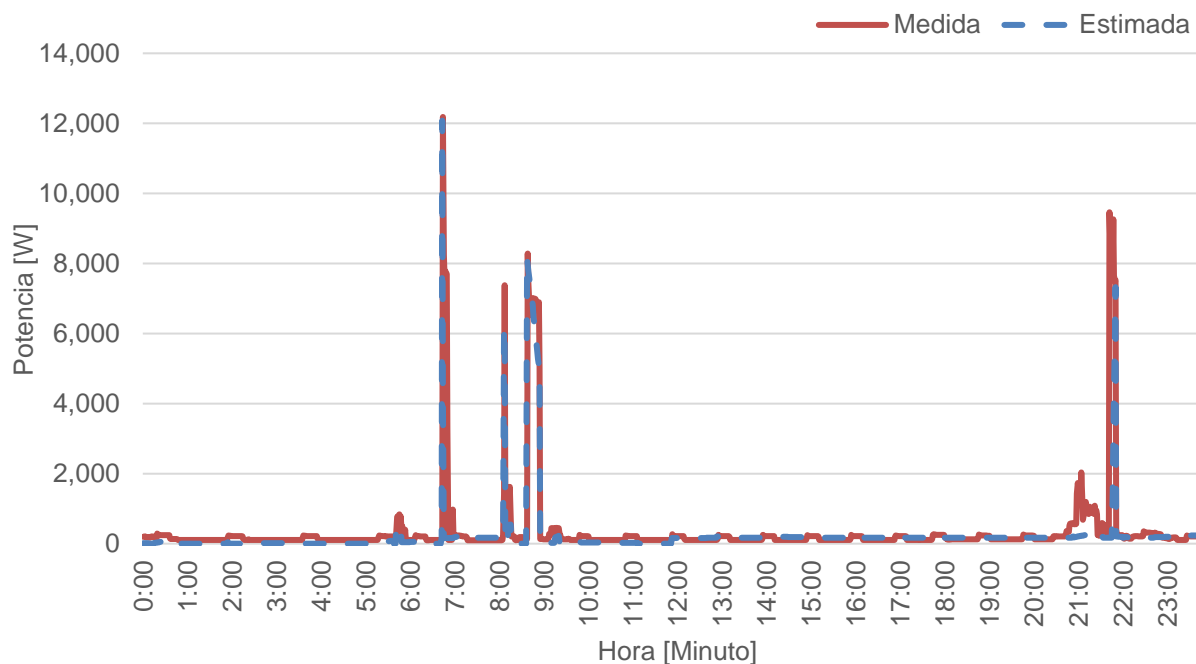


Figura 30. Comparación de curvas agregada y estimada, ejemplo 2.

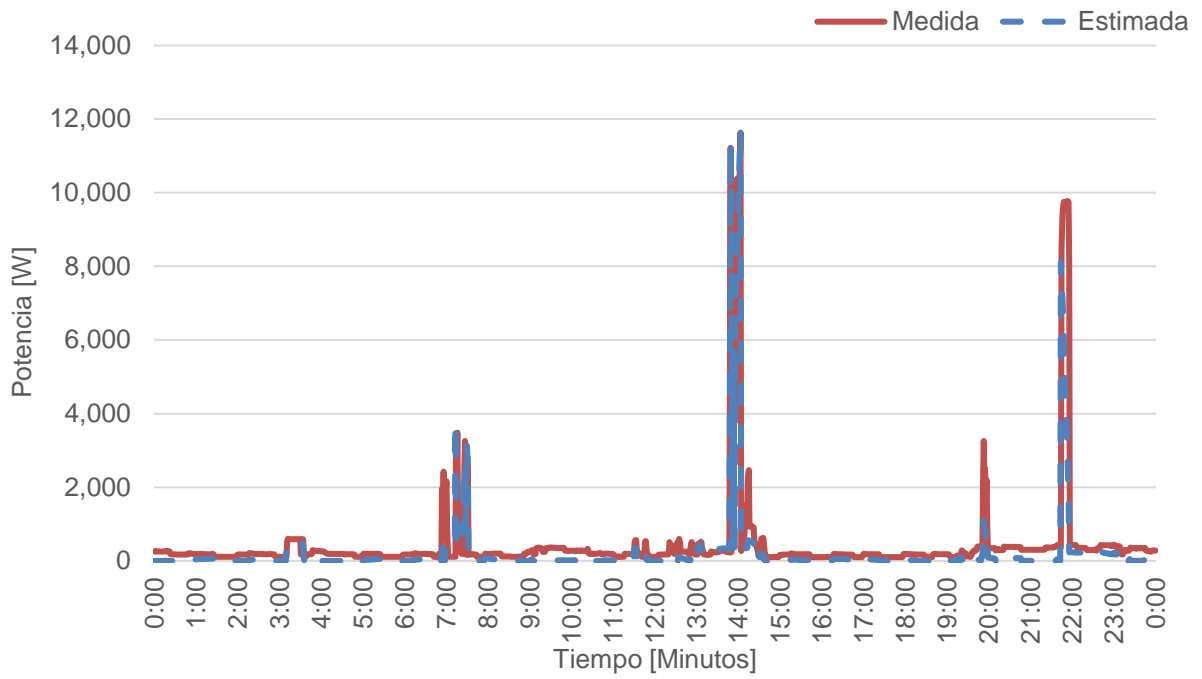


Figura 31. Comparación de curvas agregada y estimada, tercer ejemplo.

7 Curvas de uso final en el sector residencial

Para la ejecución del proyecto, se ha estado desarrollando una herramienta de desagregación de curvas de consumo. El objetivo es conocer, a partir de curvas totales extraídas de medidores inteligentes (u otro equipo similar), el consumo por usos finales de los equipos eléctricos de mayor importancia en las viviendas. El principio de funcionamiento de este algoritmo, y sus primeros resultados se detallan en [1].

En la presente sección, se detallan aspectos importantes relacionados con la ejecución de la prueba, las mejoras que se la han realizado a la metodología, y los resultados actuales de esta herramienta de desagregación.

7.1 Ejecución de la prueba piloto

La instalación del *IoTaWatt* consiste en colocar cada uno de los transformadores de corriente alrededor de los circuitos que se desean medir y al monitor, así como conectar el transformador de potencial y la alimentación al equipo y al tomacorriente. En la Figura 32 es posible observar una de las instalaciones hechas.

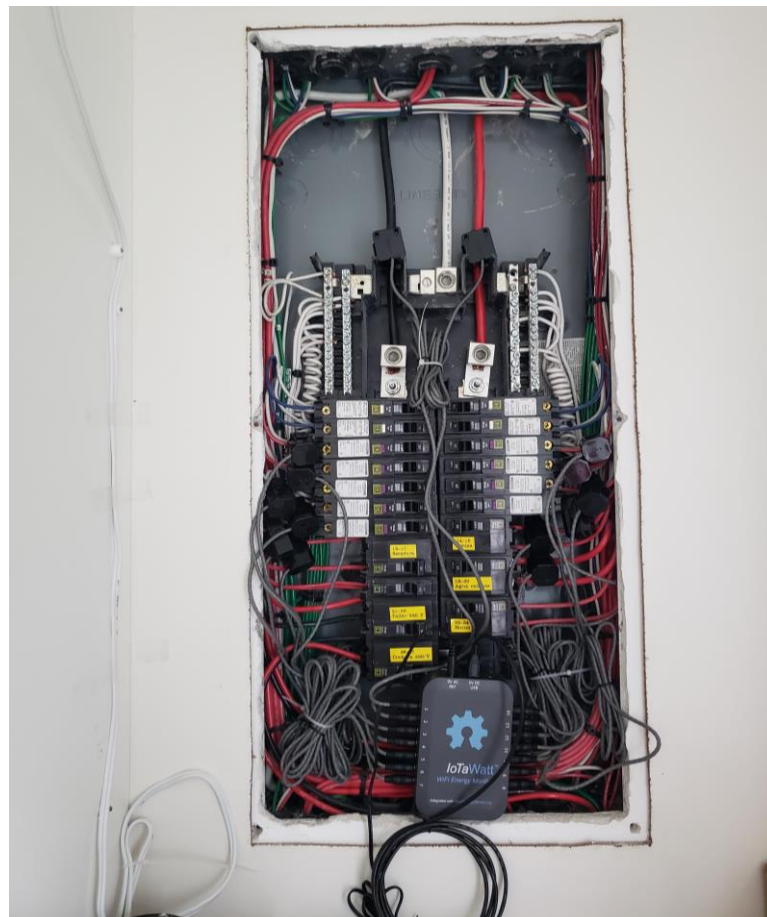


Figura 32. Instalación del *IoTaWatt* sin la tapa del tablero.

En el momento de la instalación, la principal preocupación es la gran cantidad de cables que se deben acomodar en el interior del tablero. Especialmente porque esto podría causar molestia en las viviendas por razones estéticas, o por miedo. Por eso mismo, se debe ser cuidadoso con todos los transformadores de corriente, para que sus cables se ajusten de la mejor manera al espacio del que se dispone.

En la medida de lo posible, al finalizar la instalación, se ha intentado dejar los tableros cerrados (ver Figura 33). Esto ofrece a las personas participantes mayor tranquilidad y agrega seguridad en caso de que habiten niños en los hogares.

También, surgió la necesidad de adquirir extensiones para hacer la conexión de los transformadores de potencial y adaptadores AC/DC. Lo anterior se debe a que muchas de las viviendas no cuentan con un tomacorriente cercano a sus centros de carga

Aunque la instalación y desinstalación son procesos rápidos, que pueden tomar entre 10 y 20 minutos, respectivamente, muchos de los tableros, no tienen sus circuitos etiquetados. Esto hace que el levantamiento de carga (conocer qué representa cada circuito) sea más complicado.



Figura 33. Instalación del *IoTaWatt* con la tapa del tablero.



Cuando es posible, la solución que se ha encontrado es apagar *breaker a breaker* para reconocer las cargas asociadas a cada uno. Cuando no es posible, la solución es encender electrodomésticos para reconocer cuál circuito es el que empieza a monitorear una carga mayor. De ambas, la primera es la solución más confiable, pues es posible reconocer todos los dispositivos asociados a un circuito, y no uno a la vez.

7.2 Curvas de uso final del sector residencial monitoreado

Las mediciones de usos finales permiten conocer de forma detallada el consumo eléctrico en distintas actividades del sector residencial. Como, por ejemplo, en cocción, refrigeración, calentamiento de agua e iluminación. En la presente sección, se promedian y analizan las mediciones de uso final obtenidas en la ejecución de la prueba. El objetivo es, dentro de las posibilidades, obtener curvas que representen el consumo de electricidad en cada uno de los usos finales que es posible identificar.

A través de los instrumentos de ejecución de la prueba fue posible realizar la recopilación y procesamiento de los datos medidos de forma automatizada, de tal forma que la misma programación permita procesar rápidamente los datos de las viviendas restantes.

A continuación, se muestran las curvas promedio y máximas de demanda de 15 viviendas¹. Las curvas promedio y máximo se muestran de forma separada para días entre semana (lunes, martes, miércoles, jueves y viernes) y fines de semana (sábados y domingos).

Las curvas promedio se obtienen mediante el cálculo del valor medio de cada minuto en un día entre semana, para las 15 viviendas monitoreadas. Cada vivienda tiene 5 series de tiempo asociadas a un día entre semana, por lo que se utilizan 75 muestras por cada minuto para el cálculo del valor promedio de la potencia. Los fines de semana tienen asociadas 2 series de tiempo, por lo que se utilizan 30 muestras por cada minuto. En el caso de las curvas máximas, estas consisten en los valores máximos de todas las viviendas monitoreadas, para cada minuto de tiempo.

7.2.1 Calentamiento de agua

En el sector residencial, de acuerdo con las mediciones, el equipo de calentamiento de agua es el de potencias más elevadas. Se muestran todas las variantes de equipos (duchas, calentadores de paso y tanques de agua) de forma conjunta. En la Figura 34(a) se muestra la curva promedio a partir de las curvas etiquetadas con usos de calentamiento de agua, para los días entre semana. Por otro lado, la Figura 34(b) muestra la curva de valores máximos. Las Figura 35(a) y (b) muestran el promedio y valor máximo de las curvas para un día de fin de semana.

Algunos hogares tienen más de una curva registrada para este uso, mientras otros hogares no utilizan este servicio. El promedio de las curvas de calentamiento presenta una magnitud menor que al conjunto de curvas, ya que la simultaneidad (factor de

¹ De las 19 mediciones disponibles a la hora de la edición del informe, se notó que había cuatro casas con un levantamiento de carga con escasas de información, por lo que correcciones se están realizando.



coincidencia) de los picos de potencia por calentamiento de agua es muy alta, mientras que la duración es muy corta. Por lo tanto, para la resolución de 1 minuto, existen muchas muestras con un valor igual a cero y la magnitud del promedio disminuye.

7.2.2 Iluminación

La iluminación es un aspecto de importancia, especialmente por la gran variedad de tecnologías que existen. Al mismo tiempo, es interesante conocer si las luminarias se utilizan realmente en momentos del día en los que no existe luz solar adecuada, o son utilizados en todo momento.

La Figura 36(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de iluminación para días entre semana, mientras que la Figura 37(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de iluminación para fines de semana.

El tiempo de encendido de las curvas predomina en las noches y madrugadas. El promedio de este uso final es más representativo, ya que, considerando la resolución de un minuto, el uso de iluminación es de larga duración entre un encendido y un apagado. Además, el comportamiento de las viviendas mantiene la misma tendencia temporal, por lo que la simultaneidad de los encendidos y apagados entre las curvas es alta.

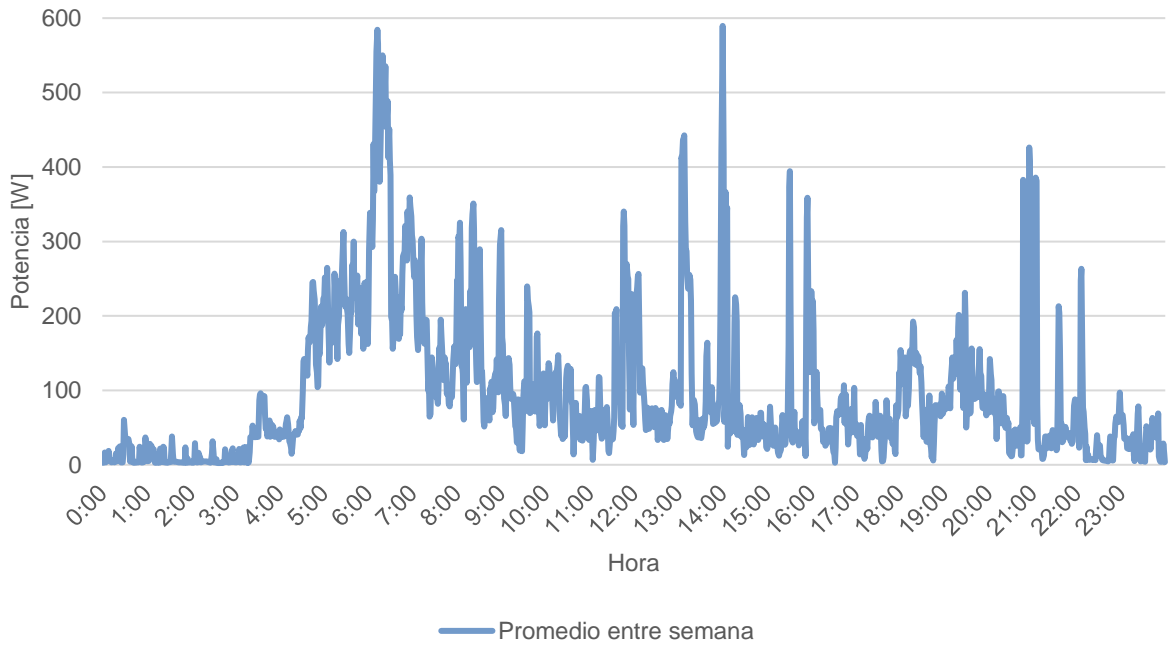
7.2.1 Refrigeración

La refrigeración es un aspecto de gran interés, especialmente porque este es un dispositivo eléctrico que se encuentra conectado permanentemente. Al mismo tiempo, existen múltiples actividades relacionadas con la refrigeración que pueden aumentar en gran medida su consumo energético, como por ejemplo dejar la puerta abierta o almacenar en ella alimentos calientes, a pesar de que dichos fenómenos térmicos no se capturan en este estudio.

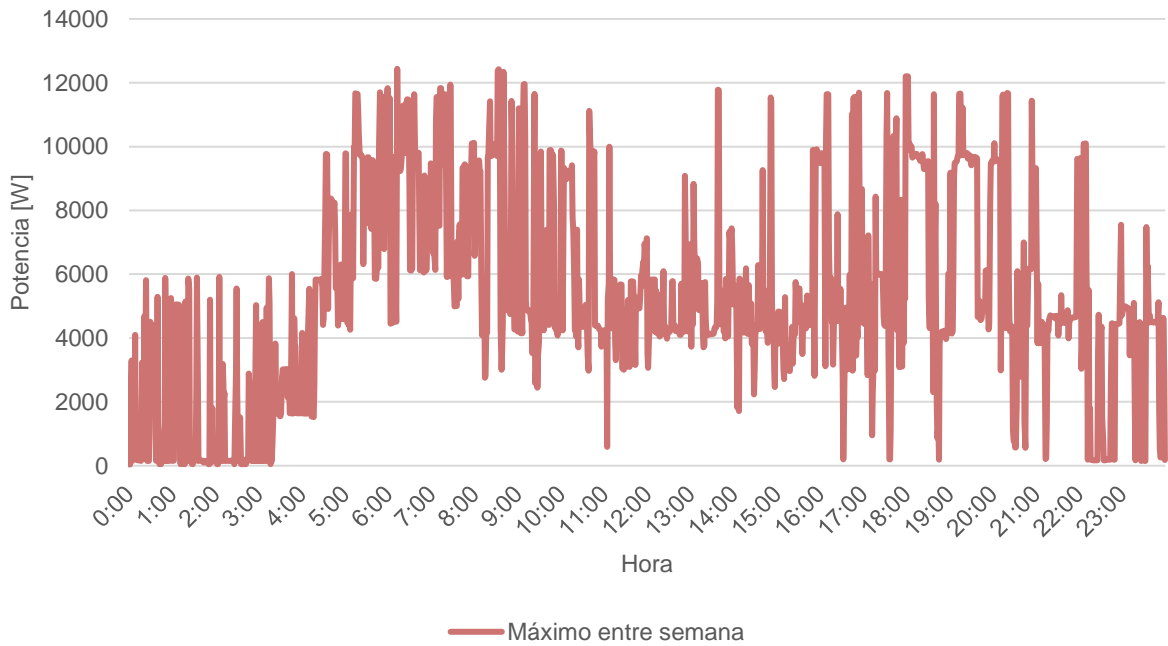
La Figura 38(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de refrigeración para días entre semana, mientras que la Figura 39(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de refrigeración para fines de semana.

Existen circuitos que contienen la alimentación de la refrigeradora junto a otros dispositivos, por lo que la curva promedio mostrada no es únicamente de la refrigeradora.

Otros dispositivos que se ven reflejados en los datos promedio son: olla arrocera, hornos, *waflera*, microondas, batidora, tostadora, *coffee maker*, entre otros.

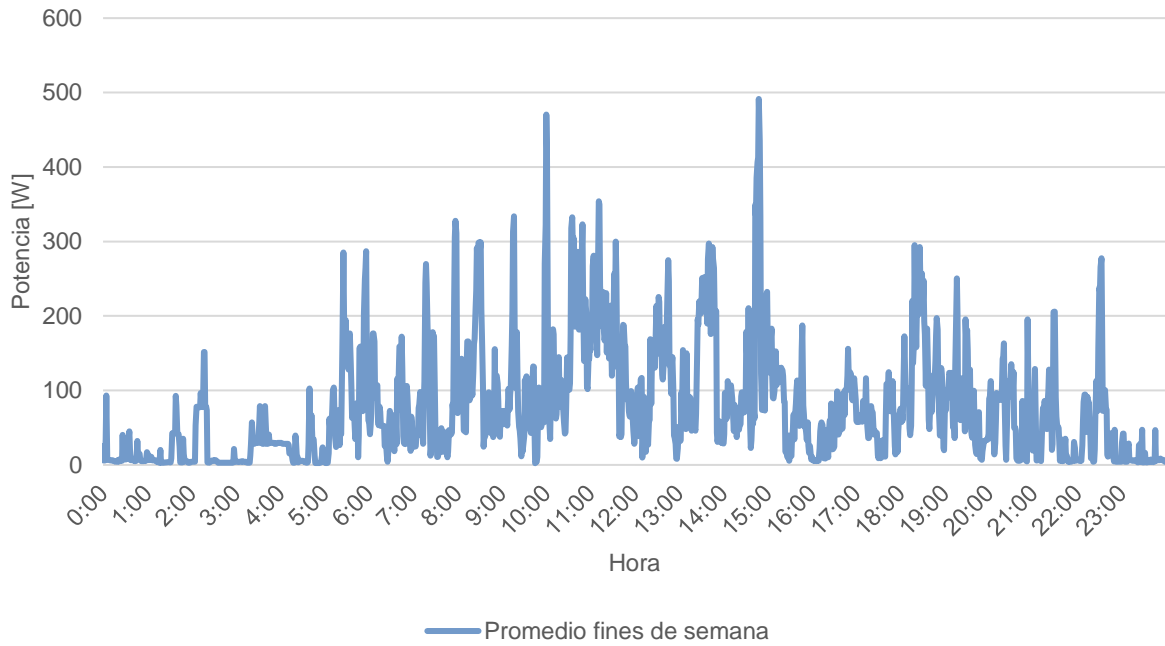


(a)

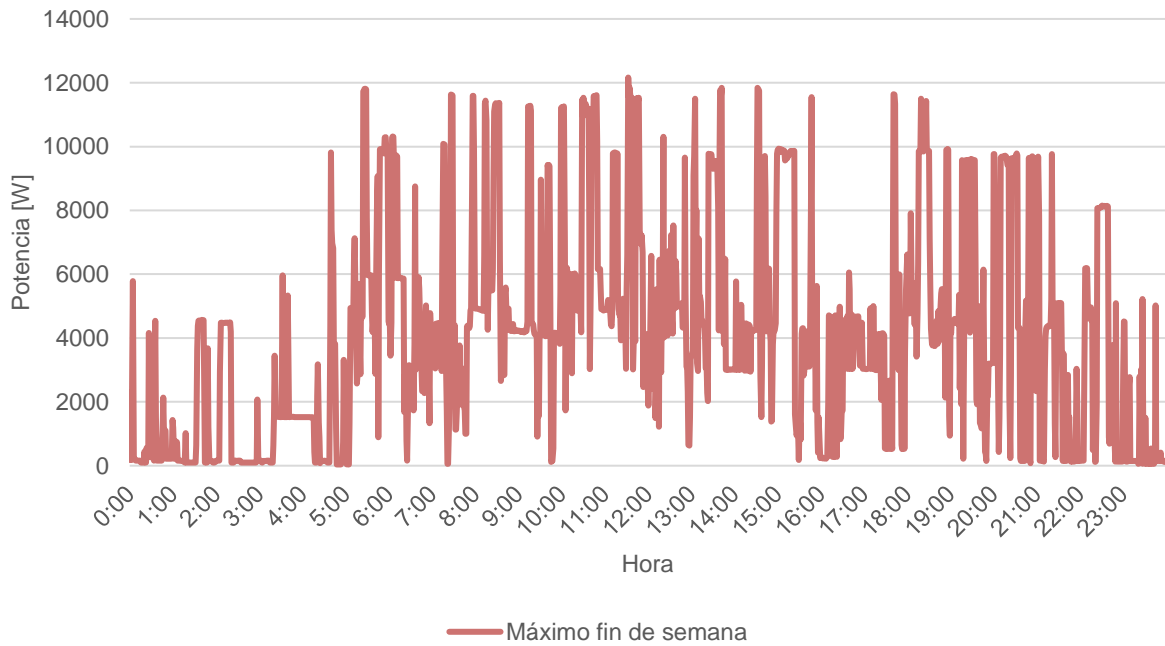


(b)

Figura 34. Curva típica de calentamiento de agua para día entre semana.
(a) Promedio (b) Máximo.

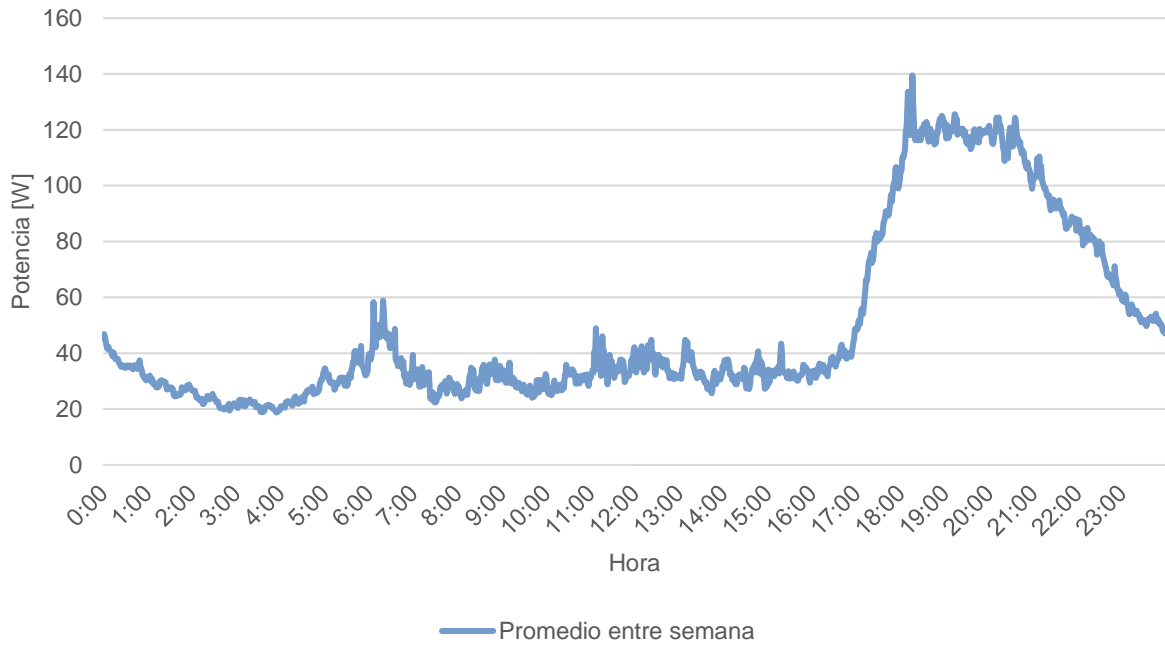


(a)

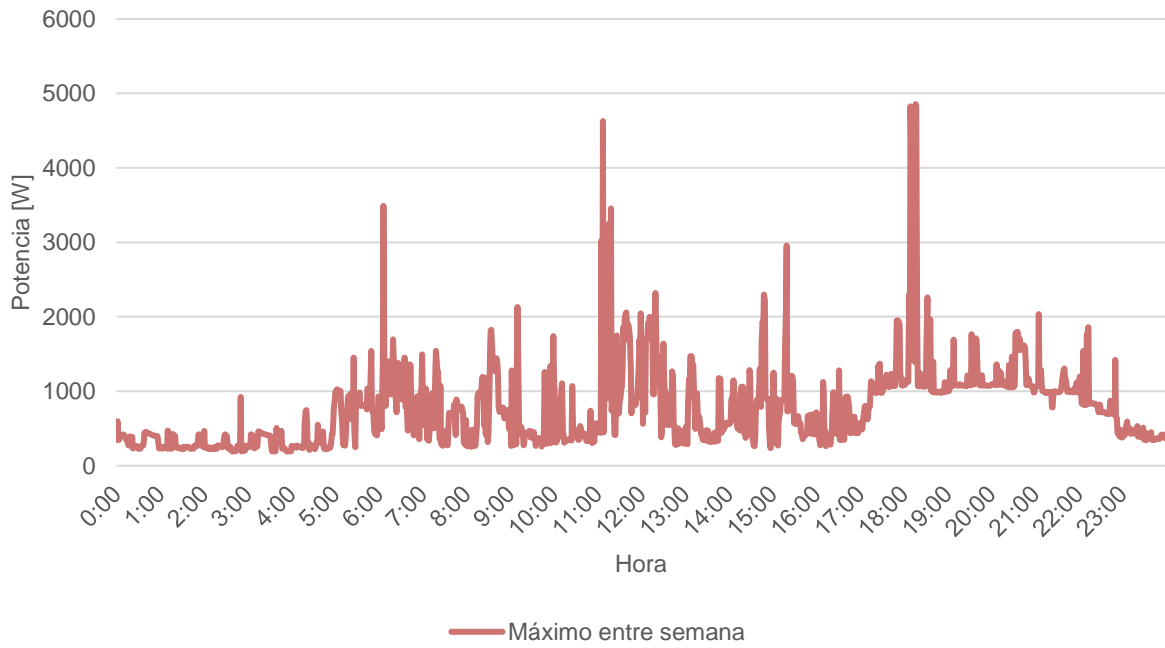


(b)

Figura 35. Curva típica de calentamiento de agua para día de fin de semana.
(a) Promedio (b) Máximo.

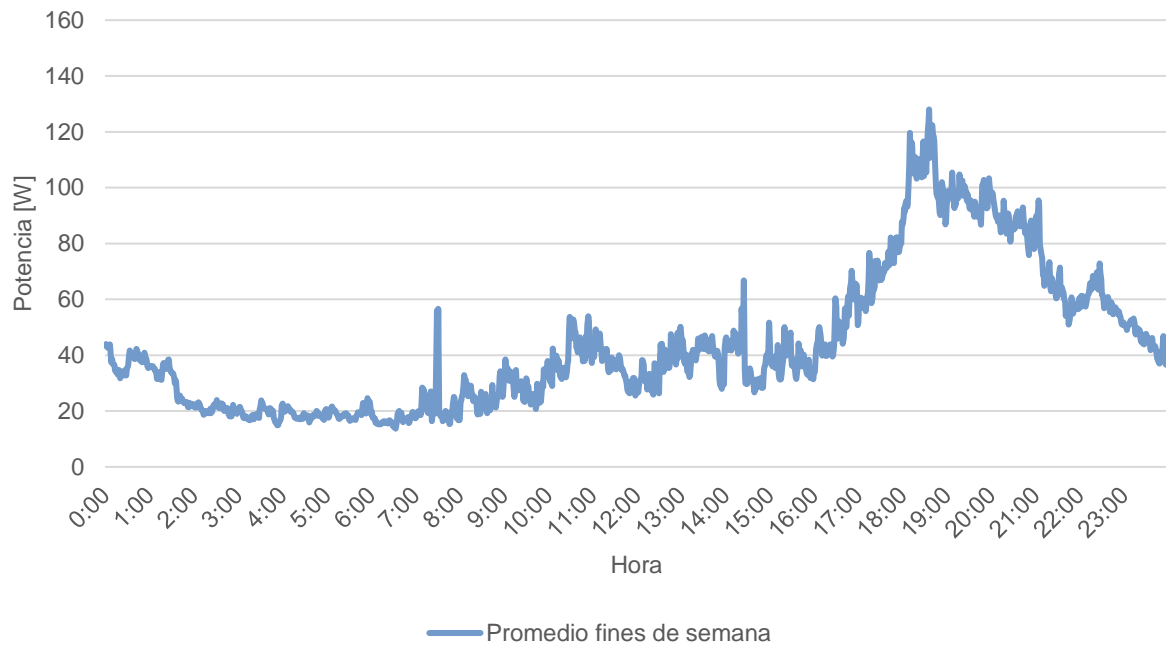


(a)

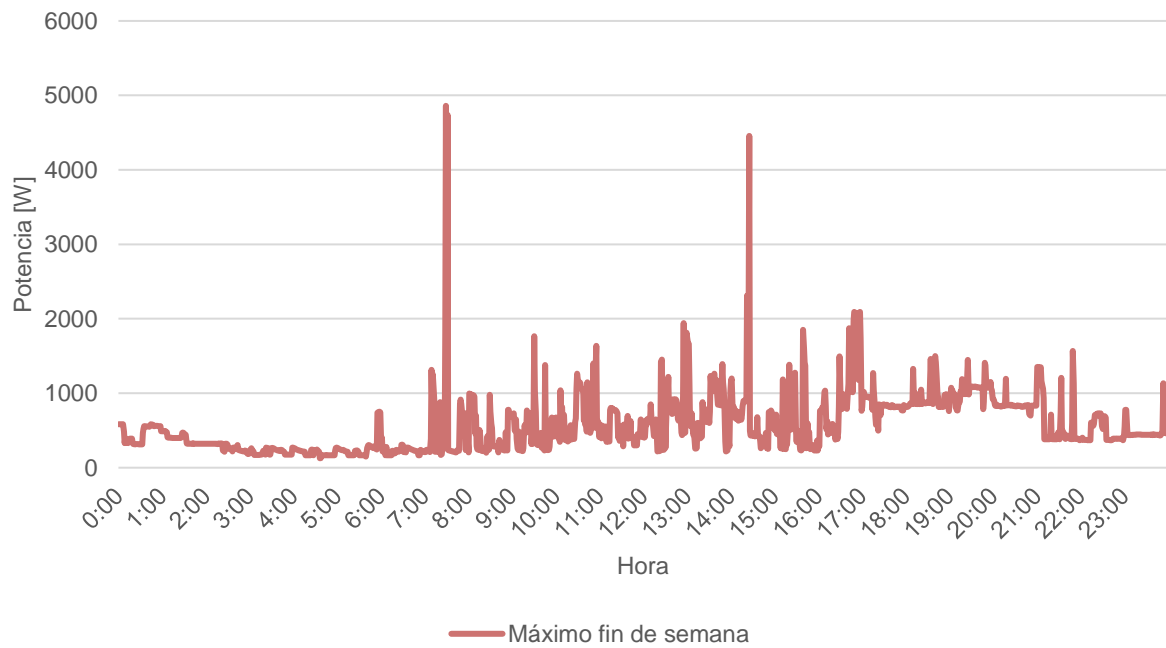


(b)

Figura 36. Curva típica de iluminación para día entre semana (a) Promedio (b) Máximo.

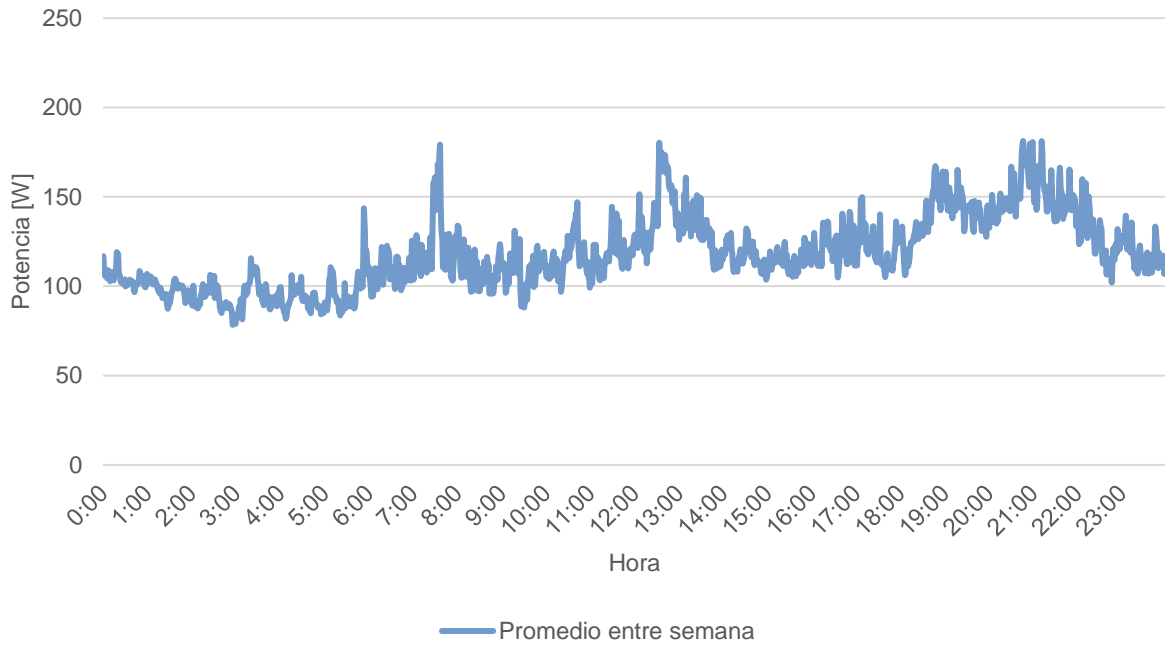


(a)

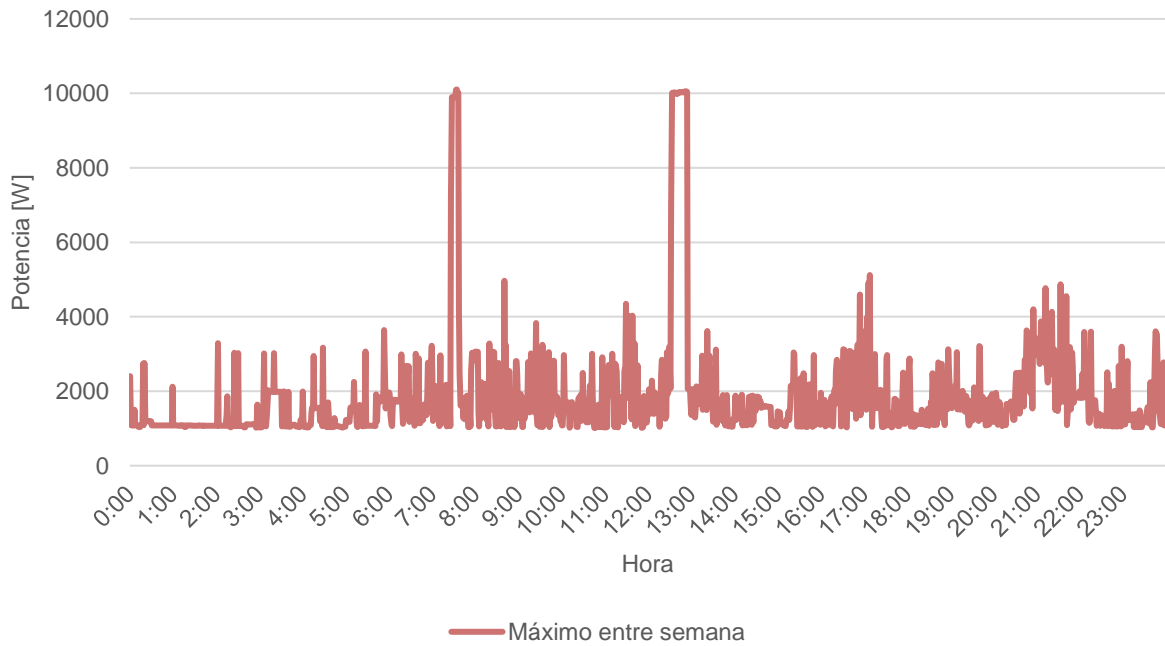


(b)

Figura 37. Curva típica de iluminación para día de fin de semana (a) Promedio (b) Máximo.

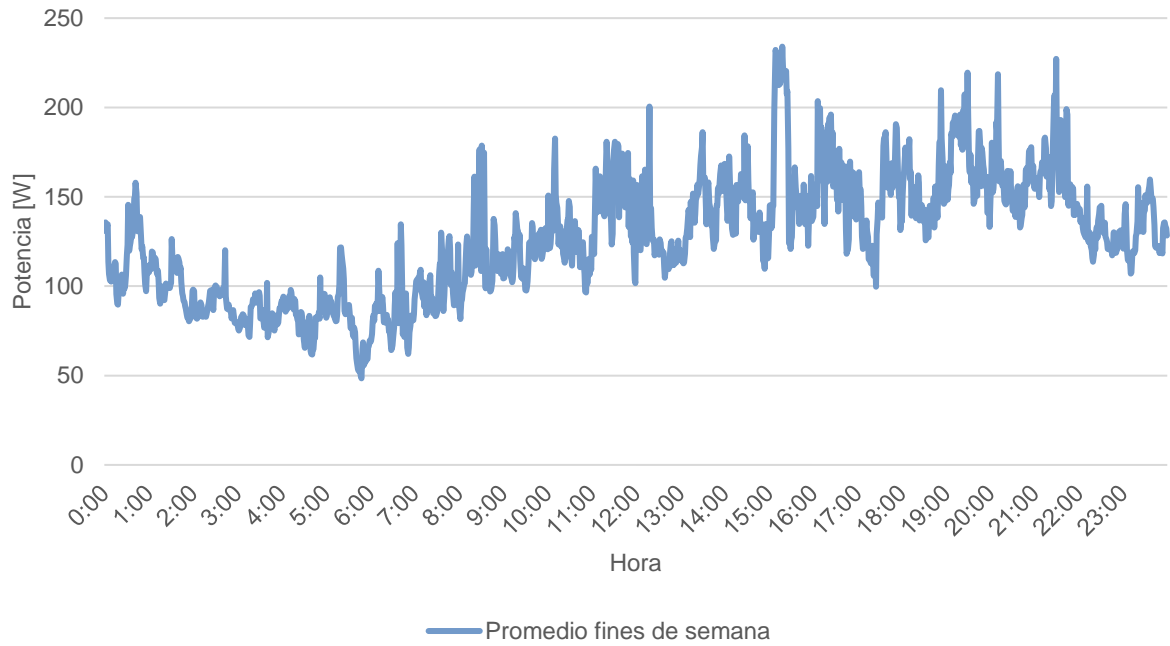


(a)

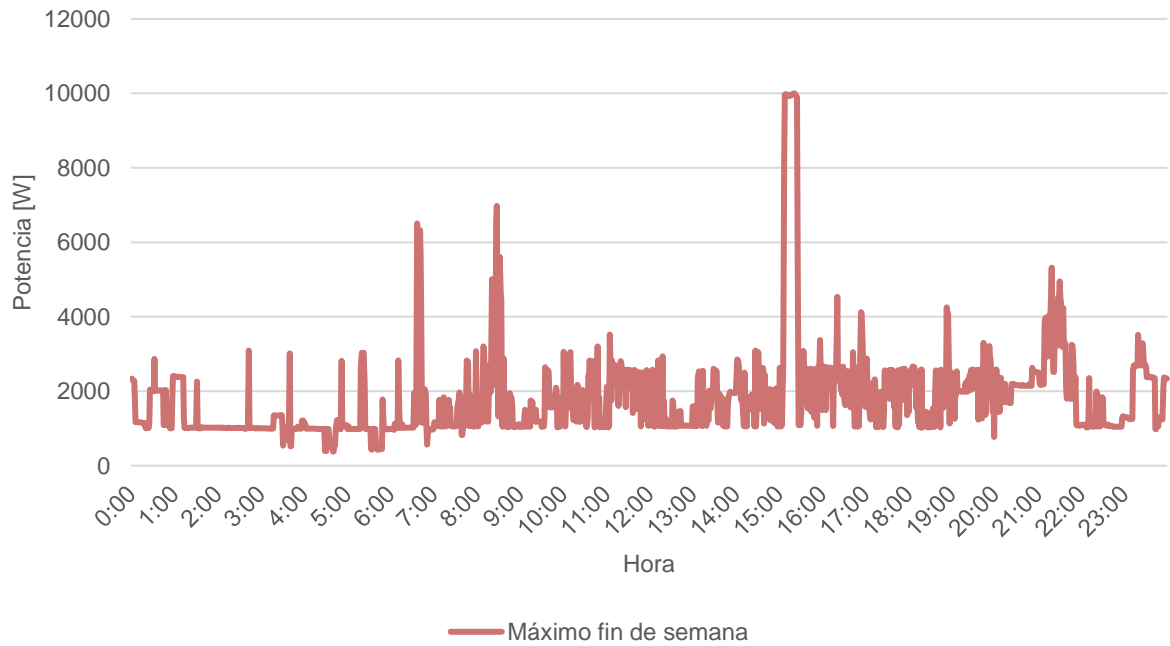


(b)

Figura 38. Curva típica de refrigeración para día entre semana (a) Promedio (b) Máximo.



(a)



(b)

Figura 39. Curva típica de refrigeración para día de fin de semana (a) Promedio (b) Máximo.



7.2.2 Cocción

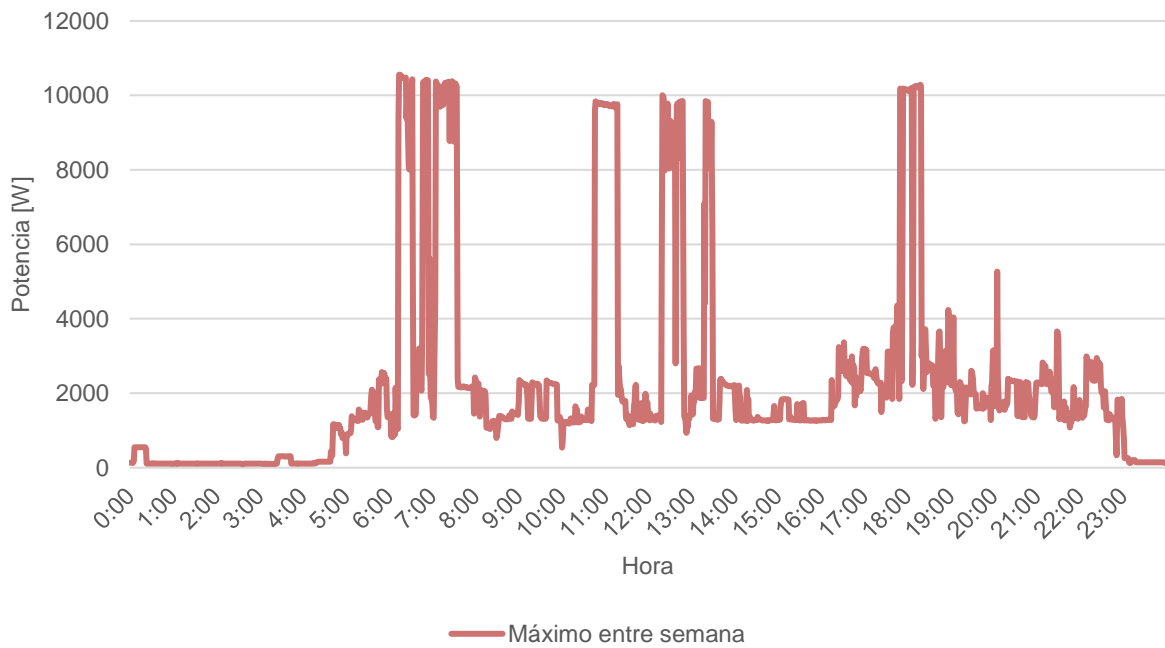
A continuación, se muestra la curva promedio para el equipo de cocción utilizado en las viviendas medidas, de las cuales hay una etiqueta específica para una cocina.

La Figura 40(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de cocción para días entre semana, mientras que la Figura 41(a) y (b) muestra la curva promedio y máxima de cocción para fines de semana.

De forma similar al uso de calentamiento de agua, el uso de cocina es muy poco simultáneo entre los hogares y existe una duración corta, por lo que la magnitud de la potencia de este uso final se diluye en las muestras de valor cero.

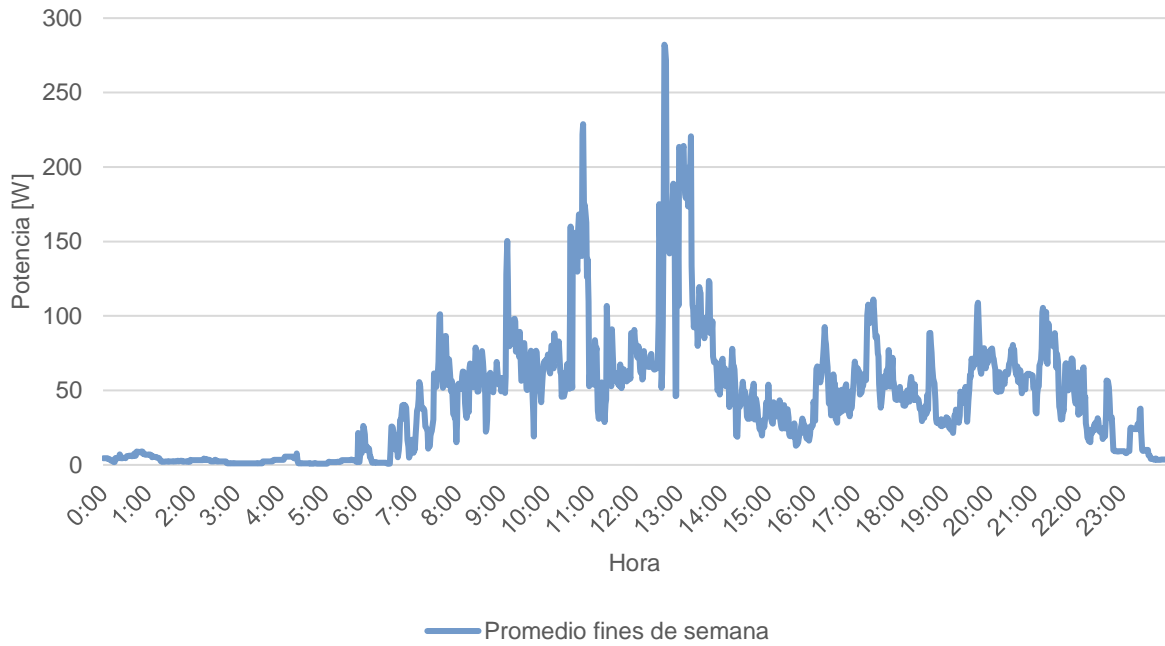


(a)

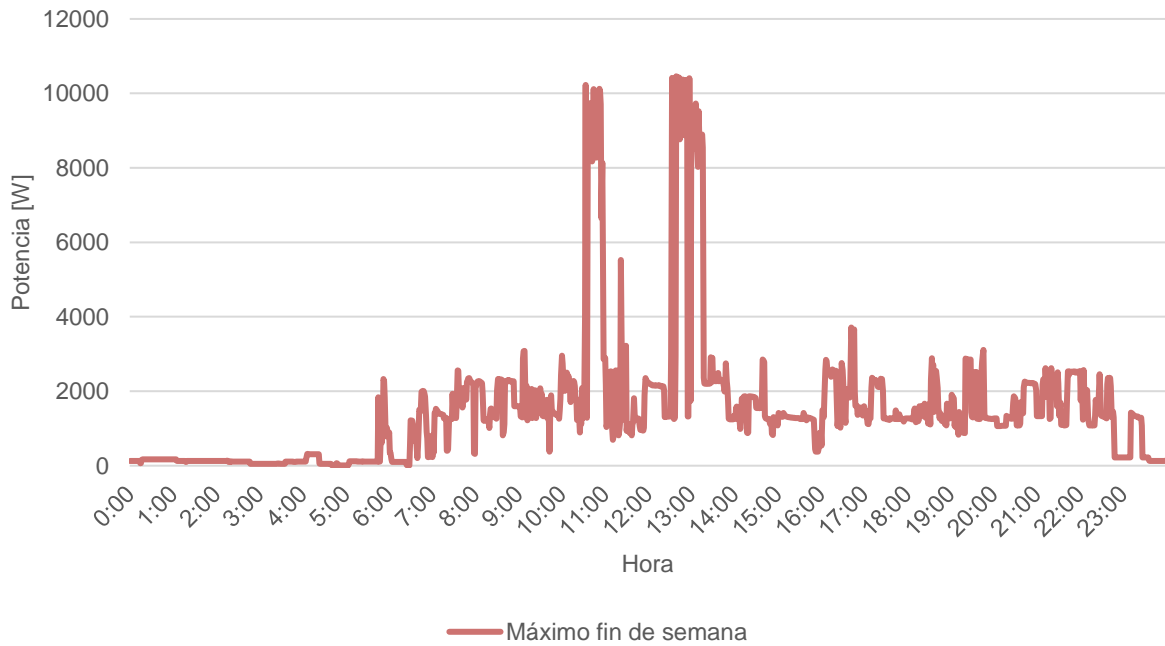


(b)

Figura 40. Curva típica de cocción para día entre semana (a) Promedio (b) Máximo.



(a)



(b)

Figura 41. Curva típica de cocción para día de fin de semana (a) Promedio (b) Máximo.



8 Factores utilizados para el cálculo de consumo eléctrico en la Encuesta Residencial

En la presente sección, se hace una descripción y análisis de los parámetros empleados en la Encuesta Residencial para el cálculo de consumo eléctrico. La corroboración de estos factores es fundamental, pues de ellos dependen los resultados obtenidos en la Encuesta. Por tanto, es necesario que estos representen de la forma más fiel posible, el funcionamiento de los dispositivos eléctricos en el sector residencial. Para lo mismo, se hace inicialmente una revisión de los factores empleados en la Encuesta Residencial del 2012.

8.1 Revisión de la Encuesta Residencial del 2012

De acuerdo con la actividad 1 del objetivo específico 3, se analizan y resumen a continuación los métodos y parámetros utilizados por la Encuesta Residencial 2012 para el cálculo del consumo eléctrico de los equipos de más impacto. Para esto, se hace un recorrido por las fórmulas empleadas, se cuestiona su precisión y se mencionan variables o tecnologías que no son tomadas en cuenta.

Existen factores que son tomados de la información brindada por las personas encuestadas. Entre ellos:

1. El tipo de dispositivo, para los electrodomésticos que corresponde. Por ejemplo, en el caso de los bombillos, si estos son incandescentes, LED, entre otros.
2. El tamaño del electrodoméstico. En la mayoría de los dispositivos es posible conseguir tres categorías de tamaños (pequeño, mediano y grande) como en el caso de la refrigeradora y el tanque de agua. Los televisores se categorizan de acuerdo con las pulgadas.
3. Antigüedad de los dispositivos.
4. Las veces que se utiliza el dispositivo en un rango de tiempo dado (por ejemplo, una semana).
5. El tiempo que se prolonga su uso cada vez que se activa. En la mayoría de las preguntas de la Encuesta Residencial del 2018, las personas encuestadas tienen la posibilidad de elegir entre horas y minutos. Este dato es posible conseguirlo en la mayoría de los dispositivos, excepto en la olla arrocera y el *coffee maker*.

Sin embargo, no toda la información necesaria para el cálculo del balance energético puede ser conseguida con la encuesta. De acuerdo con cada dispositivo, y su firma energética, son necesarios otros parámetros para obtener su consumo energético. Entre ellos se encuentran:

1. Factores de conversión de tiempo y potencia para conseguir todos los resultados en kW hora por mes.
2. Factores de uso, relacionados con el nivel en que se utilizan los electrodomésticos. Un ejemplo de dispositivo que necesita este factor, son las cocinas.
3. La potencia promedio de cada dispositivo. Esta es posible obtenerla tomando en cuenta los puntos 1, 2 y 3 de la lista de información brindada por la encuesta.



4. Factores relacionados con los cambios de estado de los dispositivos. Este factor es especialmente importante para las refrigeradoras, cuyo motor se activa y desactiva cada cierto tiempo. En el caso de las refrigeradoras, este factor se ve afectado por la antigüedad de estas.

Inicialmente, en la Tabla 4 se presentan los factores de conversión utilizados por la Encuesta Residencial 2012 para la homogenización de sus resultados. Con ellos es posible obtener todos los consumos en kW hora por mes, que es la estimación que se deseaba realizar.

Tabla 4. Factores de tiempo y potencia usados en la Encuesta del 2012.

Tipo	Significado del factor	Factor
Tiempo	Cantidad de semanas en un mes	4.2
Tiempo	Días en un mes	30
Tiempo	Días entre semana en un mes	22
Tiempo	Días de fin de semana en un mes	8
Tiempo	Minutos en una hora	60
Tiempo	Horas al día	24
Potencia	Cantidad de W en un kW	1000

No es conocido si el factor de *cantidad de semanas en un mes* se presenta en las fórmulas abreviado o corresponde al factor redondeado que se utilizó. En lugar de utilizar el factor 4.2, es conveniente emplear 4.29, que corresponde al resultado de considerar meses de 30 días, como en la totalidad de fórmulas.

Seguidamente se empezarán a mostrar los factores utilizados para el cálculo del consumo por dispositivo. Solamente se muestran los factores considerados para dispositivos eléctricos. Es decir, no se considera el cálculo de energía consumida para artículos del hogar que funcionan con leña o gas licuado.

Para todas las tablas mostradas, se utiliza el código de colores mostrado en la Tabla 5.

Tabla 5. Código de colores para los factores mostrados.

	Dato tomado de la encuesta.
	No es conocida la metodología empleada para obtenerlo.
	Es necesario corroborarlo.
	Es un factor que no se conoce.

En la Tabla 6, se muestran los parámetros empleados para el cálculo del consumo eléctrico de las cocinas. En el caso de las cocinas, la Encuesta Residencial del 2012 solamente toma en cuenta las cocinas convencionales y las cocinas con calentadores de vitrocerámica. En las fórmulas mostradas para el consumo eléctrico, no se consideran las cocinas por inducción ni las plantillas eléctricas. En el caso de las cocinas, el factor



de uso, aunque no se explica en la documentación de la Encuesta del 2012, se supone que el valor 0.5 se utiliza para especificar el nivel de potencia en que se utilizan los discos o para describir los cambios de estado de la cocina. Sin embargo, no queda especificado en los cálculos.

A su vez, sí es posible conseguir si existen diferencias entre el consumo entre fines de semana, y el resto de los días. A lo largo de los cálculos realizados en el balance de energía de la Encuesta del 2012, se utilizan 22 días entre semana y 8 días correspondientes a fines de semana. Siempre para meses de 30 días. La potencia varía de acuerdo con la tecnología.

Tabla 6. Parámetros utilizados para el cálculo de potencia de la cocina.

Tipo de cocina	Días de la semana		F _u *	Nº días	Pot. [W]
Con discos convencionales o espirales	Sin diferencia entre días		0.5	30	1000
	Con diferencias	Entre semana	0.5	22	1000
		Fines de semana	0.5	8	1000
Con calentadores de vitrocerámica	Sin diferencia entre días		0.5	30	700
	Con diferencias	Entre semana	0.5	22	700
		Fines de semana	0.5	8	700

*F_u = Factor de uso.

Con respecto a las cocinas, la información que es posible conseguir de la encuesta, son los minutos que tarda la activación de las cocinas y el número de discos que emplean. El factor de conversión de tiempo utilizado es $\frac{30 \text{ días}}{60 \text{ minutos}}$. Todos estos factores se multiplican y se dividen entre 1000 para conseguir el resultado en kW hora por mes. Este factor se utiliza en todas las fórmulas.

En la Tabla 7, es posible ver las variables consideradas en el cálculo de la energía eléctrica consumida por los hornos. En el 2012, se consideraron los hornos incorporados a la cocina y los hornos independientes como un solo grupo. Y no se toma en cuenta el cambio de consumo entre días entre semana y fines de semana.

Tabla 7. Parámetros utilizados para el cálculo de potencia de la cocina.

Tipo de horno	Factor	Potencia [W]
Horno incorporado a la cocina e independiente	0.5	4000
Horno microondas	No utiliza	1500

El número de veces que se utiliza por semana o mes es un dato que se consigue de la encuesta. Dependiente del dato que brinde la persona encuestada, es el factor de tiempo utilizado. El factor 0.5 se utiliza solamente en el primer tipo de horno. Igualmente, en los cálculos no se explica por qué se hizo la consideración de utilizar el factor de 0.5.

El resto de los electrodomésticos de la sección *Hábitos de cocina* (olla arrocera, *coffee maker* y sartén eléctrico) se muestra en la Tabla 8.

Tabla 8. Parámetros utilizados para el cálculo de la potencia de los electrodomésticos restantes en la sección 'Hábitos de cocina'.

Electrodoméstico	Tiempo de duración por vez [h]	Potencia [W]
Olla arrocera pequeña	0.33	400
Olla arrocera mediana	0.33	600
Olla arrocera grande	0.33	750
Coffee maker	0.16	1000
Sartén eléctrico		1500

En el caso de los tamaños de las ollas arroceras, esta variable se consideró solamente en la potencia. A su vez, este dispositivo, junto con el *coffee maker*, no recopila información sobre su tiempo de uso en la encuesta (solamente sobre las veces que se utiliza). Por tanto, en el cálculo se utiliza una aproximación. En el caso de la olla arrocera 0.33 h (19.8 minutos) y 0.16 h (9.6 minutos) para el *coffee maker*. Cuando se pregunta sobre el sartén eléctrico, si se consigue información sobre su tiempo de uso.

Sobre la sección de iluminación, en la Tabla 9 se muestran los factores utilizados. Un cambio importante en esta sección es que en los cálculos no se toman en cuenta tubos LEDs. Por lo tanto, esta es información que debe conseguirse para el cálculo del balance de energía de la Encuesta Residencial del 2018. En el caso de la iluminación, por su firma energética, el único dato adicional que se necesitó es el de su potencia. El tiempo de uso se extrae de la encuesta. La pregunta relacionada con el tiempo de uso se hace solamente para las luminarias de mayor uso, por tanto, las que se utilizan en menor medida, no son tomadas en cuenta en el balance.



Tabla 9. Potencias utilizadas para las luminarias.

Tipo de bombillo	Potencia [W]
Incandescentes	60
Compactos	15
LED	15
Halógenos	50
Tubos fluorescentes	22

La última sección de la encuesta cuya información se utiliza en el balance de energía, es la de *Otros equipos*. El primer electrodoméstico considerado es la refrigeradora. Al mismo tiempo, este es el dispositivo cuyas fórmulas empleadas depende de una mayor cantidad de factores. En la Tabla 10 se muestran los parámetros empleados.

Tabla 10. Factores empleados para el cálculo del consumo eléctrico de las refrigeradoras.

Antigüedad	Marca	Tamaño	Factor 1	Factor 2	Potencia [W]
Menos de 10 años	Todas	Pequeña	0.4	1	150
	Todas menos Atlas	Medianas	0.45	1	160
	Atlas		0.45	0.90909091	160
	Todas	Grandes	0.5	1	170
Con 10 años y más	Todas	Pequeña	0.4	1	200
	Todas menos Atlas	Medianas	0.45	1	225
	Atlas		0.45	0.90909091	225
	Todas	Grandes	0.5	1	250

Las refrigeradoras, como puede verse, se separan en dos grandes grupos de acuerdo con su antigüedad. En las que fueron adquiridas hace menos de 10 años, y las que se adquirieron hace más de 10 años. En los cálculos, no queda claro si esta clasificación se realizó sin tomar en cuenta las refrigeradoras que no fueron adquiridas nuevas. A su vez, la asignación de la potencia se realizó tomando en cuenta solamente el tamaño de las refrigeradoras. En los cálculos, se realiza una clasificación separada para las refrigeradoras Atlas medianas, las cuales se multiplican por un factor menor a 1. En el cálculo del consumo de estas, no se detalla cuál fue el criterio para separar solamente las Atlas medianas. El factor 1 mostrado en la Tabla 10, se utiliza para tomar en cuenta los cambios de estado de las refrigeradoras. Para este cálculo, se supone que estos electrodomésticos están permanentemente conectados en todos los hogares.



Otros equipos que tienen gran impacto en el consumo energético, que se cuestionan en la sección de *Otros equipos*, son los relacionados con el calentamiento de agua. Los factores empleados para estos se muestran en la Tabla 11.

Tabla 11. Parámetros utilizados para los equipos de calentamiento de agua.

Tipo	Tamaño	Factor	Potencia
Ducha			4000
Tanque de agua caliente	Pequeño	1.7	3000
	Mediano	1.9	3000
	Grande	2.1	3000
Calentador de agua instantánea			9000

En el cálculo de estos consumos eléctricos, se consigue la información relacionada con el tiempo de uso para cada equipo. Esto tomando en cuenta que el tanque de agua caliente tiene un comportamiento distinto. Pues caliente en cualquier momento y no en el momento en que se utiliza, como en el caso de las duchas y los calentadores de agua instantáneos (o de paso). En el caso del tanque de agua se consideran factores. Estos se utilizan para adaptar el valor de potencia de acuerdo con la capacidad de los tanques. En los cálculos, según se muestra, en el cálculo no se hace una separación entre los tanques con temporizador y los que no lo tienen. Tampoco, para los calentadores de agua, si tienen regulador, ni el nivel en que lo utilizan.

En el caso de la olla de cocimiento lento, esta utiliza una potencia de 400 W, y un factor de 0.2 del que no se explica el origen. También se recopila información sobre su tiempo de uso. Para los electrodomésticos restantes, se pregunta sobre su tiempo de uso y, además de los factores de conversión de tiempo y potencia, solamente se utiliza el valor de su potencia promedio en los cálculos. Estas potencias se muestran en Tabla 12.

Tabla 12. Potencias promedio utilizadas para los electrodomésticos restantes.

Electrodoméstico	Potencia [W]
Lavadora de ropa	200
Secadora de ropa	5000
Aire acondicionado	1000
Computadoras	100
Consolas de videojuegos	100
Televisor convencional	150
Televisor LCD	100
Aspiradora	1500
Plancha de pelo	1000



<p>a partir de la información de las variables eléctricas directamente, la incidencia del comportamiento humano en los tiempos de uso típicos de los equipos.</p> <p>Otra cualidad valiosa que las mediciones pueden ofrecer es el modo de operación del artefacto eléctrico; es posible que una tecnología demande potencia de forma intermitente en ciertos modos de uso, por lo que el cálculo del uso de la energía se vería modificado.</p> <p>Para ambos casos donde las mediciones directas son útiles, se requiere de una muestra estadísticamente representativa. Esta cualidad puede significar un reto logístico, ya que no todos los hogares cuentan con el diseño eléctrico adecuado para instalar los equipos de medición. Además, no todas las instalaciones eléctricas permiten separar las curvas por usos finales. Por lo tanto, la recopilación de mediciones más viable tiene un sesgo estadístico: que las casas en estudio tienen cualidades de infraestructura eléctrica convenientes.</p>		
<p>2. <u>Revisión bibliográfica de equipos especiales:</u></p> <p>Algunos equipos, como el <i>coffee maker</i> y la olla arrocera, tienen tiempos de duración fijos cada vez que se utilizan (i.e. lo que tarda en prepararse el café o el arroz), o bien, una duración fija -de funcionamiento- por cada vez que se utiliza. Se sugiere realizar una revisión de potencias nominales en las hojas técnicas de los equipos para deducir los valores teóricos de estos equipos. La información teórica puede contrastarse con factores que se pueden extraer de mediciones de uso final.</p>	<p>Duración fija por uso.</p>	<p>Hojas técnicas o información recopilada mediante mediciones.</p>
<p>3. <u>Revisión de congruencia de cálculos:</u></p> <p>Se requiere contrastar las ecuaciones disponibles en el proyecto de encuesta residencial con literatura utilizada para realizar balances de energía por uso final. Las ecuaciones podrán actualizarse con el fin de aumentar el nivel de exactitud del cálculo, considerando la diversidad tecnológica, pero apeándose a la cantidad de datos disponibles en los resultados de la encuesta</p>	<p>Coherencia de los cálculos de consumo energético.</p>	<p>Revisión bibliográfica y de hojas técnicas.</p>



<p>residencial. Las ecuaciones pueden calibrarse con información derivada de mediciones, siempre y cuando se mantenga la congruencia de la metodología de cálculo y se realice una documentación detallada que permita futuras mejoras.</p>		
<p><u>4. Análisis del efecto de la antigüedad de los equipos:</u></p> <p>Mediante un análisis de las curvas de uso final y contrastando con la información recopilada en la encuesta residencial, para una misma vivienda, es posible observar cambios en la potencia utilizada por el equipo de hecho, en contraste con la potencia nominal. Por ejemplo, para un uso como la refrigeración, es posible correlacionar la potencia nominal del equipo, la potencia utilizada y la antigüedad del equipo. Un análisis de resultados puede dar pista sobre la incidencia de la antigüedad en la eficiencia del equipo. Este tipo de análisis puede realizarse en otras aplicaciones y electrodomésticos.</p>	<p>Eficiencia por antigüedad.</p>	<p>Mediciones de uso final.</p>
<p><u>5. Análisis de la eficiencia para el uso de refrigeración o congelación:</u></p> <p>En línea con el análisis del uso para refrigeración, se debe identificar la relevancia de obtener los resultados por marca y definir si existe una correlación con criterios técnicos de interés como, por ejemplo, la eficiencia. Además, los hábitos de uso pueden afectar de forma importante la eficiencia de los equipos de enfriamiento (por ejemplo, si los usuarios guardan alimentos calientes en la refrigeradora o si estos abren y cierran constantemente la puerta del electrodoméstico).</p> <p>Para comprender este fenómeno y su efecto en el cálculo del balance energético, se recomienda realizar una revisión bibliográfica prestando atención al modelo de la componente térmica del electrodoméstico. Asimismo, pueden realizarse pruebas en hogares voluntarios con los equipos adquiridos por la UCR, en las cuales se le pida al usuario simular una actividad específica en sus equipos de refrigeración o</p>	<p>Eficiencia del uso de refrigeración y congelación ante hábitos.</p>	<p>Modelación térmica y ejercicios de medición de consumo eléctrico.</p>



<p>congelación, y que el comportamiento eléctrico logre ser capturado.</p>		
<p><u>6. Análisis de la eficiencia para el uso de aire acondicionado:</u></p> <p>De forma similar a la actividad de refrigeración, es conveniente estudiar el efecto de la temperatura ambiente y del dimensionamiento de los aires acondicionados. Este cálculo debe sustentarse en literatura y puede apoyarse se la información que pueda generar un análisis específico de los aires acondicionados utilizando mediciones de uso final.</p> <p>Además, existe una dimensión geográfica que puede determinar la eficiencia de los aires acondicionados, debido a la temperatura ambiente y otros factores que deben analizarse con modelación térmica. La dimensión de antigüedad del equipo y características del mantenimiento que el equipo recibe pueden apoyar el cálculo.</p>	<p>Eficiencia del uso de aires acondicionados.</p>	<p>Modelación térmica y ejercicios de medición de consumo eléctrico.</p>
<p><u>7. Revisión metodológica para el cálculo de consumo de equipos electrónicos:</u></p> <p>Los equipos electrónicos como computadoras personales, computadoras portátiles, cargadores de teléfono, monitores y pantallas de televisión, consolas de videojuegos, entre otros, pueden analizarse con mayor detalle. Por ejemplo, el tamaño del dispositivo y el tiempo de uso puede incidir en el valor de potencia más conveniente para calcular la energía eléctrica.</p>	<p>Potencia de los equipos electrónico.</p>	<p>Especificaciones técnicas de los equipos y análisis de mediciones.</p>



9 Conclusiones

Este informe presentó los resultados asociados a la asesoría titulada “Metodología para la determinación de carga y consumo eléctrico residencial por uso”. Se ha desarrollado un marco metodológico para la creación de curvas de uso final en el sector residencial costarricense. Además, se logró recopilar varias mediciones de uso final que se utilizaron en el marco metodológico para reportar resultados preliminares de la desagregación de curvas de uso final a partir de curvas agregadas reales en el país. Finalmente, se logró proponer factores energéticos para el cálculo de consumo eléctrico en la encuesta residencial. A continuación, se resumen las principales conclusiones del trabajo.

Revisión bibliográfica

La revisión bibliográfica arrojó que existen dos grandes grupos de métodos que permiten crear curvas de uso final: métodos *top-down* y *bottom-up*. Este último es el de mayor uso ya que parten de lo simple a lo general y permiten incluir (excluir) de forma sencilla nuevas (viejas) tecnologías. Sin embargo, estos métodos tienden a ser menos sencillo que los primeros y requieren de muchos datos de entrada.

Equipo de medición adquirido

La investigación ayudó a concluir que el monitor de energía IoTaWatt era la opción con el mejor balance entre todos los aspectos de interés. Se adquirieron 21 unidades del IoTaWatt para ejecutar las pruebas. El dispositivo cuenta con una plataforma de fácil visualización, es de código abierto y su tamaño facilita la instalación.

Planificación de las mediciones

Se ha logrado realizar una colocación geográficamente diversificada de los equipos para realizar las submediciones, de tal forma que puedan capturarse mediciones en zonas tanto urbanas como rurales. Además, se han desarrollado instrumentos útiles para organizar el detalle de la información asociada a las mediciones.

Metodología propuesta

La propuesta se basa en los métodos revisados en la literatura y es adaptado para las particularidades del presente trabajo; por ejemplo, para entrenar algoritmos a partir de mediciones reales de demandas finales. La metodología se ha dividido en cuatro etapas a saber: recopilación de mediciones, entrenamiento, desagregación y comparación de resultados. Cada etapa representa una metodología única en la literatura y adaptada para las características del presente trabajo.

Aplicación de la metodología

Se logró obtener resultados muy satisfactorios de la etapa 3 de la metodología (desagregación de curvas). Los resultados han utilizado curvas de demanda reales del



sector residencial costarricense con una resolución de 10 min y los resultados muestran que esta etapa es efectiva en el 96% de los casos estudiados, ya que es posible obtener curvas de uso final con un error cuadrático medio normalizado inferior al 5%. Lo anterior hace pensar que la futura inclusión de las otras etapas brindará resultados aún más precisos que permitirán desagregar de forma satisfactoria las curvas agregadas de demanda eléctrica en el sector residencial, e incluso de otros sectores adaptando la metodología según corresponda.

Curvas de uso final en el sector residencial

Se han realizado ajustes a la metodología de desagregación para afinar la calidad de los resultados, de tal forma que se pueda identificar de forma más fidedigna la presencia de algún uso final a partir solo de la demanda detectada en un medidor inteligente. Lo anterior utilizando mediciones reales recopiladas en el campo.

El proceso de recopilación de datos es muy importante, ya que es crucial para la conformación de curvas de referencia que constituirán una base de datos útil para que el algoritmo de desagregación en desarrollo identifique automáticamente la presencia de un uso final con un grado de precisión. La base de datos crece a un ritmo de 15 mediciones por semana, aproximadamente.

Se está avanzando en la finalización de una herramienta ejecutable que contenga una base de datos y la capacidad de calcular la mejor desagregación de una curva. El algoritmo tiene un paradigma de desarrollo de mejora continua. Por lo tanto, a pesar de que el algoritmo es funcional, se espera que su precisión mejore en las próximas entregas.

Factores considerados en el balance de energía de la Encuesta Residencial

Se realizó una revisión de los factores empleados en las fórmulas de cálculo del consumo eléctrico de los dispositivos más importantes en el sector residencial. Estos factores se dividen entre los que se obtienen de la encuesta (tiempos de usos, tamaños de equipo, entre otros), y factores supuestos relacionados con la firma eléctrica de los dispositivos (potencia, cambios de estado, entre otros).

La principal limitación que se encontró fue la falta de documentación, pues es complicado tener claro el origen de ciertos parámetros. Además, se surgió tomar en cuenta otras variables en el cálculo del consumo de algunos electrodomésticos. Por ejemplo, la ubicación y el área de enfriamiento de los aires acondicionados, la variación de potencia a través de los años de la refrigeradora, y la inserción de tecnologías que no fueron consideradas en la Encuesta Residencial 2012.



Bibliografía

- [1] Universidad de Costa Rica, “Metodología para la Determinación de Curvas de Carga y Consumo Eléctrico Residencial por Uso – I Informe Parcial,” San José, Costa Rica, 2018.
- [2] L. G. Swan and V. I. Ugursal, “Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 8, pp. 1819–1835, 2009.
- [3] A. Grandjean, J. Adnot, and G. Binet, “A review and an analysis of the residential electric load curve models,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 16, no. 9, pp. 6539–6565, 2012.
- [4] E. Hirst, R. Goeltz, and D. White, “Determination of household energy using fingerprints from energy billing data,” *Int. J. Energy Res.*, 1986.
- [5] G. Raffio, O. Isambert, G. Mertz, C. Schreier, and K. Kissock, “Targeting Residential Energy Assistance,” *ASME 2007 Energy Sustain. Conf.*, 2007.
- [6] D. G. Fiebig, R. Bartels, and D. J. Aigner, “A random coefficient approach to the estimation of residential end-use load profiles,” *J. Econom.*, 1991.
- [7] R. Yao and K. Steemers, “A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK,” *Energy Build.*, 2005.
- [8] M. Stokes, “Removing barriers to embedded generation : a fine-grained load model to support low voltage network performance analysis,” 2005.
- [9] J. V. Paatero and P. D. Lund, “A model for generating household electricity load profiles,” *Int. J. Energy Res.*, 2006.
- [10] C. F. Walker and J. L. Pokoski, “Residential Load Shape Modelling Based on Customer Behavior,” *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-104, no. 7, pp. 1703–1711, 1985.
- [11] A. Capasso, W. Grattieri, R. Lamedica, and A. Prudenzi, “Bottom-up approach to residential load modeling,” *IEEE Trans. Power Syst.*, 1994.
- [12] M. M. Armstrong, M. C. Swinton, H. Ribberink, I. Beausoleil-Morrison, and J. Millette, “Synthetically derived profiles for representing occupant-driven electric loads in Canadian housing,” *J. Build. Perform. Simul.*, 2009.
- [13] J. Widén, M. Lundh, I. Vassileva, E. Dahlquist, K. Ellegård, and E. Wäckelgård, “Constructing load profiles for household electricity and hot water from time-use data-Modelling approach and validation,” *Energy Build.*, 2009.
- [14] J. Widén and E. Wäckelgård, “A high-resolution stochastic model of domestic activity patterns and electricity demand,” *Appl. Energy*, 2010.
- [15] I. Richardson and M. Thomson, “Intagrated simulation of Photovoltaic Micro-Generation and Domestic Electricity Demand: A one minute resolution open source model,” in *CREST - Department of Electronic and Electrical Engineering, Loughborough University, UK.*, 2010.
- [16] D. Fischer, T. Wolf, J. Scherer, and B. Wille-Hausmann, “A stochastic bottom-up model for space heating and domestic hot water load profiles for German households,” *Energy Build.*, 2016.
- [17] I. Richardson, M. Thomson, D. Infield, and C. Clifford, “Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model,” *Energy Build.*, 2010.
- [18] B. M. Larsen and R. Nesbakken, “Household electricity end-use consumption:



- Results from econometric and engineering models,” *Energy Econ.*, 2004.
- [19] E. Ghisi, S. Gosch, and R. Lamberts, “Electricity end-uses in the residential sector of Brazil,” *Energy Policy*, 2007.
- [20] J. Liao, G. Elafoudi, L. Stankovic, and V. Stankovic, “Non-intrusive appliance load monitoring using low-resolution smart meter data,” in *2014 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2014*, 2015.
- [21] D. Randall, “Rapidly mixing markov chains with applications in computer science and physics,” *Comput. Sci. Eng.*, 2006.
- [22] H. Kim, M. Marwah, M. F. Arlitt, G. Lyon, and J. Han, “Unsupervised Disaggregation of Low Frequency Power Measurements,” *Proc. SIAM Conf. Data Min.*, 2011.
- [23] Z. Kolter, T. Jaakkola, and J. Z. Kolter, “Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation,” *Proc. Int. Conf. Artif. Intell. Stat.*, 2012.
- [24] O. Parson, S. Ghosh, M. Weal, and A. Rogers, “Non-intrusive load monitoring using prior models of general appliance types,” *Proc. 26th AAAI Conf. Artif. Intell.*, 2012.
- [25] H. Altrabalsi, V. Stankovic, J. Liao, and L. Stankovic, “Low-complexity energy disaggregation using appliance load modelling,” *AIMS Energy*, 2014.
- [26] B. Zhao, L. Stankovic, and V. Stankovic, “On a Training-Less Solution for Non-Intrusive Appliance Load Monitoring Using Graph Signal Processing,” *IEEE Access*, 2016.
- [27] Autoridad Reguladora de los Servicios Públicos (ARESEP), “Supervisión de la calidad del suministro eléctrico en baja y media tensión (AR-NT-SUCAL),” 2015.
- [28] Autoridad Reguladora de los Servicios Públicos (ARESEP), “Supervisión de la comercialización del suministro eléctrico en baja y media tensión (AR-NT-SUCOM),” 2016.
- [29] K. Basu, A. Hably, V. Debusschere, S. Bacha, G. J. Driven, and A. Ovalle, “A comparative study of low sampling non intrusive load dis-aggregation,” in *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*, 2016.
- [30] K. Balachandran, R. L. Olsen, and J. M. Pedersen, “Bandwidth analysis of smart meter network infrastructure,” *16th Int. Conf. Adv. Commun. Technol.*, 2014.



Anexo A. Manual de instalación y configuración

Título:

Guía de instalación y configuración del *IoTaWatt™*

Sinopsis:

El *IoTaWatt™* es un dispositivo monitor de energía monofásico open-hardware con 14 canales de medición de corriente, y un canal para medir una tensión de referencia. El dispositivo es configurable en una interfaz web. En esa misma interfaz, es posible visualizar los datos medidos. Este documento resume los pasos a seguir para la instalación y configuración del *IoTaWatt™* en tableros residenciales.

ID Documento:

GuíaInstalación_IoTaWatt_v01

Fecha:

Octubre de 2018



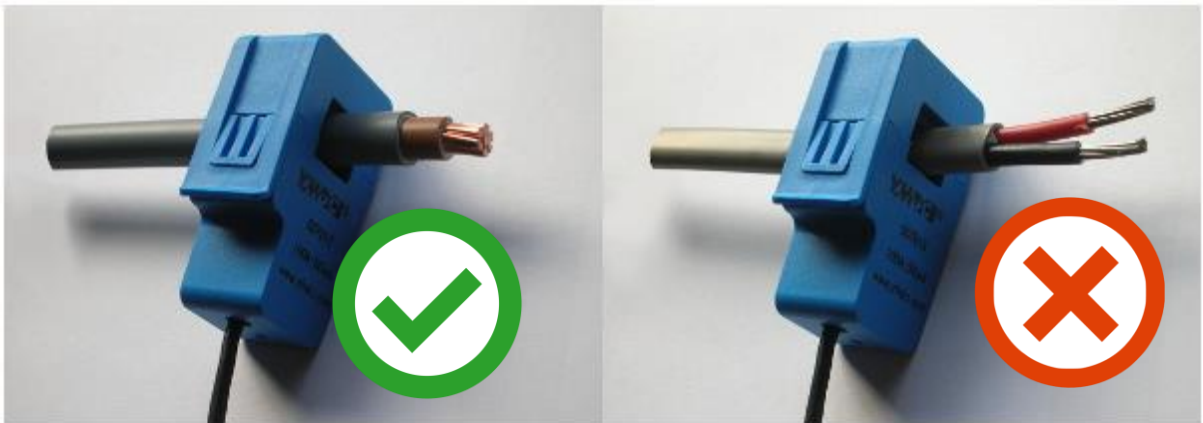
A.1 Instalación

A.1.1 Adaptador AC-AC del transformador de corriente y adaptador AC/DC con cable USB

Ambos adaptadores se deben conectar a un tomacorriente, y al IoTaWatt™ (en uno de sus lados cortos). Este paso puede requerir la instalación de un tomacorriente adicional, o la extensión de alguno cercano.

A.1.2 Transformadores de corriente

Su instalación se resume en cerrarlos alrededor del cable que se desea medir. Los transformadores de corriente (CT, por sus siglas en inglés) deben ser instalados en un solo cable portador de corriente.



Se debe ser cuidadoso con la dirección de la corriente, la indicación en la parte superior de los CTs (K → L), indica que se deben instalar de forma que la corriente fluya de K a L.

A.1.3 Montaje en pared

El IoTaWatt™ puede ser opcionalmente montado en la pared. Para lo mismo se debe utilizar el soporte con el que cuenta el equipo, como se muestra en la figura siguiente.



Es necesario abrir el dispositivo, y unir a él la “parte macho” del soporte. La “parte hembra” se debe unir firmemente a la superficie en la que se desea montar el equipo.

A.2 Configuración

A continuación, se describen los pasos a seguir para la instalación y configuración del IoTaWatt™:

1. Conectar la alimentación del IoTaWatt™ (5V DC USB) y la tensión de referencia (9V AC REF).



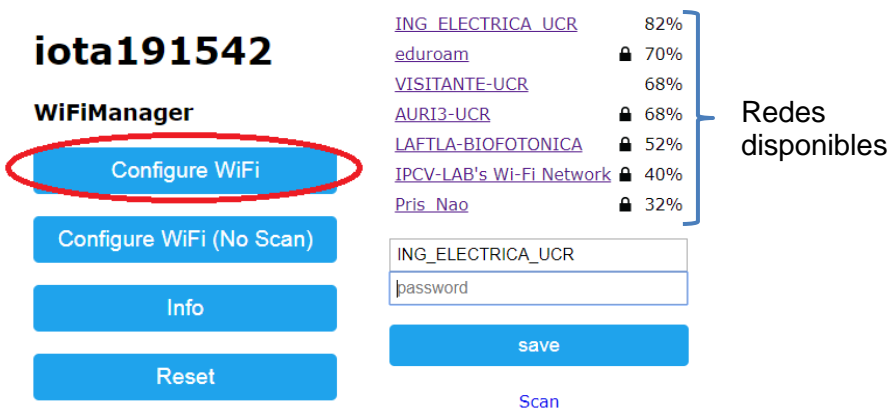
2. Conectar los canales de corriente a cada uno de los circuitos.

A.2.1 Conexión al Wi-Fi:

3. Buscar la red Wi-Fi del IoTaWatt™ en el dispositivo que se usará para la configuración (laptop o celular).

La contraseña del dispositivo es **IoTaWatt**. Si se cambia el nombre, la contraseña corresponde al nuevo nombre.

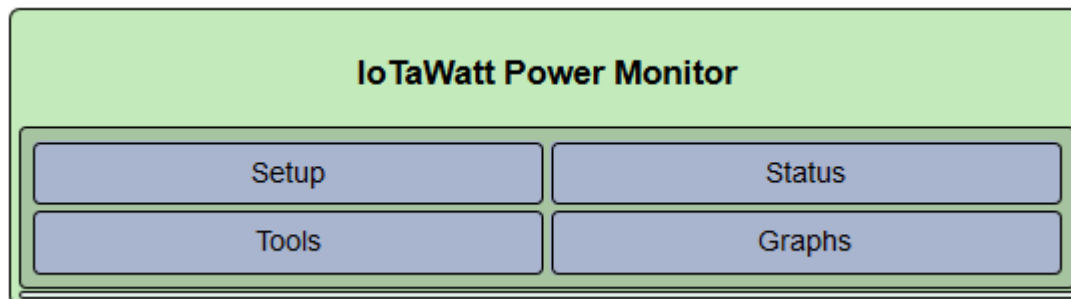
4. Al seleccionar la red Wi-Fi del dispositivo, este despliega una ventana en la cual se puede escoger la red a configurar para el IoTaWatt™. Presionar Configure Wi-Fi y luego seleccionar la red a la que se desea conectar el dispositivo.



5. Verifique que el indicador LED del dispositivo permanezca en un brillo verde opaco, esto indica que el dispositivo se encuentra conectado y funcionando correctamente. Al final del manual se puede observar el significado a todas las variantes del LED.

A.2.2 Configuración del dispositivo:

6. Para acceder a la aplicación de configuración, puede conectarse al dispositivo con su navegador web, utilizando el url: <https://iotawatt.local>



Si se cambia el nombre del dispositivo, se deberá utilizar: [https://\[Nuevo nombre\].local](https://[Nuevo nombre].local)

7. Seleccionar *Setup*, y luego *Device*. Acá, se puede cambiar el nombre por otro conformado por **8 caracteres**, la zona horaria (**-6 en el caso de Costa Rica**), y la clase de actualización automática.



IoTaWatt Power Monitor Demo Mode

Setup Status

Device Tools Graphs

Inputs Specify device name, time-zone, and auto-update class

Configure IoTaWatt Device

Device name: IotaWatt

Time Zone: 0

Auto-update Class: MAJOR ▾

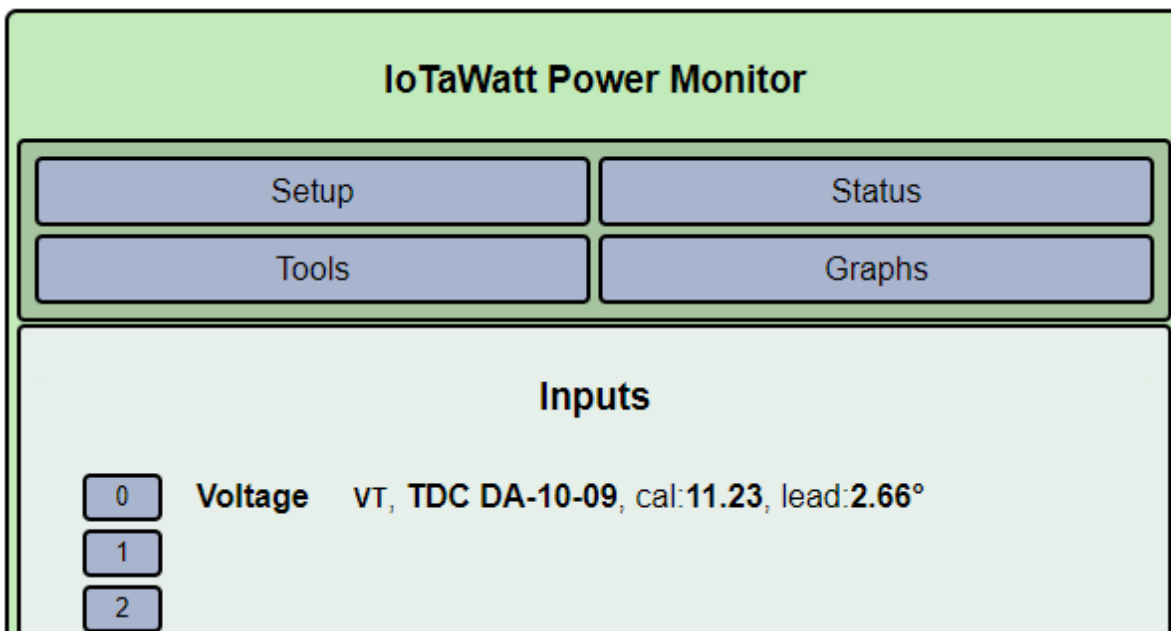
cancel save

La clase de actualización automática le dice al dispositivo si desea recibir actualizaciones automáticas del firmware y qué tipo de actualizaciones de interesan. Las opciones son:

- NONE: no se actualizará automáticamente el dispositivo.
- MAJOR: solo actualizar versiones importantes del *software*.
- MINOR: actualización con pequeñas versiones. **Este es recomendable.**
- BETA: último firmware de producción.
- ALPHA: firmware recientemente lanzado con las últimas actualizaciones, y los últimos errores.

A.2.3 Calibración de la tensión de referencia:

8. Seleccione *Setup* y seguidamente *Inputs*. Presione el cuadro con el número cero (que será por *default* la medición de tensión).



9. Seguidamente, se debe seleccionar el modelo del transformador de tensión (VT, por sus siglas en inglés).

Los VT de los que se dispone en el EPER-Lab son modelo: **DA-10-09**

10. **(Opcional)** Como el VT se encuentra en la lista, puede solamente seleccionarse *save* y se guardará la calibración standard para él. Si se desea, y se dispone de un voltímetro, se puede seleccionar *calibrate*. Se debe variar el *calibrate factor* hasta que la tensión que se muestra sea muy cercana o igual a la tensión del medidor de referencia. Seleccionar *save*. Sin embargo, como el modelo con el que se cuenta está entre las opciones de la interfaz, este paso no es necesario.



IoTaWatt Power Monitor

SetupStatus

ToolsGraphs

Calibrate Voltage Channel 0

119.1

calibration factor:

cancelsave

Using a voltmeter to display the AC line voltage, adjust the calibration factor until the displayed voltage reasonably matches the voltmeter reading. Click save to update the channel with the new calibration factor.

A.2.4 Agregar los CTs:

11. Seleccionar la opción *Setup*, y luego *Inputs*. Seleccione los números de forma ascendente para ir agregando los canales (**empezando por el 1**). Se debe indicar el nombre que se le desea dar, el tipo (en este caso, **CT**) y el modelo.

Configure Input 1

Burden: 24 ohms

Name:

Type:

Model:

Allow negative power value ⓘ

Double ⓘ

Reverse ⓘ

cancelsave

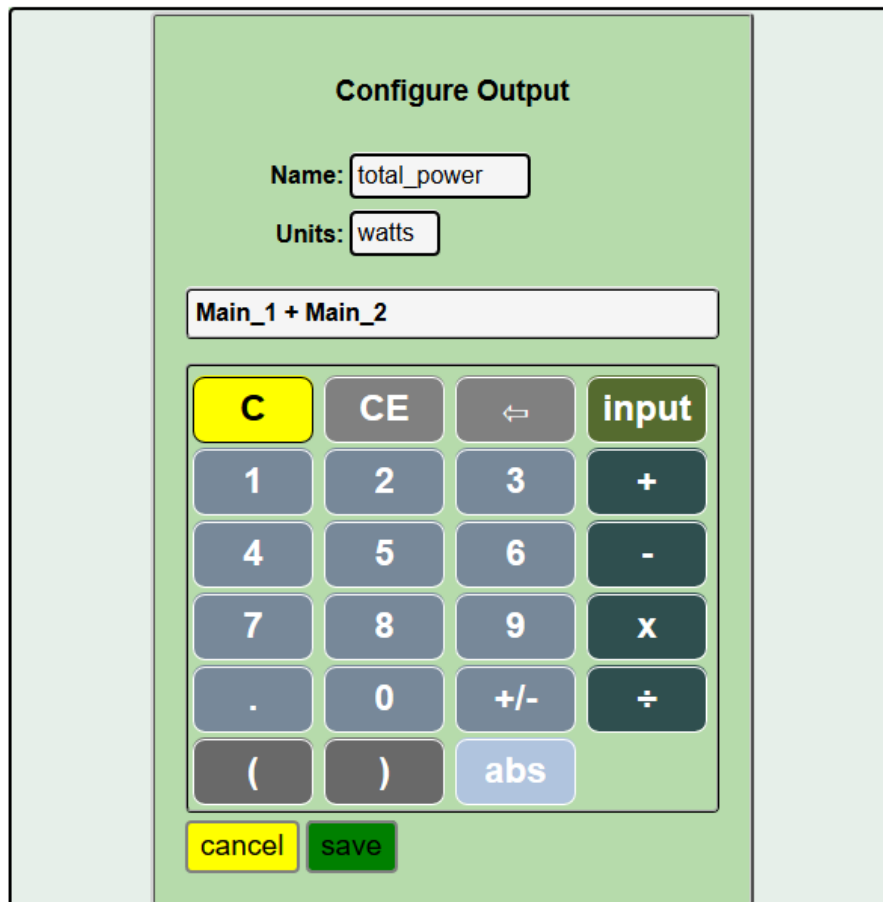


Los CT de los que se dispone en el EPER-Lab son los siguientes:

Capacidad (A)	Modelo
50 A	ECS 10-50
100 A	ECS 16-100

A.2.5 Configuración de las salidas:

12. Seleccionar *Setup* y luego *Outputs*. En esta parte es posible realizar operaciones entre las entradas para conseguir salidas específicas que se deseen observar. Por ejemplo, si se desea saber la suma entre dos circuitos. Para lo mismo se debe presionar *add*, y una vez escrita la salida que se desea conseguir, *save*.





A.3 Visualización del estado y de las mediciones

Para observar el estado del dispositivo, puede seleccionarse *status*, para garantizar la correcta configuración del dispositivo.

IoTaWatt Power Monitor Demo Mode

Setup	Status
Tools	Graphs

Inputs/Outputs Status

Inputs	Outputs
Voltage: 120.4 Volts	

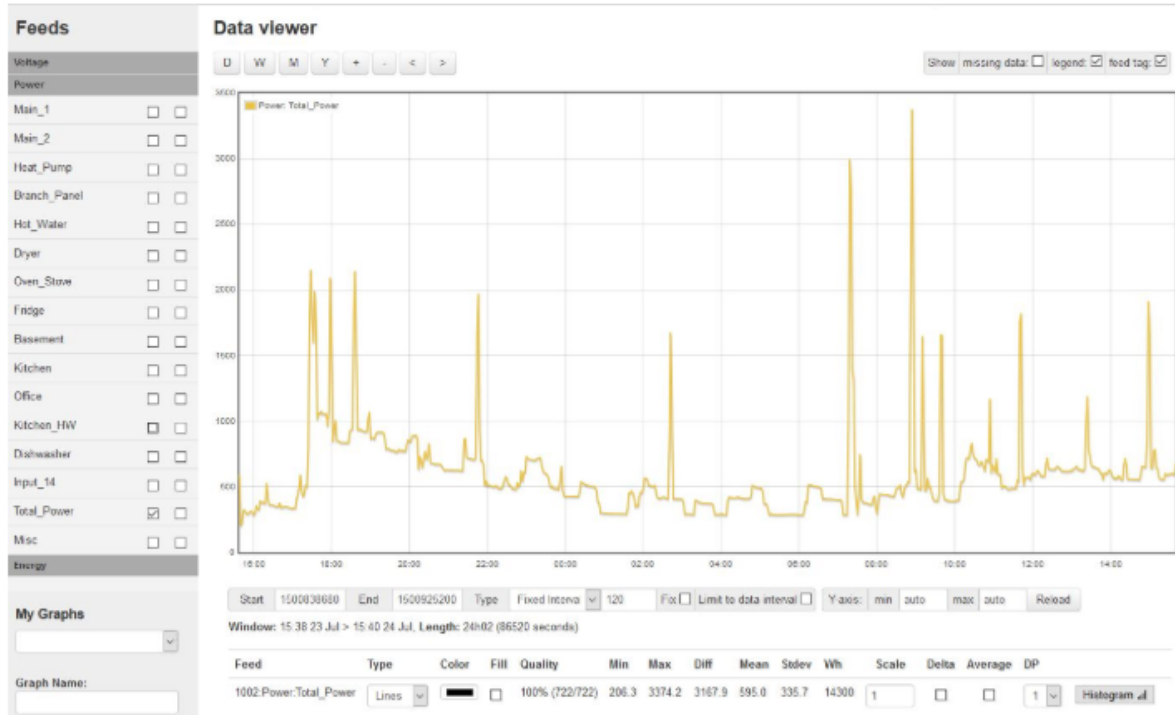
IoTaWatt Statistics

Firmware version: 2:02:09	635 samples per AC cycle
Running time: 0h 50m 46s	38.4 AC cycles sampled/second
free Heap: 17632	60.0 Hz

Data Logs



Por otro lado, al seleccionar *graph*, es posible observar de forma gráfica los resultados.



En la parte inferior, al seleccionar *Show CSV Output*, es posible observar los valores medidos en formato *csv*. Para observar los valores de tiempo en el formato convencional, debe cambiarse la configuración de este en la parte superior de la lista de datos.



Código del LED

El *IoTaWatt* contiene un LED externo que brinda información sobre el estado del dispositivo. En caso de que exista algún problema, es importante observar el LED para observar su estado. A continuación, se detallan las distintas posibilidades de indicaciones que puede dar el LED, y su significado:

- Permanentemente verde: el dispositivo está conectado a la red *Wi-Fi* y se encuentra trabajando apropiadamente.
- Permanentemente rojo: el dispositivo está trabajando, pero no se encuentra conectado a *Wi-Fi* o no se ha inicializado el reloj. Siempre y cuando el reloj se inicialice, el dispositivo puede funcionar sin conexión a *Wi-Fi*.
- Sin iluminar: Lo más probable es que el no hay alimentación en la entrada de 5VDC.
- Rojo – verde continuo: descargando un nuevo lanzamiento del *firmware*. Este proceso no debe durar más de un minuto.
- Rojo – verde – verde: el dispositivo está teniendo problemas para conectarse a la red *Wi-Fi*. Si es un nuevo *IoTaWatt* o la red ha cambiado, se deberá seleccionar una nueva red. En otro caso, se debe esperar a que el código del LED cambie.
- Rojo – verde – rojo: se ha encontrado información corrompida. La información está siendo escaneada, esto puede tardar una hora o más para un grupo de mediciones muy grande.
- Rojo – rojo – verde: la red de *Wi-Fi* configurada no está disponible y el reloj no está funcionando. El *IoTaWatt* no puede guardar datos si no conoce la hora, y consigue la hora de Internet.
- Verde – rojo – rojo: El dispositivo tiene problemas para ingresar a la tarjeta SD. Para solucionar el problema, se debe abrir el *IoTaWatt* y verificar que la tarjeta SD se encuentra sujeta firmemente. Si el problema continúa, puede ser que la tarjeta está dañada.
- Rojo – rojo – rojo: este es un código de pánico, donde se ha detectado una situación que no debería estar sucediendo. Es posible que exista un diagnóstico en el *message log*. A este se puede acceder al presionar la opción *Tools*.



Anexo B. Lista de mediciones ejecutadas

A continuación, se muestra la lista de mediciones realizadas, que son un total de 87. Las mediciones mostradas en rojo y con borde punteado, corresponden a mediciones erróneas, que, aunque se colocaron por una semana en el sitio, no se logró recuperar ningún dato por fallas del equipo o de la instalación. Las mediciones consecutivas con el mismo color (celeste o verde) y borde más grueso, corresponden a mediciones de un mismo hogar, por un tiempo mayor a una semana.

Tabla 13. Lista de mediciones realizadas.

Medición	Lugar	Medición	Lugar
1	San José, Montes de Oca, San Pedro	45	San José, Tibás
2	San José, Montes de Oca, Mercedes	46	Puntarenas, Esparza
3	Cartago, La Unión, Tres Ríos	47	San José, Desamparados, San Antonio
4	San José, Moravia	48	San José, Desamparados, San Antonio
5	Cartago, La Unión, Tres Ríos	49	San José, Desamparados, San Antonio
6	Cartago, La Unión, Tres Ríos	50	Cartago, Paraíso
7	San José, Curridabat	51	Cartago, Paraíso
8	San José, Goicochea, Guadalupe	52	Cartago, Central
9	San José, Montes de Oca, San Pedro	53	San José, Montes de Oca, Mercedes
10	Cartago, La Unión, Tres Ríos	54	San José, Montes de Oca, Mercedes
11	San José, Montes de Oca, San Pedro	55	San José, Montes de Oca, Mercedes
12	San José, Montes de Oca, Mercedes	56	San José, Curridabat
13	San José, Montes de Oca, Mercedes	57	San José, Montes de Oca, San Pedro
14	San José, Montes de Oca, Mercedes	58	Alajuela, Zarcero
15	Cartago, Turrialba, Turrialba	59	San José, Montes de Oca, San Pedro
16	San José, Montes de Oca, San Pedro	60	San José, Montes de Oca, San Pedro
17	Cartago, Turrialba, Turrialba	61	Cartago, Paraíso
18	Cartago, Turrialba, Turrialba	62	Cartago, Paraíso
19	Limón, Pococí, Guápiles	63	San José, Desamparados, San Antonio
20	Limón, Pococí, Guápiles	64	San José, Desamparados, San Antonio
21	Limón, Pococí, Guápiles	65	San José, Desamparados, San Antonio
22	Cartago, Oreamuno	66	San José, Montes de Oca, San Pedro
23	Cartago, Oreamuno	67	San José, Montes de Oca, San Pedro
24	Cartago, Oreamuno	68	San José, Montes de Oca, San Pedro
25	Cartago, Oreamuno	69	San José, Montes de Oca, Sabanilla
26	Cartago, Oreamuno	70	Cartago, La Unión, Tres Ríos
27	San José, Montes de Oca, Sabanilla	71	Cartago, La Unión, Tres Ríos
28	Alajuela, Zarcero	72	San José, Montes de Oca, Sabanilla
29	San José, Central, Mata Redonda	73	Alajuela, Grecia



30	Puntarenas, Central, Chacarita	74	Cartago, Central
31	Cartago, Cartago	75	Cartago, Central
32	Cartago, El Guarco	76	Cartago, Central
33	Cartago, Cartago	77	San José, Montes de Oca, San Pedro
34	San José, Central, Mata Redonda	78	San José, Montes de Oca, San Pedro
35	San José, Central, Mata Redonda	79	San José, Montes de Oca, San Pedro
36	San José, Central, Mata Redonda	80	San José, Desamparados, San Antonio
37	Puntarenas, Central, Chacarita	81	San José, Desamparados, San Antonio
38	Alajuela, Alajuela, San Rafael	82	San José, Montes de Oca, Mercedes
39	San José, Montes de Oca, San Pedro	83	San José, Montes de Oca, Sabanilla
40	San José, Montes de Oca, San Pedro	84	San José, Montes de Oca, Sabanilla
41	San José, Montes de Oca, San Pedro	85	San José, Montes de Oca, Sabanilla
42	Puntarenas, Esparza	86	San José, Montes de Oca, Mercedes
43	Puntarenas, Esparza	87	San José, Montes de Oca, Mercedes
44	San José, Montes de Oca, San Pedro		



Anexo C. Encuesta Residencial Simplificada

CURVAS DE CONSUMO DE USO FINAL 2018

Buenos días (tardes, noches), mi nombre es: _____.
Estamos realizando un estudio sobre el consumo de energía en el sector residencial para el **MINAE** (Ministerio de Ambiente y Energía). Esta información permitirá orientar mejor las políticas energéticas y conocer los principales usos de la energía eléctrica en las familias. Los datos que usted nos suministre serán usados en forma estrictamente confidencial. Le agradeceremos nos conceda unos minutos. Gracias.

SI EL (LA) ENTREVISTADO(A) TIENE DUDAS SOBRE LA ENCUESTA INDICARLE QUE PUEDE LLAMAR AL TELÉFONO 2511 2636

ENCIERRE CON UN CÍRCULO LAS RESPUESTAS QUE CORRESPONDAN

A.- Datos Generales

N° CUESTIONARIO:		/ CURVAS_2018 / ____ / ____ / ____ /	
A.1. - Ubicación de la Vivienda		A.2.- Estrato: 1. Área Urbana 2. Área Rural	
Provincia:	1. San José 2. Alajuela	3. Cartago 4. Heredia	5. Guanacaste 6. Puntarenas 7. Limón
Cantón:	A.3.- Dirección Exacta:		
Distrito:			

B.- Datos del Hogar

B.1.- ¿Cuántas familias residen en este hogar?	/ ____ / ____ /	999. NS/NR
B.2.- Y, ¿cuántas personas acostumbran dormir en esta vivienda?	/ ____ / ____ /	999. NS/NR
B.3.- ¿Cuál es el área de construcción de la vivienda?	/ ____ / ____ / ____ / ____ /	Metros Cuadrados 999. NS/NR

C.- Energía eléctrica

C.1.- ¿Cuál es la compañía que presta el servicio de electricidad en esta localidad?

1. ICE	2. CNFL	3. JASEC	4. ESPH
5. COOPEGUANACASTE	6. COOPESANTOS	7. COOPELESCA	8. COOPEALFARO

C.2.- Aproximadamente ¿cuánto se paga por mes de energía eléctrica en esta vivienda? COLONES:
/ _____ / 999.NS/NR

C.3.- Pida que por favor le muestren el último recibo del servicio eléctrico más reciente (o del mes que tengan más a mano) y anote:

C.3.1	Número de:	1. contrato	2. servicio	3. NISE	
C.3.2	Consumo (kWh):				
C.3.3	Importe total (en colones)				



C.3.4	Mes al que se refiere el recibo:	
0. No mostró recibo	88. No tenía acceso al recibo electrónico	77. INDICÓ QUE LO PUEDE BUSCAR

D.- Electrodomésticos de cocina

D.1- COCINA. ¿Cuáles son las características de la(s) cocina(s) que ustedes utilizan? **(ANOTAR TODAS)**

0. No se cocina (PASE A PREGUNTA D.2)

TIPO DE COCINA	ORDEN DE USO*	NUMERO DISCOS O QUEMADORES		NUMERO DE FUEGOS	AÑOS DE ANTIGÜEDAD
		GRANDES	PEQUEÑOS		
D.1.a. - Eléctrica convencional de discos o de espirales					
D.1.b. - Eléctrica vitrocerámica					
D.1.c. - Cocina de inducción					
D.1.d. - Plantilla eléctrica					
D.1.e. - Gas licuado (GLP)					
D.1.f. - Leña					
D.1.g. - Carbón					
D.1.h. - Otra: _____					

*Enumere de forma ascendente la que utiliza más a la que utiliza menos. Siendo 1 es la que utiliza más.

D.2.- HORNOS. ¿Tiene hornos? ¿Cuáles son las características de lo(s) horno(s) que utiliza? **(ESTA SECCIÓN NO INCLUYE AL HORNITO TOSTADOR)**

0. No tiene (PASE A D.3)

TIPO DE HORNO	POTENCIA [W]	AÑOS DE ANTIGÜEDAD	VECES QUE SE UTILIZA INDICAR: 1.DÍA, 2.SEMANA, 3.MES	CANTIDAD DE TIEMPO QUE SE UTILIZA	PRINCIPALES USOS: 1.CALENTAR ALIMENTOS. 2.PARA COCINAR 3.OTRO (Indicar)
D.2.a – Incorporado a la cocina.					
D.2.b. - Horno eléctrico independiente.					
D.2.c. - Microondas.					
D.3.d. - Leña.					
D.4.e. - Otro 1: _____					

D.3.- OLLA ARROCERA. ¿Tiene olla arrocera? ¿Cuáles son las características de esa(s) olla(s) arrocera(s)?

0. No tiene (PASAR A D.6)



Arrocera	Frecuencia con que la utiliza	Tamaño
D.3.a. 1	/_____/ veces por /_____/ 999. Ns / Nr	1. P 2. M 3. G
D.3.b. 2	/_____/ veces por /_____/ 999. Ns / Nr	1. P 2. M 3. G
D.3.c. 3	/_____/ veces por /_____/ 999. Ns / Nr	1. P 2. M 3. G

D.6.- COFFEE MAKER. ¿Tiene *coffee maker*?

0. No tiene (**PASAR A D.8**) 1. Tiene una 2. Tiene dos 3. Tiene más de dos

D.7.- ¿Con qué frecuencia utilizan el “*coffee maker* Número de veces /_____/_____/ por /_____/ (INDICAR DÍA/ SEMANA/MES) 999. NS/NR

D.8.- SARTÉN ELÉCTRICO. ¿Tiene sartén eléctrico?

0. No tiene (**PASAR A E.1**) 1. Tiene uno 2. Tiene dos 3. Tiene más de dos

D.9 - ¿Con qué frecuencia utilizan el sartén eléctrico? Número de veces /_____/_____/ por /_____/ (INDICAR DÍA/ SEMANA/MES) 999. NS/NR

D.10.- Y, aproximadamente, ¿durante cuántos minutos utilizan el sartén eléctrico cada vez que lo usan? /_____/_____/ 999.NS/NR

E.- Alumbrado y Electricidad

E.1.- Para cada uno de los siguientes tipos de luminarias ¿Cuántas posee en esta vivienda? (**LEER UNO POR UNO Y ANOTAR RESPUESTAS**)

TIPO DE LUMINARIA	CANTIDAD QUE USAN CON MAYOR FRECUENCIA
E.1.a. - Bombillos incandescentes (Corrientes)	/_____/_____/ 999.NS/NR
E.1.b. - Fluorescentes Compactos	/_____/_____/ 999.NS/NR
E.1.c. - Bombillos (Halógenos)	/_____/_____/ 999.NS/NR
E.1.d. - Tubos Fluorescentes	/_____/_____/ 999.NS/NR
E.1.e. - LEDs	/_____/_____/ 999.NS/NR
E.1.f. - Tubos LED	/_____/_____/ 999.NS/NR

F.- Otros equipos de alto consumo energético

F.1.- REFRIGERADORES ¿Tiene refrigeradores? ¿Cuáles son las características del (de los) refrigerador(es) que posee? (**SI NO TIENEN PASE A G.7**)



0. No tiene

Refrigerador	Antigüedad en años	Marca	Lo adquirió nuevo o usado	Tamaño
F.1.a. 1	/___/___/	999. Ns / nr	1. Nuevo 2. Usado	1. P 2. M 3. G
F.1.b. 2	/___/___/	999. Ns / nr	1. Nuevo 2. Usado	1. P 2. M 3. G
F.1.c. 3	/___/___/	999. Ns / nr	1. Nuevo 2. Usado	1. P 2. M 3. G
F.1.d. 4	/___/___/	999. Ns / nr	1. Nuevo 2. Usado	1. P 2. M 3. G

F.2.- PLANCHA DE ROPA. ¿Tiene plancha de ropa?

0. No tiene (PASE A F.5) 1. Tiene uno 2. Tiene dos 3. Tiene tres 4. Tiene más de tres

F.3.- ¿Cuántas veces por semana acostumbran a planchar? /___/___/ 8. Todos los días

F.4.- ¿Cuánto tiempo acostumbran a planchar cada vez que lo hace? /___/___/ ? (INDICAR 1. HORAS 2. MINUTOS)

F.5.- DUCHA ELÉCTRICA (TERMODUCHA). ¿Tiene termoducha? ¿Cuáles son las características de esa(s) termoducha(s)?

0. No tiene

	Número veces al día	Minutos de uso promedio cada vez	Posición	Potencia [W]
F.5.1 Ducha 1	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr	1. Tibia 2. Caliente 999. Ns/Nr	
F.5.2 Ducha 2	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr	1. Tibia 2. Caliente 999. Ns/Nr	
F.5.3 Ducha 3	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr	1. Tibia 2. Caliente 999. Ns/Nr	

F.6.- TANQUE DE AGUA CALIENTE CONVENCIONAL (QUE NO SEA SOLAR). ¿Tiene tanque de agua caliente? ¿Cuáles son las características del (de los) tanque(s) que posee?

0. No tiene

	Tipo	Número veces al día	Minutos de uso promedio cada vez	Tamaño	Potencia [W]	¿Tiene temporizador?
F.6.a. Tanque 1	1. Gas 2. Eléctrico	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr	1. P 2. M 3. G 999. Ns/Nr		1. Sí 2. No
F.6.b. Tanque 2	1. Gas 2. Eléctrico	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr	1. P 2. M 3. G 999. Ns/Nr		1. Sí 2. No



F.6.c. Tanque 3	1. Gas 2. Eléctrico	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr	1. P 2. M 3. G 999. Ns/Nr	1. Sí 2. No
---------------------------	------------------------	---------	-------------------------	---------------------------------	----------------

F.7.- CALENTADOR DE AGUA (TANQUE) INSTANTÁNEO. ¿Tiene un calentador de agua instantáneo o de paso?
¿Cuáles son las características del (de los) calentador(es) que posee?

0. No tiene

	Tipo	Número veces al día	Minutos de uso promedio cada vez	Nivel de regulación en que lo utiliza	Potencia [W]
F.7.a. Calentador 1	1. Gas 2. Eléctrico	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr	1. Tiene temperatura fija. 2. Nivel menor al medio. 3. Nivel medio. 4. Nivel mayor al medio.	
F.7.b. Calentador 2	1. Gas 2. Eléctrico	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr	1. Tiene temperatura fija. 2. Nivel menor al medio. 3. Nivel medio. 4. Nivel mayor al medio.	
F.7.c. Calentador 3	1. Gas 2. Eléctrico	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr	1. Tiene temperatura fija. 2. Nivel menor al medio. 3. Nivel medio. 4. Nivel mayor al medio.	

F.8.- LAVADORA DE ROPA. ¿Tiene lavadora de ropa? ¿Cuáles son las características de esa(s) lavadora(s)?

0. No tiene

	Número veces a la semana que la usa	Minutos de uso promedio cada vez	Años de antigüedad	Potencia [W]
F.8.a. Lavadora 1	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr		
F.8.b. Lavadora 2	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr		
F.8.c. Lavadora 3	/ / / /	/ / / / M 999. Ns/Nr		



F.9.-SECADORA DE ROPA. ¿Tiene secadora de ropa? ¿Cuáles son las características de esa(s) secadora(s)?

0. No tiene

	Tipo	Número veces al día que la utiliza	Minutos de uso promedio cada vez	Años de antigüedad	Potencia [W]
F.9.a. Secadora 1	1. Gas 2. Eléctrico	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr		
F.9.b. Secadora 2	1. Gas 2. Eléctrico	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr		
F.9.c. Secadora 3	1. Gas 2. Eléctrico	/___/___/	/___/___/ M 999. Ns/Nr		

F.10.- AIRE ACONDICIONADO. ¿Tiene Aire Acondicionado (AC)? ¿Cuáles son las características de eso(s) AC?

0. No tiene

	Uso semanal	Tiempo de uso cada vez que se usa (Encierre la opción)	Ubicación	Área (m ²)	Tamaño	Potencia [W]
F.10.a. A/C 1	/___/___/	/___/___/ H o M Ns/Nr	999.		1. P 2. M 3. G	
F.10.b. A/C 2	/___/___/	/___/___/ H o M Ns/Nr	999.		1. P 2. M 3. G	
F.10.c. A/C 3	/___/___/	/___/___/ H o M Ns/Nr	999.		1. P 2. M 3. G	
F.10.d. A/C 4	/___/___/	/___/___/ H o M Ns/Nr	999.		1. P 2. M 3. G	
F.10.e. A/C 5	/___/___/	/___/___/ H o M Ns/Nr	999.		1. P 2. M 3. G	

G.- Entrenimiento y otros

G.1.- TELEVISORES. ¿Tienen en su casa televisores? ¿Cuáles son las características de esos televisores?

0. No tiene

Televisores	Tipo	Tamaño (en pulgadas)	Horas promedio de uso diario
G.1.a. Televisor 1	1. Convencional 2. LCD 3. LED 4. Plasma 999. Ns/nr	/___/___/ 999. Ns/nr	/___/___/ 999. Ns/nr



G.1.b. Televisor 2	1. Convencional 2. LCD 3. LED 4. Plasma 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr
G.1.c. Televisor 3	1. Convencional 2. LCD 3. LED 4. Plasma 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr
G.1.d. Televisor 4	1. Convencional 2. LCD 3. LED 4. Plasma 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr
G.1.e. Televisor 5	1. Convencional 2. LCD 3. LED 4. Plasma 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr	/ ___/___/ 999. Ns/nr

H. Ingresos y otros datos de la familia

H.1.- ¿Usted diría que el ingreso total que su familia recibe mensualmente les alcanza o no les alcanza para vivir?
(SONDEE LA MEJOR

RESPUESTA)

1. No les alcanza, tiene grandes dificultades
 2. No les alcanza, tienen dificultades
 3. Les alcanza justo, sin gran dificultad
 4. Les alcanza bien, pueden ahorrar
999. NS

I.- Datos del informante

Nombre: _____ Teléfono: _____

AGRADECER AL ENTREVISTADO Y TERMINAR LA ENTREVISTA

SOLO PARA EL ENTREVISTADOR

Anote su opinión sobre:

Estado de la vivienda	Pésima	0.	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	Exce-lente
Grupo socioeconómico de la familia	Muy pobre	0.	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	Muy ricos

Indique si el medidor de la vivienda se encuentra en un lugar visible o no.

1. Visible
2. No visible

Nombre del entrevistador/instalador: _____

Fecha: _____



Anexo D. Documento para el levantamiento de carga

LEVANTAMIENTO DE CARGAS ELÉCTRICAS DEL SECTOR RESIDENCIAL - 2018 COMPLEMENTO DE MEDICIONES DE USO FINAL – SEPSE-UCR

N° CUESTIONARIO ASOCIADO: / CURVAS_2018 / _____ / _____ / _____ / _____
Instrucciones:
1) Aplicar el cuestionario de la <i>ENCUESTA DE CONSUMO ENERGÉTICO SECTOR RESIDENCIAL 2018</i> a un miembro del hogar. No es necesario finalizar la aplicación del cuestionario antes de proceder con el paso 2).
2) Analizar el estado de la instalación eléctrica para determinar si es conveniente realizar mediciones en este hogar. Los CRITERIOS que deben cumplirse son (marcar ✓): a) cuenta con panel eléctrico <input type="checkbox"/> b) está etiquetado/puede etiquetarse <input type="checkbox"/>
3) Asignar etiqueta característica a los circuitos del panel eléctrico: canales 1 y 2 reservados para conductores principales.
4) Escribir cuáles son los equipos que se encuentran conectados a cada circuito del panel eléctrico (llenar tabla de abajo).

Canal 1 Principal 1	Canal 2 Principal 2
Canal 3 Equipos: _____ _____ _____	Canal 4 Equipos: _____ _____ _____
Canal 5 Equipos: _____ _____ _____	Canal 6 Equipos: _____ _____ _____
Canal 7 Equipos: _____ _____ _____	Canal 8 Equipos: _____ _____ _____
Canal 9 Equipos: _____ _____ _____	Canal 10 Equipos: _____ _____ _____
Canal 11 Equipos: _____ _____ _____	Canal 12 Equipos: _____ _____ _____
Canal 13 Equipos: _____ _____ _____	Canal 14 Equipos: _____ _____ _____

5) Instalar el equipo <i>IotaWatt</i> con la configuración estándar (ver manual) durante 7 días según planificación de mediciones .



Anexo E. Formulario de instalación y desinstalación de equipo

Medición energética residencial en hogares:

Escuela de Ingeniería Eléctrica (EIE) | Universidad de Costa Rica (UCR)

Contacto: Jairo Quirós Tortós | Email: jairohumberto.quirós@ucr.ac.cr | Tel: +506 2511 2636

Boleta de ingreso / egreso de equipos en hogares – Copia para UCR

Número de Equipo ____ / Número de Hogar ____

Encargados: ____ JAP ____ JMB ____ JQT ____ LFVG	Provincia / Cantón / Distrito: _____ Dirección: _____ _____
Fecha de ingreso en casa del cliente: Hora: ____ / Minuto: ____ / Día: ____ / Mes: ____	
Nombre del encargado del hogar: _____	
Correo Electrónico: _____	Teléfono: _____
Recibí un equipo en la fecha indicada. Este equipo pertenece a la Escuela de Ingeniería Eléctrica de la UCR.	_____ Firma del dueño de la casa
Contactos telefónicos del equipo UCR: 8335 4092 / 6055 1017 / 8452 7595	

Fecha de egreso en casa del cliente: Hora: ____ / Minuto: ____ / Día: ____ / Mes: ____	
Devolví un equipo en la fecha indicada. Este equipo pertenece a la Escuela de Ingeniería Eléctrica de la UCR.	_____ Firma del dueño de la casa

Equipo	Cantidad	Recibido tras medición (sí / no)
Equipo IotaWatt		
Adaptador AC/DC – USB		
Cable USB		
Transformador de potencial AC/AC		
Transformador de corriente (100 A)		
Transformador de corriente (50 A)		



Medición energética residencial en hogares:

Escuela de Ingeniería Eléctrica (EIE) | Universidad de Costa Rica (UCR)

Contacto: Jairo Quirós Tortós | Email: jairohumberto.quirós@ucr.ac.cr | Tel: +506 2511 2636

Boleta de ingreso / egreso de equipos en hogares – Copia para participantes

Número de Equipo ____ / Número de Hogar ____		
Encargados: <input type="checkbox"/> JAP <input type="checkbox"/> JMB <input type="checkbox"/> JQT <input type="checkbox"/> LFVG	Provincia / Cantón / Distrito: _____ Dirección: _____ _____	
Fecha de ingreso en casa del cliente: Hora: ____ / Minuto: ____ / Día: ____ / Mes: ____		
Nombre del encargado del hogar: _____		
Correo Electrónico: _____		Teléfono: _____
Recibí un equipo en la fecha indicada. Este equipo pertenece a la Escuela de Ingeniería Eléctrica de la UCR.		_____ Firma del dueño de la casa
Contactos telefónicos del equipo UCR: 8335 4092 / 6055 1017 / 8452 7595		

Fecha de egreso en casa del cliente: Hora: ____ / Minuto: ____ / Día: ____ / Mes: ____		
Devolví un equipo en la fecha indicada. Este equipo pertenece a la Escuela de Ingeniería Eléctrica de la UCR.		_____ Firma del dueño de la casa

Equipo	Cantidad	Recibido tras medición (sí / no)
Equipo IotaWatt		
Adaptador AC/DC – USB		
Cable USB		
Transformador de potencial AC/AC		
Transformador de corriente (100 A)		
Transformador de corriente (50 A)		