



**UNIVERSIDAD TÉCNICA PARTICULAR DE LOJA**

*La Universidad Católica de Loja*

**ÁREA TÉCNICA**

**TÍTULO DE INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES**

**Sistema de gestión de energía basado en predicción de demanda de energía,  
sobre una red de sensores.**

**TRABAJO DE TITULACIÓN**

**AUTOR:** Sánchez Ullauri, José Xavier

**DIRECTOR:** Castillo Calvas, Tuesman Daniel, Mgtr.

**LOJA - ECUADOR**

**2019**



*Esta versión digital, ha sido acreditada bajo la licencia Creative Commons 4.0, CC BY-NY-SA: Reconocimiento-No comercial-Compartir igual; la cual permite copiar, distribuir y comunicar públicamente la obra, mientras se reconozca la autoría original, no se utilice con fines comerciales y se permiten obras derivadas, siempre que mantenga la misma licencia al ser divulgada. <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>*

2019

## APROBACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Mgtr.

Tuesman Daniel Castillo Calvas.

### DOCENTE DE LA TITULACIÓN

De mi consideración:

El presente trabajo de titulación: *Sistema de gestión de energía basado en predicción de demanda de energía, sobre una red de sensores*, realizado por Sánchez Ullauri José Xavier, ha sido orientado y revisado durante su ejecución, por cuanto se aprueba la presentación del mismo.

Loja, agosto de 2019

f) .....

## DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y CESIÓN DE DERECHOS

Yo **Sánchez Ullauri José Xavier** declaro ser autor del presente trabajo de fin de titulación: Sistema de gestión de energía basado en predicción de demanda de energía, sobre una red de sensores, de la Titulación de Electrónica y Telecomunicaciones, siendo Tiesman Daniel Castillo Calvas director del presente trabajo; y eximo expresamente a la Universidad Técnica Particular de Loja y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales. Además, certifico que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de mi exclusiva responsabilidad.

Adicionalmente declaro conocer y aceptar la disposición del Art. 88 del Estatuto Orgánico de la Universidad Técnica Particular de Loja que en su parte pertinente textualmente dice: "Forman parte del patrimonio de la Universidad la propiedad intelectual de investigaciones, trabajos científicos o técnicos y tesis de grado o trabajos de titulación que se realicen con el apoyo financiero, académico o institucional (operativo) de la Universidad"

f) .....

Autor: Sánchez Ullauri José Xavier

**Cédula: 1719625319**

## **DEDICATORIA**

Este trabajo de titulación está dedicado de manera muy especial a mis padres, Olga y José, quienes sabiamente me han guiado y fortalecido a lo largo de mi vida para culminar con éxito esta etapa universitaria.

También lo dedico a toda mi familia, que siempre confió en mí.

## **AGRADECIMIENTO**

Gracias a Dios por haberme concedido la vida y por brindarme esta inmensa alegría.

Gracias a mis padres, Olga y José. Su amor, paciencia y confianza fueron indispensables para mí. Este logro es suyo también.

Gracias a la Universidad Técnica Particular de Loja y a los docentes que construyeron mi formación académica, particularmente al ingeniero Tuesman Daniel Castillo, mi director, quien supo compartirme su tiempo y sus conocimientos durante el desarrollo de este trabajo de titulación.

Gracias a todos mis familiares, quienes siempre estuvieron dispuestos a brindarme su apoyo desinteresado y su cariño. En especial, a mis tíos María y Wilman y a mis primos y primas de Loja, Dios les pague.

Gracias también a todos mis amigos y amigas que he conocido en Loja, les agradezco su cariño y su valiosa amistad. Estos años han sido estupendos junto a ustedes.

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

CARÁTULA.....	i
APROBACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN .....	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y CESIÓN DE DERECHOS .....	iii
DEDICATORIA .....	iv
AGRADECIMIENTO .....	v
ÍNDICE DE CONTENIDOS .....	vi
LISTA DE FIGURAS.....	ix
LISTA DE TABLAS.....	x
RESUMEN.....	1
ABSTRACT.....	2
INTRODUCCIÓN.....	3
OBJETIVOS.....	5
CAPÍTULO I.....	6
REVISIÓN DE LA LITERATURA .....	6
1.1 Sistema de gestión de energía.....	7
1.1.1 Infraestructura del HEMS. ....	8
1.2 Funcionalidades de un HEMS.....	9
1.3 Demanda.....	10
1.4 Optimización. ....	11
CAPÍTULO II.....	12
DESCRIPCIÓN DE HERRAMIENTAS .....	12
2.1 Demanda según fuentes de información. ....	13
2.2 Medidores de energía.....	14
2.2.1 Wemo Insight smart plug.....	15
2.2.2 TP-Link Kasa smart plug. ....	15
2.2.3 Comparación de los smart plug.....	16
2.3 Descripción del sistema de gestión y manejo de la energía. ....	16
2.4 Modelo matemático. ....	18
2.4.1 Desarrollo de la ecuación del modelo matemático.....	19
2.4.2 Definición de la función objetivo.....	21
2.5 Función objetivo del modelo de optimización. ....	21
CAPÍTULO III.....	23

SOLUCIÓN DE LA FUNCIÓN OBJETIVO.....	23
3.1 Medición de potencia.....	24
3.1.1 Proceso de medición.....	25
3.1.2 Potencias nominales.....	27
3.1.3 Demanda base.....	27
3.2 Enfoques de programación.....	28
3.3 Métodos metaheurísticos.....	29
3.3.1 Algoritmo genético, GA.....	30
3.3.2 Algoritmo de optimización de forraje bacteriano, BFOA.....	30
3.3.3 Algoritmo WDO.....	30
3.3.4 Algoritmo de optimización por enjambre de partículas, PSO.....	31
3.4 Descripción del método de resolución: algoritmo PSO.....	32
3.5 Desarrollo del método de resolución: algoritmo PSO.....	33
3.5.1 Soluciones del problema de optimización.....	33
3.5.2 Elección de la partícula líder.....	34
3.5.3 Función de vuelo.....	34
3.5.4 Actualización de la posición de la partícula.....	36
3.6 Procedimiento del método de resolución: algoritmo PSO.....	36
3.7 Utilización del algoritmo PSO en MATLAB.....	37
CAPITULO IV .....	38
SIMULACIONES .....	38
4.1 Fundamentos y características del modelo de simulación en Simulink.....	39
4.2 Ejemplo de caso de estudio.....	43
4.2.1 Demanda y red eléctrica pública.....	43
4.2.2 Demanda, red eléctrica pública y sistema fotovoltaico.....	43
4.3 Caso de estudio 1: optimización de la demanda sin restricciones.....	44
4.4 Caso de estudio 2: primera optimización de la demanda con restricciones.....	46
4.5 Caso de estudio 3: segunda optimización de la demanda con restricciones.....	47
CONCLUSIONES .....	49
RECOMENDACIONES.....	50
BIBLIOGRAFÍA .....	51
ANEXOS .....	55
ANEXO A. VECTOR DE LA DEMANDA BASE .....	56
ANEXO B. CÓDIGO DE LA FUNCIÓN DEL ALGORITMO PSO EN MATLAB.....	57
ANEXO C. CÓDIGO DE LA FUNCIÓN DE EJECUCIÓN DEL MODELO DE SIMULINK EN MATLAB.....	58



ANEXO D. INFRAESTRUCTURA DEL MODELO DE RED ELÉCTRICA CON FUENTES DE RED DE DISTRIBUCIÓN Y SISTEMA FOTOVOLTAICO EN SIMULINK. (Mita, n.d.) .....	59
ANEXO E. ESCENARIO DE INGRESO DE VECTORES DE POTENCIA AL SISTEMA DE RED ELÉCTRICA EN SIMULINK.....	60

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Infraestructura de un HEMS. ....	9
Figura 2. Consumo de energía y pérdidas nacional. ....	14
Figura 3. Wemo Insight Smart Plug. ....	15
Figura 4. TP-Link Kasa Smart Plug.....	15
Figura 5. Diseño de un sistema de gestión de energía .....	17
Figura 6. TP-Link HS110 Smart Plug trabajando en la medición.....	24
Figura 7. Raspberry zero w trabajando en la medición. ....	25
Figura 8. Interfaz web de Thingspeak con los canales de medición.....	25
Figura 9. Curva de potencia del refrigerador en la plataforma Thingspeak.....	26
Figura 10. Interfaz de Kasa en Android con valor de potencia medido. ....	26
Figura 11. Curvas de potencia de los electrodomésticos medidos en interfaz de MATLAB. .	27
Figura 12. Actualización de la posición de la partícula en PSO.....	36
Figura 13. Red eléctrica y fuentes de energía en modelo de Simulink.....	39
Figura 14. Curva de potencia del sistema fotovoltaico .....	40
Figura 15. Cargas de la micro-red en el modelo de Simulink .....	40
Figura 16. Curva de potencia de la demanda de ocho hogares .....	41
Figura 17. Bloques modificados del modelo de simulación en Simulink .....	42
Figura 18. Curvas de potencia de la demanda y red pública .....	43
Figura 19. Curvas de potencia de la demanda y red pública con sistema fotovoltaico .....	44
Figura 20. Curvas de potencia para el caso de estudio 1 .....	45
Figura 21. Curvas de potencia para el caso de estudio 2 .....	46
Figura 22. Curvas de potencia para el caso de estudio 3 .....	48

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Módulos funcionales de un HEMS.....	10
Tabla 2. Consumo de energía nacional.....	13
Tabla 3. Características de los enchufes inteligentes Wemo y TP-Link .....	16
Tabla 4. Categorización de la carga .....	20
Tabla 5. Potencias nominales de los electrodomésticos.....	27
Tabla 6. Enfoques de programación para gestión de energía .....	29
Tabla 7. Consumo diario de electrodomésticos programables .....	41

## RESUMEN

Este trabajo de titulación propone la utilización de un modelo metaheurístico que permite la optimización de la demanda de energía eléctrica residencial. Tomando los fundamentos de los sistemas de gestión energética para hogares (HEMS), se desarrolló una infraestructura conceptualizada en el Internet de las Cosas (IoT) con la capacidad de modelar una demanda base de energía, a partir de mediciones reales de potencia, obtenidas mediante un enchufe inteligente (smart plug). Esta demanda base es optimizada al usar el algoritmo PSO en el software MATLAB R2018b.

Se analizan tres diferentes casos de estudio en las simulaciones de optimización para determinar escasez o excedente de energía en un hogar, con motivo de la nueva Regulación para microgeneración fotovoltaica para autoabastecimiento de consumidores en el Ecuador, aprobada por la ARCONEL.

El escenario de MATLAB Simulink es la infraestructura de una red eléctrica monofásica AC (grid), donde la red de distribución y un sistema fotovoltaico actúan como fuentes de energía.

Al término de este trabajo, se verifica el modelo de optimización propuesto.

**PALABRAS CLAVE:** optimización, energía eléctrica, distribución, grid, HEMS, IoT, smart plug, sistema fotovoltaico, metaheurístico, algoritmo pso, MATLAB, ARCONEL

## ABSTRACT

This work proposes the utilization of a metaheuristic model that allows the optimization of residential electric energy demand. Taking the fundamentals of Home Energy Management Systems (HEMS), an infrastructure conceptualized in the Internet of Things (IoT) was developed, capable to model a base energy demand, based on real power measurements, obtained through a smart plug. This base demand is optimized by using the PSO algorithm in MATLAB R2018b software.

Three different cases are analyzed in the optimization simulations to determine the scarcity or surplus of energy in a house, motivated by the new Regulation for self-supply photovoltaic microgeneration for consumers in Ecuador, approved by ARCONEL.

The MATLAB Simulink scenario is the infrastructure of an AC single-phase grid, where the distribution network and a photovoltaic system act as sources of energy.

At the end of this work, the proposed optimization model is verified.

**KEYWORDS:** optimization, electric power, distribution, grid, HEMS, IoT, smart plug, photovoltaic system, metaheuristic, pso algorithm, MATLAB, ARCONEL

## INTRODUCCIÓN

El consumo de energía eléctrica es un factor muy importante para determinar el desarrollo de una población y su dinámica de producción. Los actores fundamentales de este consumo eléctrico son los usuarios, quienes pagan cada cierto tiempo por acceder al servicio; mientras que la generación de esta energía está encargada a las distintas empresas eléctricas. Por esta razón, éstas últimas tienen una gran responsabilidad en sus manos, ya que deben proveer y disponer eficazmente el fluido eléctrico a todas sus demandas, afrontando cualquier situación repentina que amenace el servicio ininterrumpido.

Las horas en las que la demanda de energía eléctrica tiene picos altos ponen a prueba las capacidades de trabajo y operación de las empresas generadoras por tratar de garantizar el servicio. Si bien es cierto ese es su rol, también es cierto que los usuarios pueden ayudar a mitigar las altas demandas o picos de energía, y a su vez, pueden aprender a gestionar una utilización responsable de energía eléctrica, además de ahorrar dinero.

Ideas como esta, ponen a relucir a las denominadas ciudades inteligentes, en las que fundamentalmente se implementan sistemas de gestión de energía doméstica (HEMS, por sus siglas en inglés). Estas HEMS representan una herramienta nueva e innovadora que tienen el objetivo de mejorar el consumo de energía en las áreas donde son aplicadas, y para su ejecución o implementación se basan en distintos métodos, como por ejemplo, modelos de control predictivos u optimizaciones matemáticas (Beaudin & Zareipour, 2015).

Este proyecto busca desarrollar e implementar uno de estos sistemas de gestión de energía basándose en un método de control predictivo del consumo doméstico, con una muestra de datos tomada en distintos intervalos de tiempo y desde distintos nodos. Estos nodos serán algunos de los aparatos eléctricos más usados dentro de un hogar. La recolección de estos datos permitirá crear una tendencia de consumo de energía al ser analizados estocásticamente con ayuda del software MATLAB, versión R2018b 9.5.

Una vez obtenidos los resultados de este modelo estadístico, se procederá a realizar un análisis que permita optimizar la demanda energética de todo el sistema de gestión doméstico. Con esto se pretende emitir razonadamente criterios y sugerencias para los dispositivos de la red de sensores, con el fin de precautelar la demanda de la carga.

La optimización de la demanda será puesta en marcha con la utilización de un modelo metaheurístico que está basado en la resolución de problemas a partir de comportamientos sociales propios de la naturaleza, teniendo como fin la capacidad de encontrar una solución favorable para todos los individuos.

El algoritmo se ejecutará en MATLAB para distintos casos de estudio con la finalidad de comprobar su eficiencia con respecto a la reducción de demanda de energía o también, a la exportación energética que un hogar pueda producir con la ayuda de sistemas de energía renovables.

El primer capítulo de este trabajo de titulación abarcará el estado del arte de los sistemas de gestión de energía en los hogares (HEMS) y sus conceptos más importantes.

En el segundo capítulo se describen los fundamentos y las herramientas que se utilizaron para poder llevar a cabo los modelos matemáticos de demanda y de optimización, incluyendo las cualidades de la función objetivo que será evaluada posteriormente en el capítulo cuarto.

En el tercer capítulo se detallan los procesos con los cuales los modelos matemáticos fueron construidos. Además, se explica el funcionamiento del algoritmo optimizador con el que se pretende dar solución a la función objetivo.

El cuarto capítulo presenta las simulaciones realizadas en MATLAB aplicando los modelos de demanda y optimización, para diferentes casos de estudio.

Por último, este trabajo de titulación culmina con las conclusiones y recomendaciones que lo fundamentan.

## **OBJETIVOS**

### **Objetivo General**

- Desarrollar una aplicación que integre un sistema de gestión de energía basado en una red inalámbrica de sensores, usando modelos estocásticos para predecir la demanda y permitir optimizar el consumo energético de una vivienda o edificio, buscando reducir el consumo de energía eléctrica.

### **Objetivos Específicos**

- Analizar el estado del arte de sistemas de gestión de energía (Home Energy Management Systems).
- Diseñar el modelo matemático de predicción de demanda y optimización de consumo.
- Implementar el modelo de predicción y optimización sobre la red de sensores.



## **CAPÍTULO I**

### **REVISIÓN DE LA LITERATURA**

## **1.1 Sistema de gestión de energía.**

El primer gran concepto que debe describirse para una correcta comprensión de los sistemas conocidos como HEMS es el de ciudad inteligente. Teniendo en cuenta el crecimiento de las poblaciones en todo el planeta y su consecuente demanda de recursos, que en muchos casos son limitados y no renovables, surgen propuestas tecnológicas que apuntan a preservar dichos recursos. Es entonces donde las ciudades inteligentes toman significado, ya que son concebidas con el fin de proveer a sus habitantes de información desde varios servicios urbanos. De esta manera, permiten rastrear el comportamiento del consumo de sus recursos con respecto a la sostenibilidad de las ciudades (Navidi & Khatami, 2017).

La gestión de la energía en las ciudades representa un desafío y uno de los más grandes problemas debido a la complejidad de los sistemas energéticos actualmente, y demandan gran atención y esfuerzo. El concepto de ciudad inteligente es relativamente nuevo, aunque existen países que se han propuesto convertir a inteligentes a sus ciudades en un futuro próximo, al mejorarlas e innovarlas. Las dos grandes metas de estas ciudades inteligentes son: el mejoramiento de la calidad de vida y el crecimiento económico sustentable (Navidi & Khatami, 2017). Por ello, es necesario contar con nuevos modelos de gestión y planificación de energía, que estén actualizados y optimizados.

La implementación de tecnologías inteligentes hace que incremente la responsabilidad por parte de los consumidores hacia la demanda de electricidad, mucho más si existe un sistema de gestión de energía en el hogar (HEMS), ya que este sistema posee una mejor perspectiva comparada a la de un humano, para evaluar y planear acciones (Beaudin & Zareipour, 2015). De esta manera, un HEMS inteligente está definida como un sistema óptimo que provee servicios de gestión de energía para monitorear y manejar eficientemente la generación eléctrica, su almacenamiento y consumo, en hogares inteligentes (Zhou et al., 2016).

Un HEMS representa también una herramienta de la respuesta a la demanda, capaz de moverla y acortarla para mejorar los perfiles de consumo y producción de energía de una casa, de acuerdo al precio de la electricidad y al confort del consumidor (Beaudin & Zareipour, 2015). Monitorea y ordena diferentes aparatos domésticos en tiempo real, basándose en preferencias del usuario a través de interfaces humano-máquina presentes en hogares inteligentes, todo esto con el fin de conservar los costos de electricidad y de mejorar la eficiencia del uso de la energía (Zhou et al., 2016).

La respuesta a la demanda está definida como los cambios en el uso de electricidad por los usuarios finales, desde sus patrones normales de consumo, en respuesta a los cambios en el precio eléctrico dependiente del tiempo (Zhou et al., 2016).

El uso de los HEMS tiene varias ventajas, como son la minimización del desperdicio de energía, la reducción de la intervención de los ocupantes del hogar, el mejoramiento del bienestar de las personas y ser amigable con el medio ambiente (Beaudin & Zareipour, 2015). Ahora, es importante analizar y entender los desafíos que tiene un HEMS con respecto a los dispositivos o aparatos domésticos con los cuales debe trabajar conjuntamente.

La diversidad de los electrodomésticos en los hogares hace que los modelamientos de los HEMS difieran ampliamente. El número de aparatos cambian al azar, diferenciándose por varios factores, como pueden ser el clima, los ingresos económicos o status de las familias, el lugar de residencia, etc. Debido a estas características, los dispositivos dentro de los HEMS que son considerados para el análisis de gestión varían ampliamente, siendo unas veces considerados y otras veces no (Beaudin & Zareipour, 2015). En otros casos, las estrategias para llevar a cabo una programación coordinada dividen a los aparatos eléctricos en dos grandes categorías: no programables y programables (Barelli, Bidini, Bonucci, & Ottaviano, 2018; Zhou et al., 2016). De esta manera, se busca realizar una programación más óptima y coordinada con los electrodomésticos en la gestión de eficiencia energética.

Otro factor importante dentro de un HEMS es la utilización de fuentes de energía renovables. En una ciudad inteligente, y por supuesto en un sistema inteligente de gestión energética, estas fuentes renovables aparecen necesariamente. Entre los dispositivos de almacenamiento de energía están las baterías, paneles PV, turbinas eólicas, e incluso vehículos eléctricos (EV) (Beaudin & Zareipour, 2015; Zhou et al., 2016).

### **1.1.1 Infraestructura del HEMS.**

La infraestructura de un HEMS está conformada por un controlador centralizado inteligente, medidores inteligentes, sistemas de comunicación y de red, sistemas de almacenamiento de energía (HESS) y demás dispositivos inteligentes, como se puede apreciar en la figura 1. Con estos elementos el HEMS puede monitorear, controlar y también optimizar el rendimiento y el trabajo de los electrodomésticos, los recursos de energía distribuidos (DER) o los vehículos eléctricos (EV). Además, varias características de una red inteligente (smart grid) pueden incluirse en un hogar por medio del HEMS, como son la rentabilidad, la flexibilidad, prestación de servicios diferenciados y tecnología de energía avanzada fácil de usar (Zhou et al., 2016).

Hay que destacar la presencia de los vehículos eléctricos y la generación fotovoltaica en esta estructura. Los primeros son un tipo especial de carga programable, ya que no solo consumen la energía proveniente desde la red pública para satisfacer el transporte de los residentes del hogar, sino que también proveen de energía a cargas domésticas en ciertas ocasiones. Por

otro lado, la generación de energía renovable en áreas residenciales comúnmente es la fotovoltaica. Ésta puede ser integrada en la gestión del HEMS, permitiendo que la casa no sólo dependa de la energía proveniente de los sistemas de transmisión locales. Por lo tanto, los dispositivos de almacenamiento de energía juegan un papel importante en el mejoramiento de la calidad y eficiencia de la energía, manteniendo la eficiencia del sistema en el que trabajan (Zhou et al., 2016).

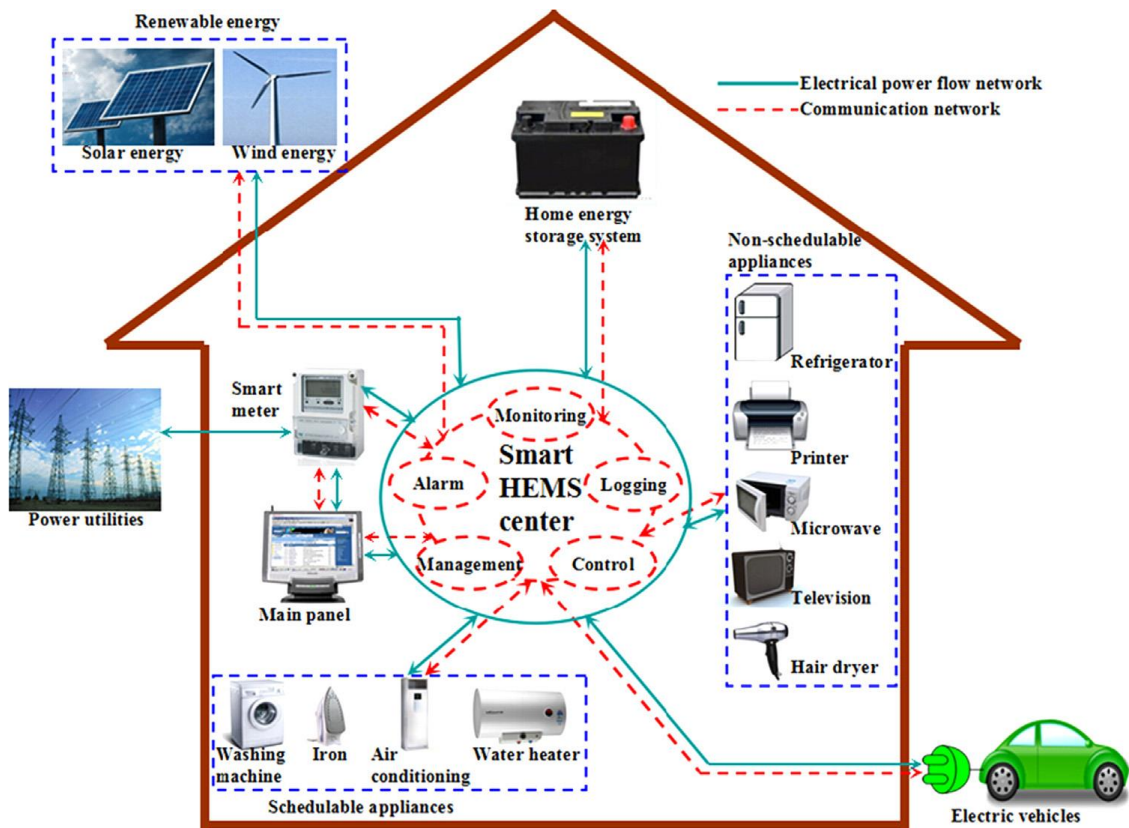


Figura 1. Infraestructura de un HEMS.

Fuente: (Zhou et al., 2016)

Elaborado por: (Zhou et al., 2016)

## 1.2 Funcionalidades de un HEMS.

Para cumplir con todas las propuestas que se mencionaron previamente, un HEMS principalmente debe ser muy versátil y flexible para gestionar y controlar los electrodomésticos inteligentes, las fuentes de energía renovable y hasta los sistemas de almacenamiento de energía. Por ello existen módulos funcionales que definen las acciones del HEMS, siendo principalmente, el monitoreo, el registro, el control, la gestión y la alerta (Zhou et al., 2016). Las descripciones de estos módulos se pueden observar en la tabla 1.

Tabla 1. Módulos funcionales de un HEMS.

<b>Módulo funcional</b>	<b>Descripción del servicio</b>
<b>Monitoreo</b>	Da fácil acceso a información de consumo de energía en tiempo real, centrándose en el ahorro de electricidad. Además, provee información de los estados de los electrodomésticos.
<b>Registro</b>	Recolecta y guarda la información de los datos sobre la cantidad de electricidad usada por los electrodomésticos y los estados de las generaciones de otras fuentes y del almacenamiento de energía. También analiza la respuesta a la demanda.
<b>Control</b>	Permite el control directo (dentro del hogar) o control remoto (acceso en línea desde fuera del hogar) de los distintos dispositivos del hogar.
<b>Gestión</b>	Es la función más importante, y cubre todos los servicios para alcanzar la optimización y la eficiencia del uso de energía eléctrica en el hogar inteligente.
<b>Alarma</b>	Alertas serán generadas y enviadas al centro inteligente del HEMS con información de ubicaciones de posibles fallas.

Fuente: (Zhou et al., 2016)

Elaborado por: (Zhou et al., 2016)

### 1.3 Demanda.

La demanda de energía eléctrica se vincula a satisfacer la necesidad de los consumidores por este servicio, ya sea de manera residencial o industrial. Para su estudio es necesario contar con las denominadas curvas de demanda o de consumo, que permiten entender el comportamiento de su utilización con respecto a un determinado intervalo de tiempo. De hecho, para las empresas proveedoras de energía son indispensables estas gráficas ya que con ellas se puede realizar estudios de mercado y fijar los precios para los usuarios. Además, es muy importante conocer aquellas horas donde la demanda se dispara (Shakeri et al., 2017).

Con respecto a las ciudades inteligentes y a los sistemas de gestión existe una característica que no debe ser ignorada. Se trata de la respuesta a la demanda (DR, por sus siglas en inglés), que apunta a fomentar a los consumidores a reducir sus demandas durante las horas pico de carga, e incluso promueve que futuras investigaciones se enfoquen en el desarrollo de generaciones térmicas de energía, nuevas redes de transmisión y mejores usos de energías renovables (Benetti, Caprino, Della Vedova, & Facchinetti, 2016; Tsui & Chan, 2012).

#### **1.4 Optimización.**

La optimización del consumo de energía eléctrica es una tarea que se ha venido desarrollando a nivel mundial en las últimas décadas, debido a que este consumo de potencia crece vertiginosamente cada año. Los problemas de su uso desenfrenado causados por picos de carga pueden ser los apagones o incluso los desprendimientos de carga, también conocidos como rotaciones de apagones o desconexiones de carga (J. Y. Lee & Choi, 2014), ya sea por incapacidad de generación de energía o infraestructuras deficientes que afectan al suministro correcto de electricidad.

Existen varias propuestas e ideas para mitigar o resolver estas deficiencias y alcanzar una optimización del uso y de la producción de energía, y que se enfocan en su mayoría a reducir los picos de carga. Por ejemplo, la respuesta a la demanda actualmente se implementa en esquemas basados en incentivos o basados en rangos de tiempo. En el primer caso, los usuarios voluntariamente se enlistan en programas de beneficios o recompensas y permiten a los operadores controlar directamente algunos de sus electrodomésticos, con el fin de reducir las cargas en horas pico o en alguna eventual emergencia. Mientras que en el segundo caso, los rangos de tiempo dependen de la dinámica del precio de la electricidad, para de alguna manera regular el consumo de energía. Aquí se recoge información acerca del consumo eléctrico desde sensores o medidores inteligentes que luego establecen los precios dinámicos adecuadamente, también con el objetivo de reducir los picos de carga (Tsui & Chan, 2012).

Así entonces, la principal meta de una optimización de la respuesta a la demanda es reducir los precios de las facturas eléctricas o aumentar el confort y satisfacción de los usuarios, todo esto al monitorear la información del precio de electricidad con distintas fuentes que activamente manejen la carga de los electrodomésticos (Tsui & Chan, 2012). Incluso, de manera más técnica, busca también la reducción del costo de la generación de electricidad al disminuir la carga pico y trasladar la demanda existente en horas pico hacia horas no pico (Chavali, Yang, & Nehorai, 2014).

## **CAPÍTULO II**

### **DESCRIPCIÓN DE HERRAMIENTAS**

## 2.1 Demanda según fuentes de información.

El gobierno de la República del Ecuador, a través de la Agencia de Regulación y Control de Electricidad (ARCONEL), brinda la información del área energética en el denominado Balance Nacional de Energía Eléctrica (BNEE), antes conocido como Balance Energético Nacional. En él se resume la oferta, transformación y demanda de la energía en el país en un año.

De acuerdo al Balance Energético Nacional 2017 año base 2016, la oferta total de energía primaria fue 229.4 miles de kBEP. De esta cantidad, es curioso que apenas el 7.8 % simbolizó la energía renovable, la mayoría restante fue la energía fósil. En cuanto a la demanda energética, el país necesitó 111.1 miles de kBEP. Por último, el consumo interno fue de 90.7 miles de kBEP, de este total, más del 16 % corresponde a electricidad.

Los datos del balance de energía eléctrica muestran que se generó en bruto 27314 GWh, sin embargo, la energía facturada a clientes finales fue de 19352 GWh. La oferta y demanda de electricidad fue de 26994 GWh. El crecimiento de la demanda fue de 2.2 % en el año 2016, en donde el sector industrial tuvo la mayor tasa de incremento.

Datos que corresponden al mes de agosto del año 2018 presentan un crecimiento de producción, demanda y oferta de la energía eléctrica, como era esperado. La producción total nacional fue de 28906.14 GWh, mientras que los valores de energía entregada y disponible para servicio público fueron 23679.95 GWh y 23643.8 GWh, respectivamente (ARCONEL, n.d.-a).

Tabla 2. Consumo de energía nacional

<b>Consumo de Energía para Servicio Público</b>		<b>GWh</b>	<b>%</b>
<b>Consumo de Energía a Nivel Nacional</b>	Residencial	7,387.12	31.56%
	Comercial	3,835.76	16.39%
	Industrial	6,023.81	25.74%
	Alumbrado Público	1,282.68	5.48%
	Otros	2,298.30	9.82%
<b>Total</b>		20,827.67	88.98%
<b>Pérdidas en Distribución</b>	Técnicas	1,669.15	7.13%
	No Técnicas	962.05	4.11%
<b>Total Pérdidas de Energía en Distribución</b>		2,631.20	11.24%

Fuente: (ARCONEL, n.d.-a)

Elaborado por: (ARCONEL, n.d.-a)



El consumo de energía eléctrica fue de 20827.67 GWh, con un total de pérdidas en distribución de 2631.2 GWh. Cabe mencionar que estos últimos datos no toman en cuenta los valores correspondientes a importaciones y/o exportaciones desde o hacia Colombia y Perú (ARCONEL, n.d.-a).

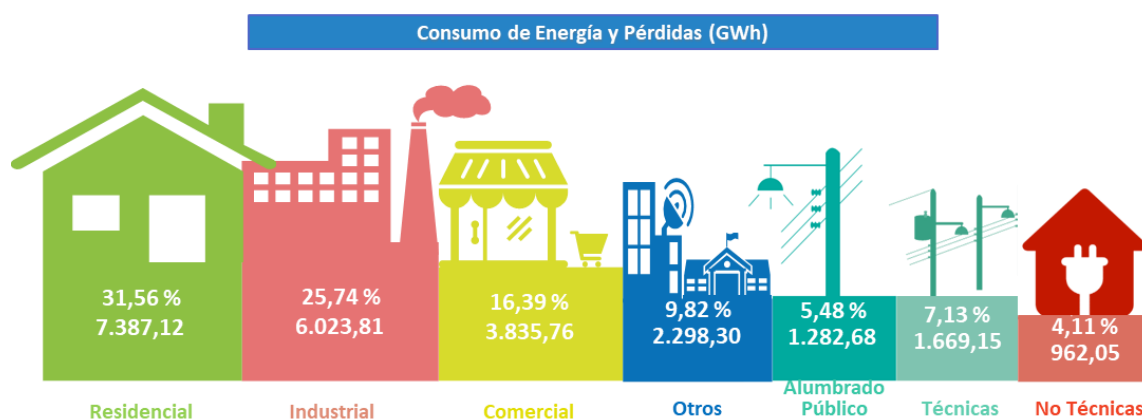


Figura 2. Consumo de energía y pérdidas nacional.

Fuente: (ARCONEL, n.d.-a)

Elaborado por: (ARCONEL, n.d.-a)

## 2.2 Medidores de energía.

Actualmente existen diversos dispositivos que son capaces de gestionar el uso de la energía eléctrica en hogares. Estos artefactos poseen cualidades inteligentes que simplifican las acciones humanas, ya que interactúan con los residentes del hogar desde varias plataformas, como dispositivos móviles con sistemas operativos Android o iOS, o incluso se pueden comunicar desde la nube, utilizando Alexa, Cortana o el asistente de Google.

Entre los productos más comunes utilizados con estos fines están los enchufes inteligentes (smart plugs), debido a sus bajos costos y facilidad de uso en las casas, además, no requieren de un hub para realizar sus funciones. Forman parte del contemporáneo concepto de Internet de las Cosas (IoT).

A continuación, se detallan las características de dos smart plugs que son muy reconocidos en las tiendas de compras en línea actualmente. Cabe mencionar que para el desarrollo de este trabajo de titulación se ha adquirido uno de estos enchufes inteligentes con la finalidad de obtener mediciones reales de potencia, voltaje y corriente de cuatro electrodomésticos, y con ello, recrear la red de sensores dentro de un hogar inteligente. En el siguiente capítulo se darán a conocer los detalles de las mediciones y la lista de los electrodomésticos elegidos para este propósito.

### 2.2.1 Wemo Insight smart plug.

El enchufe inteligente de la empresa Belkin, cuya última versión es F7C029fc, se llama Wemo Insight. Su característica más importante es que permite al usuario monitorear el consumo de energía de los electrodomésticos conectados, con reportes en tiempo real. También puede controlar al hogar remotamente, usando la red WiFi existente, e incluso programar el encendido o el apagado de los electrodomésticos. Todo esto se hace mediante una aplicación para el teléfono móvil.



Figura 3. Wemo Insight Smart Plug.

Fuente: (Wemo®, n.d.)

Elaborado por: (Wemo®, n.d.)

### 2.2.2 TP-Link Kasa smart plug.

El enchufe inteligente Kasa Smart, en su versión HS110, es capaz de controlar dispositivos y monitorear su consumo de energía desde cualquier lugar, también desde una aplicación para teléfono móvil. Sus especialidades son similares al enchufe Wemo, incluyendo también la función de control mediante voz.



Figura 4. TP-Link Kasa Smart Plug.

Fuente: (TP-Link, n.d.)

Elaborado por: (TP-Link, n.d.)

### 2.2.3 Comparación de los smart plug.

Tabla 3. Características de los enchufes inteligentes Wemo y TP-Link

	Wemo Insight	Kasa Smart HS110
Tecnología Wi-Fi	2.4GHz IEEE 802.11n	2.4GHz IEEE802.11b/g/n
Requerimientos mínimos del sistema móvil	iOS 9 o superior Android 4.4 o superior	iOS 9.0 o superior Android 4.1 o superior
Características eléctricas de trabajo	120V/60Hz	120V/60Hz
Corriente máxima	15 A	15 A
Potencia máxima	1800 W	1800 W
Precio	\$ 40	\$ 36

Fuente: (TP-Link, n.d.; Wemo®, n.d.)

Elaborado por: Autor

Como se puede apreciar en la tabla 3, los dos enchufes inteligentes poseen prácticamente las mismas cualidades. Sin embargo, se adquirió el modelo TP-Link HS110 debido a su menor costo.

### 2.3 Descripción del sistema de gestión y manejo de la energía.

Desde la perspectiva de clientes residenciales, existen modelos de sistema de gestión energética que incorporan algunos de los componentes esenciales de una red inteligente (smart grid), como son la generación de energía renovable distribuida, el almacenamiento de energía, la gestión de la demanda y los electrodomésticos inteligentes (Guo, Pan, & Fang, 2012). Esto gracias a que en un HEMS se incluye un controlador centralizado inteligente, que otorga al dueño del hogar las funcionalidades de control por medio de módulos de monitoreo, y que trabaja aprovechando una red de comunicación (Zhou et al., 2016).

Sin embargo, la implementación de smart grids no está difundida ampliamente en la región latinoamericana, ya que no se evidencian estudios o investigaciones que demuestren lo contrario. Lo que sí se puede realizar por el momento, al menos, es tomar los modelos de redes inteligentes o convencionales existentes y construirlos desde su núcleo. Es decir, se debe tratar de implementar el controlador centralizado inteligente que estará ligado a todos los dispositivos inteligentes del hogar (nodos), ya sea de manera automática o por medio de enchufes inteligentes, a través de conexiones alámbricas o inalámbricas a la red de Internet doméstica. De esta forma, la información que se genere desde los nodos o dispositivos

inteligentes se recopilará en el controlador a manera de hub, que a su vez almacenará en una base de datos.

Hasta ahí se tendría una red convencional que, mediante una comunicación unidireccional, un residente del hogar podría únicamente acceder a servicios de control, como por ejemplo, informarse en tiempo real del consumo de energía eléctrica o del precio de ese consumo, u obtener curvas de demanda para distintos intervalos de tiempo, o también los estados (encendido o apagado) de los electrodomésticos y demás dispositivos inteligentes.

Pero resulta necesario mejorar la red convencional y hacerla inteligente. De esta manera los servicios de control no servirán sólo para exhibir información de datos recopilados, sino que también actuarán y podrán controlar el sistema energético del hogar, luego de haber analizado aquellos datos y posteriormente tomar decisiones pertinentes.

La figura 5 muestra el diseño del HEMS que ha sido ideado para trabajar en el presente proyecto. A la izquierda se presenta la red de sensores constituida por los enchufes inteligentes que monitorean los estados de los electrodomésticos y miden sus potencias, éstos a su vez entregan información al hub inalámbricamente (Raspberry pi zero w), los datos adquiridos son almacenados en la nube. A la derecha se añade la optimización del sistema, que se lleva a cabo en la simulación en software utilizando la información de la nube.

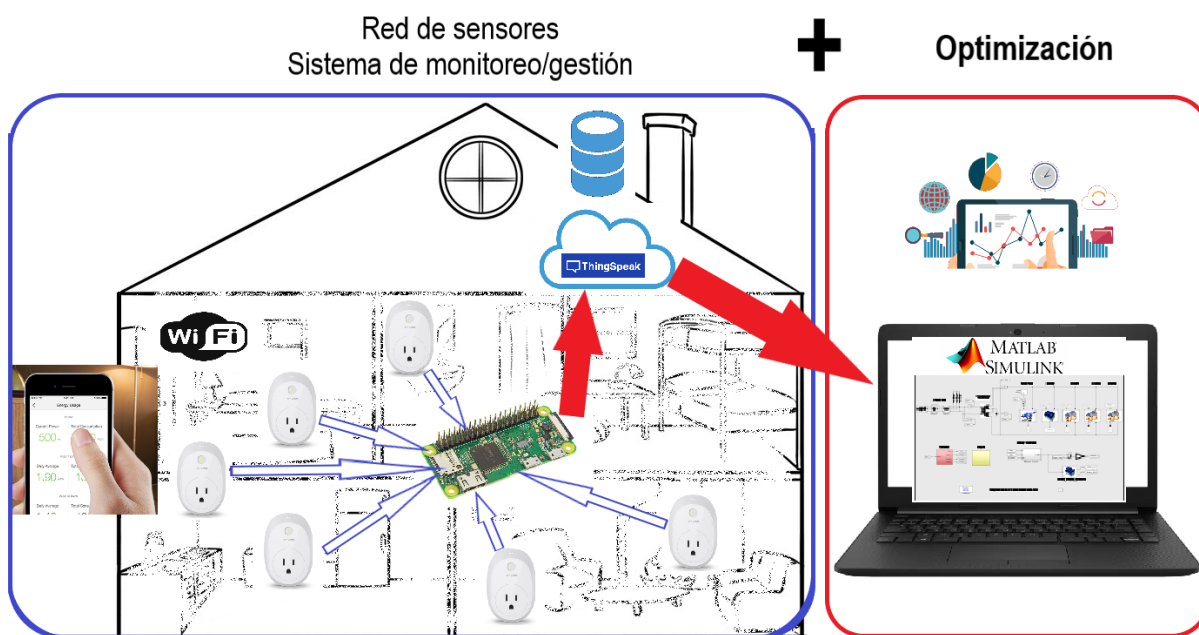


Figura 5. Diseño de un sistema de gestión de energía

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

## 2.4 Modelo matemático.

Para la elaboración de un modelo matemático que pueda predecir comportamientos de consumo o demanda de energía eléctrica, es necesario realizar un análisis de las características de la carga y el algoritmo de optimización que se vayan a utilizar para la elaboración de una ecuación y sus funciones en software. A continuación, se exponen estas particularidades.

Una categorización de la carga dentro de un hogar es conveniente porque permite observar y entender de manera clara el comportamiento de cada electrodoméstico, su modo de trabajo, e incluso la cantidad de potencia que consume. Las categorizaciones son, por ejemplo, aparatos desplazables (en el tiempo) interrumpibles, aparatos desplazables no interrumpibles y aparatos regulares (Javaid et al., 2017). Los primeros pueden ser trasladados a cualquier intervalo de tiempo para ponerse a funcionar y también ser interrumpidos en su trabajo cuando sea necesario. Los segundos también pueden trabajar en distintos intervalos de tiempo, sin embargo, una vez que empieza su funcionamiento, estos dispositivos deben completar su operación sin interrupción alguna. El tercer grupo lo conforman dispositivos que funcionan dependiendo de la temperatura, a los cuales se los denomina aparatos controlados termostáticamente.

Similarmente pueden ser categorizados como aparatos controlables y no controlables (Rastegar, Fotuhi-Firuzabad, & Zareipour, 2016). El funcionamiento de los primeros puede ser programado en el hogar, basado en los precios o tarifas recibidas; y pueden subdividirse en electrodomésticos controlados por encendido o apagado y electrodomésticos reguladores. En el primer subgrupo, el consumo de energía en cada intervalo de trabajo está definido y es independiente del tiempo; mientras que en el segundo subgrupo los aparatos pueden tener límites máximos y mínimos de consumo para cada intervalo de tiempo. Por otro lado, los aparatos no controlables no poseen un tiempo de funcionamiento programable ni tampoco un nivel de consumo que pueda ser restringido.

En lo que corresponde al algoritmo de optimización, hay que poner atención a sus características y limitantes, de modo que la ecuación y las funciones de minimización cumplan correctamente su objetivo propuesto, ya que existen numerosas técnicas heurísticas. Por ejemplo, si se usa el algoritmo PSO con la finalidad de buscar una minimización de la energía y los costos, sus limitantes serían PAR (Peak to Average Ratio) y el consumo de energía, ya que serían ignorados en la formulación matemática. Asimismo, si sólo se usara el algoritmo BPSO con el objetivo de minimizar PAR y los costos, su limitante sería que sólo los

electrodomésticos considerados interrumpibles estarían considerados en la formulación matemática (Javaid et al., 2017).

Además, para una correcta aproximación del modelo matemático se deben considerar otros factores inherentes importantes, como son las preferencias del usuario, los diversos niveles de actividad de los electrodomésticos, los costos o tarifas por consumo de energía, las emisiones de CO<sub>2</sub>, el pico de potencia eléctrica, confort, entre otros (Benetti et al., 2016; Bozchalui, Hashmi, Hassen, Canizares, & Bhattacharya, 2012; Hongyu Wu, Pratt, & Chakraborty, 2015; Qayyum et al., 2015; Salameh, Chbeir, & Camblong, 2019).

Estos factores suelen ser representados en la formulación del modelo matemático como restricciones, de esta manera, se puede precisar o hasta personalizar la información para cada función objetivo.

#### **2.4.1 Desarrollo de la ecuación del modelo matemático.**

Luego de una revisión objetiva de los aparatos eléctricos que forman parte de otros estudios de optimización energética, sobretodo de Norteamérica, se ha decidido incluir a los siguientes siete electrodomésticos que tenemos en el medio para el modelo de demanda de este trabajo: aire acondicionado, refrigeradora, iluminación, horno microondas, lavadora, televisor y ducha eléctrica. Se excluyen, por ejemplo, calentador de agua, aspiradora, lavadora de platos, secadora de ropa, que no son de amplio uso en los hogares de esta región.

Como se mencionó previamente, para poder implementar una programación correcta y coordinada del funcionamiento de los electrodomésticos, es necesario categorizar la carga. Para ello, los siete electrodomésticos elegidos han sido divididos en dos grupos: no programables y programables (Gonzalez et al., 2018; Zhang, Zeng, Li, Zang, & Li, 2015; Zhou et al., 2016).

El grupo de no programables está conformado por el refrigerador, microondas, televisor, iluminación y ducha eléctrica. Éstos dependen de un control manual para realizar sus funciones y son usados únicamente cuando hay personas en el hogar, a excepción del refrigerador. Además, su uso no puede ser discontinuado, de lo contrario, el nivel de confort por parte de los residentes del hogar puede verse afectado negativamente.

Por otro lado, el grupo de programables está conformado por la lavadora y el aire acondicionado. Estos dos aparatos pueden ser programados para funcionar de manera óptima al ser encendidos o apagados a cualquier hora, incluso de manera remota, sin necesidad de que una persona los active o desactive.

Tabla 4. Categorización de la carga

Categoría	Electrodomésticos
No programables	Televisor Iluminación Ducha eléctrica Microondas Refrigerador
Programables	Lavadora Aire acondicionado

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

Siguiendo el modelo de (Javaid et al., 2017), se procede a programar el funcionamiento de los electrodomésticos mencionados en un período de tiempo de 24 horas:

$$\tau \in T, \forall T = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{23}, \tau_{24}] \quad (1)$$

Para cada categoría se tiene una ecuación de consumo de energía, en donde  $\alpha$  simboliza la potencia nominal de cada electrodoméstico. Para el primer grupo, la demanda total de energía por día  $\varepsilon_{n.p.}$  del conjunto de electrodomésticos no programables  $E_{n.p.}$  es:

$$\varepsilon_{n.p.} = \sum_{e_{n.p.} \in E_{n.p.}} \left( \sum_{\tau=1}^T \alpha_{n.p.} * \beta(\tau) \right) \quad (2)$$

Y para cada electrodoméstico de ese conjunto se representa el estado encendido o apagado con  $\beta(\tau) = [0, 1]$ .

Para la segunda categoría, la ecuación de la demanda total de energía por día  $\varepsilon_p.$  del conjunto de electrodomésticos programables  $E_p.$  es:

$$\varepsilon_p. = \sum_{e_p. \in E_p.} \left( \sum_{\tau=1}^T \alpha_p. * \beta(\tau) \right) \quad (3)$$

Finalmente se podrá obtener la demanda total de la carga dentro de un hogar para el período de tiempo T al sumar las dos ecuaciones anteriores:

$$\rho_\tau = \varepsilon_{n.p.} + \varepsilon_p., \forall \tau = 1 \rightarrow T \quad (4)$$

Escrito de otra manera, la demanda total queda definida como:

$$\rho_{\tau} = \rho_{\tau 1} + \rho_{\tau 2}, \forall \tau = 1 \rightarrow T \quad (5)$$

#### 2.4.2 Definición de la función objetivo.

Si se requiriese una reducción de la demanda energética dentro de un hogar, la función objetivo tendría que minimizar esta demanda total  $\rho_{\tau}$ .

$$\min \rho_{\tau} = \text{función objetivo} \quad (6)$$

Adicionalmente, podrían integrarse restricciones y pesos para cada uno de las demandas de energía que integran  $\rho_{\tau}$ . Con esto, se brindarían soluciones óptimas en el modelo matemático, al darse la oportunidad de plasmar posibles combinaciones de requerimientos o niveles de confort a los usuarios o residentes del hogar. Los pesos se simbolizan con  $\omega$ .

$$\rho_{\tau} = \omega_1 \rho_{\tau 1} + \omega_2 \rho_{\tau 2} \quad (7)$$

Donde  $\rho_{\tau 1}$  y  $\rho_{\tau 2}$  son las funciones objetivo de las demandas de energía de cada una de las categorías de carga, y  $\omega_1$  y  $\omega_2$  los pesos añadidos a éstas, respectivamente.

Los pesos asociados a cada función objetivo son valores mayores que cero y se asignan mediante prueba y error, y la sumatoria de todos ellos es 1:

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i \geq 0 \forall_i \quad (8)$$

#### 2.5 Función objetivo del modelo de optimización.

Con la expedición de la Regulación denominada “Microgeneración fotovoltaica para autoabastecimiento de consumidores finales de energía eléctrica” por parte de la ARCONEL, a finales del año 2018, el Estado ecuatoriano promueve la instalación y uso de sistemas de generación fotovoltaica en hogares e industrias. Dentro de sus alcances, este sistema de microgeneración podrá tener hasta 100 kW de capacidad nominal instalada en hogares, y deberá estar sincronizada con la red de distribución. Además, su plazo de funcionamiento sería por veinte años (ARCONEL, n.d.-b).

Algo importante que se debe acotar es la eventual diferencia entre la producción y el consumo de energía que puede darse en el sistema. El reglamento menciona que en caso de existir un remanente negativo de energía, éste no será sujeto a subsidio de la tarifa de dignidad; pero en el caso de existir un remanente positivo, la energía se considera como crédito a favor



del consumidor, que pasa al siguiente mes, y así hasta un período de reseteo (ARCONEL, n.d.-b).

Con esta premisa y con el objetivo de estudiar distintos comportamientos de demanda y producción de energía, se trabajará con el modelo de una red eléctrica monofásica AC en las simulaciones de MATLAB Simulink, en conjunto con un sistema fotovoltaico instalado y sincronizado a la red.

Si se conoce que la demanda de energía eléctrica en un hogar representa la cantidad de energía que ha sido tomada desde la red eléctrica pública, entonces:

$$\varepsilon_{r.e.p.} = \rho_{\tau} \quad (9)$$

Además, si un consumidor final posee un sistema fotovoltaico instalado y operando, al estar sincronizado con la red de distribución, entonces la energía  $\varepsilon_{r.e.p.}$  estaría expresada como la diferencia entre la generación de energía limpia y la demanda total:

$$\varepsilon_{r.e.p.} = \varepsilon_{s.f.} - \rho_{\tau} \quad (10)$$

De esta manera, los posibles casos de remanentes positivos o negativos de energía pueden darse en la red.

Este trabajo busca generar remanentes positivos de energía que puedan sumarse a la red de distribución, para beneficio del usuario final. Por esta razón, la función objetivo en el modelo de optimización será maximizar la exportación de energía:

$$\max \varepsilon_{r.e.p.} = \text{función objetivo} \quad (11)$$

## **CAPÍTULO III**

### **SOLUCIÓN DE LA FUNCIÓN OBJETIVO**

### 3.1 Medición de potencia.

Los valores de potencia nominal de los electrodomésticos que forman parte de este trabajo, detallados en la tabla 5, son importantes para la obtención de una carga base que será utilizada como un elemento de entrada posteriormente en la simulación en MATLAB. De esta manera se da forma al concepto de la red de sensores dentro del HEMS.

Esta carga base será el promedio de todas las potencias de cada electrodoméstico por cada hora del día, por lo tanto, el vector de la carga base en MATLAB será  $1 \times 24$ .

Cuatro de los siete electrodomésticos referidos en la tabla 4 fueron analizados con la ayuda del enchufe inteligente TP-Link HS110. Se obtuvieron mediciones de corriente, voltaje y potencia del televisor, horno microondas, refrigerador y lavadora, que trabajan con un amperaje de hasta 15 A.

Estas mediciones se realizaron con la ayuda de hardware y software de código abierto, basados en los aportes de distintos trabajos de ingeniería inversa existentes en Internet (Baarda, 2017; Stroetmann, 2016).



Figura 6. TP-Link HS110 Smart Plug trabajando en la medición.

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

### 3.1.1 Proceso de medición.

Se utilizó una placa Raspberry zero w con sistema operativo Raspbian Jessie, que trabajó como un hub, receptando y enviando los datos suministrados desde el enchufe inteligente hacia la nube, por medio de un script de Python3. También se trabajó con un teléfono móvil con sistema operativo Android 8.0, en el cual se instaló la aplicación llamada Kasa, que permite el monitoreo y la gestión del enchufe TP-Link de manera remota a través del Internet.

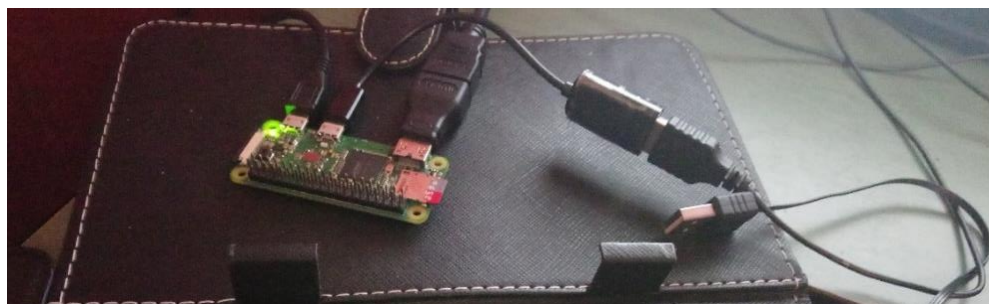


Figura 7. Raspberry zero w trabajando en la medición.

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

Todos los datos de corriente, voltaje y potencia se almacenaron en distintos canales de la plataforma del Internet de las cosas (IoT) Thingspeak, por cada minuto. Es decir, cada canal contó con al menos 1440 muestras.

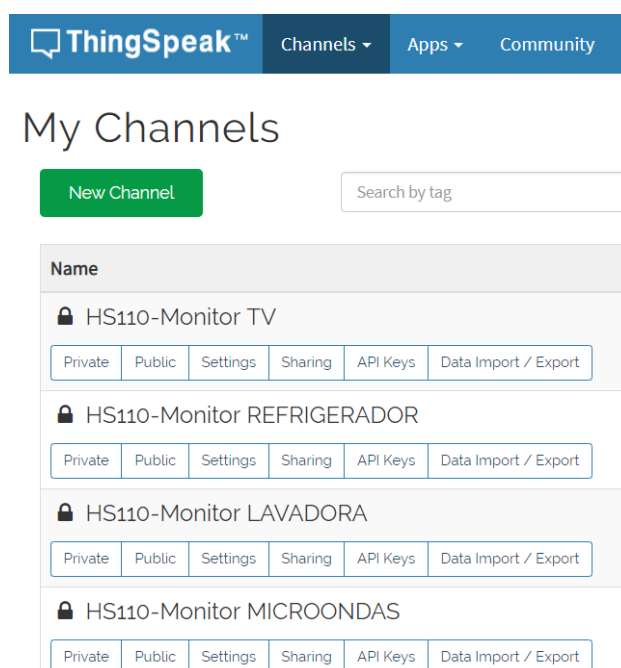


Figura 8. Interfaz web de Thingspeak con los canales de medición.

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

Como ejemplo de medición se muestran las figuras 9 y 10. Tanto en la interfaz web de Thingspeak como en la interfaz de la aplicación en Android, los valores de potencia del refrigerador coinciden a la hora 22:48. La figura 11 muestra las potencias medidas de los cuatro electrodomésticos luego de ser analizados en MATLAB, entre las muestras 250 y 600.

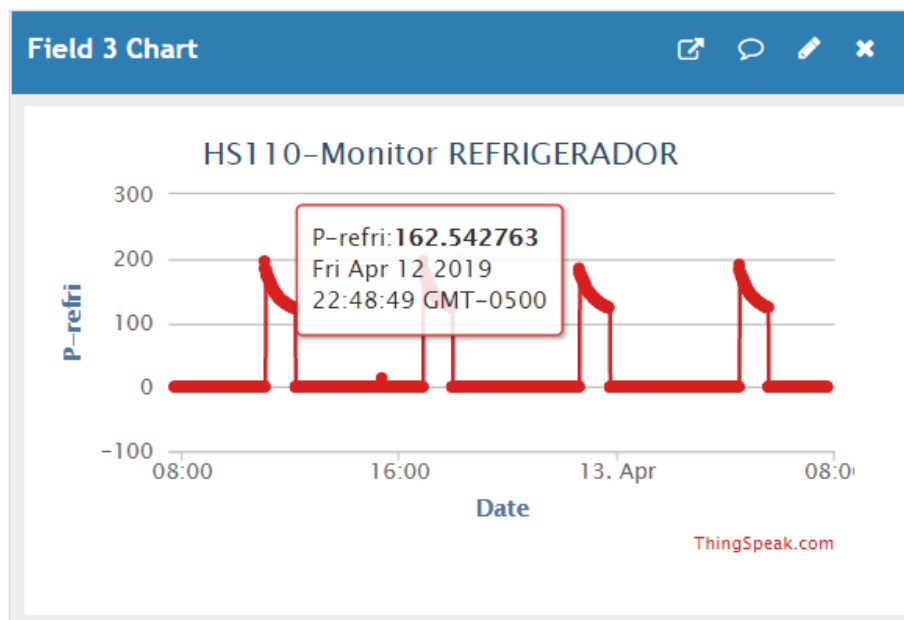


Figura 9. Curva de potencia del refrigerador en la plataforma Thingspeak.

Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor



Figura 10. Interfaz de Kasa en Android con valor de potencia medido.

Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor

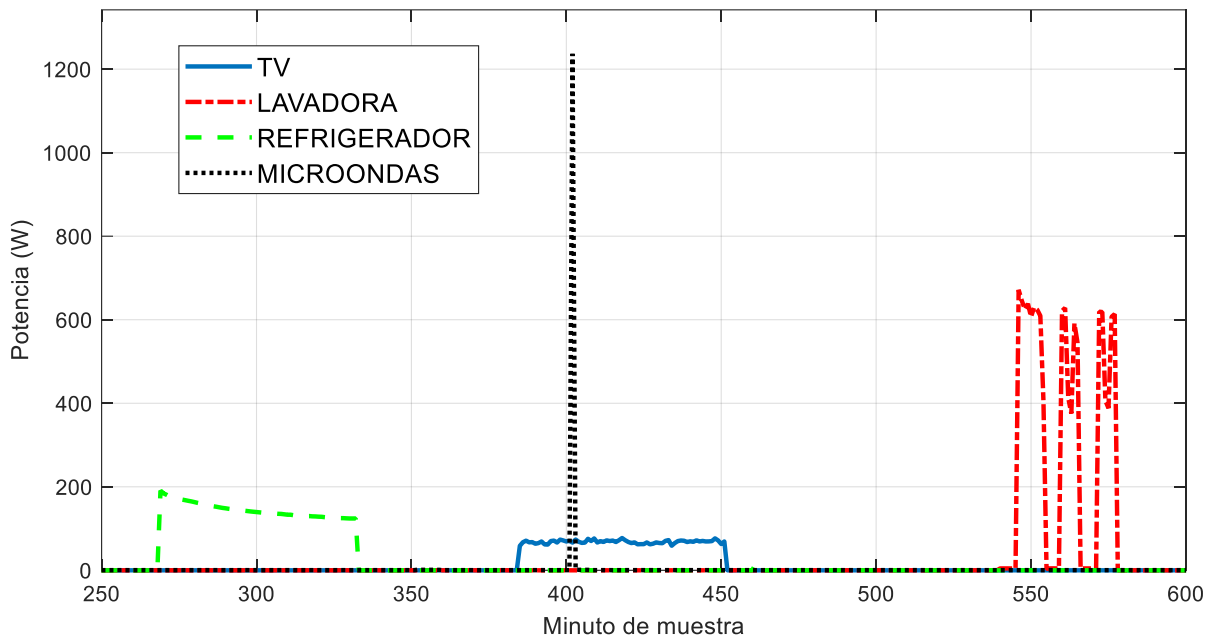


Figura 11. Curvas de potencia de los electrodomésticos medidos en interfaz de MATLAB.

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

### 3.1.2 Potencias nominales.

Luego de analizar las mediciones obtenidas anteriormente en conjunto con otros datos consultados, las potencias nominales para los electrodomésticos de los grupos no programables y programables se exponen en la tabla 5.

Tabla 5. Potencias nominales de los electrodomésticos

Categoría	Electrodomésticos	Potencia nominal (W)
<b>No programables</b>	Televisor	75
	Iluminación	150 (10 focos de 15 W c/u)
	Ducha eléctrica	5000
	Microondas	1200
	Refrigerador	120 - 200
<b>Programables</b>	Lavadora	700
	Aire acondicionado	710 – 860

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

### 3.1.3 Demanda base.

Los 24 valores que conforman el vector de la demanda base que se utilizará posteriormente en MATLAB Simulink, provienen mayoritariamente del amplio muestreo almacenado en la plataforma Thingspeak, a través de las mediciones con el enchufe inteligente. Esta base se complementa al añadirse la carga por concepto de iluminación en el hogar, es decir, los valores de potencia que integran la carga base provienen de: televisor, horno microondas, iluminación, ducha eléctrica y refrigerador.

A pesar de que la iluminación del hogar puede considerarse una carga idónea para ser optimizada, ya que existen varias técnicas que permiten ahorrar energía mientras están en funcionamiento, como por ejemplo la utilización de dimmers o sensores de movimiento, esta carga no será parte de la optimización en MATLAB. De lo contrario, la iluminación dentro de la simulación estaría forzada a funcionar sólo en un horario que el algoritmo considere que es eficiente, desestimando completamente las necesidades y el confort de los usuarios, quienes deben tener la prioridad en la selección de horas de encendido de las lámparas.

El vector 1x24 es obtenido luego de realizar una sumatoria y un promedio por cada hora del día con los datos de potencia de las cinco cargas antes mencionadas. En el anexo A se darán a conocer los 24 valores que forman dicho vector, que dan como resultado un consumo total diario de 3.78 kWh.

Han sido excluidos los datos de la lavadora y del aire acondicionado debido a que éstos formarán parte del algoritmo de optimización a implementarse posteriormente en MATLAB. Ambos electrodomésticos pueden ser programados para funcionar a cualquier hora del día, incluso con posibles restricciones que afecten mínimamente al confort de los residentes del hogar.

### **3.2 Enfoques de programación.**

Uno de los objetivos de un HEMS es controlar la electricidad dentro de una red de Internet en el hogar y optimizar su consumo, sin embargo, puede resultar una labor compleja llegar a cumplir dicho propósito. Pero se puede simplificar el proceso de análisis para la toma de decisiones, utilizando modelos que permitan aproximar una óptima programación (horarios) de las tareas del controlador inteligente con los dispositivos del hogar.

Generalmente son tres los enfoques utilizados para llegar a tener un consumo de energía programado y minimizado en sectores residenciales: optimizaciones matemáticas, búsquedas metaheurísticas y métodos heurísticos (Beaudin & Zareipour, 2015).

Los enfoques de optimización matemática escogen valores de entrada sistemáticamente, con los cuales logren obtener un horario óptimo para minimizar el consumo energético, siendo el más común la programación lineal. Por otro lado, las búsquedas metaheurísticas, como los algoritmos evolutivos o los algoritmos genéticos, usan poblaciones de gran tamaño que viajan semi-aleatoriamente dentro de un espacio de búsqueda hasta que convergen cerca de una solución. A menudo, estos enfoques encuentran buenas soluciones con un menor esfuerzo computacional, en comparación a optimizaciones matemáticas. Por último, los métodos heurísticos son técnicas que se aproximan a soluciones basándose en reglas prescritas, es

decir, requieren del conocimiento y la experiencia del sistema de energía del hogar en el que se trabaje (Beaudin & Zareipour, 2015).

En la tabla 6 se muestran varios de los enfoques usados en la literatura para abordar el proceso de programación de consumo de energía.

Tabla 6. Enfoques de programación para gestión de energía

<p><b>Optimización matemática</b></p>	<p>Programación lineal            Programación cuadrática            Programación convexa            Programación dinámica            Programación lineal entera mixta            Programación no lineal entera mixta</p>
<p><b>Búsqueda metaheurística</b></p>	<p>Selección clonal inmune            Algoritmo genético (GA)            Búsqueda tabú            Optimización por enjambre de partículas (PSO)            Algoritmos evolutivos</p>
<p><b>Programación heurística</b></p>	<p>Mezcla de optimización y heurística            Programación basada en Backtracking            Teoría de colas (state-queueing model)            Redes neuronales artificiales            Procesos de decisión de Markov            Optimización con restricciones            TOPSIS</p>

Fuente: (Beaudin & Zareipour, 2015)

Elaborado por: (Beaudin & Zareipour, 2015)

### 3.3 Métodos metaheurísticos.

Los procedimientos metaheurísticos son un tipo de métodos aproximados que se desarrollaron para resolver problemas de optimización combinatoria, donde las técnicas heurísticas no son efectivas ni tampoco eficientes. Tienen la capacidad de crear nuevos algoritmos híbridos, ya que pueden combinar conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y la mecánica estadística (Osman & Kelly, 1996).

Su principal ventaja es la de proporcionar muy buenos resultados, aproximados al óptimo, en un tiempo razonable y utilizando pocos recursos. Las técnicas realizan exploraciones a lo largo del espacio de búsqueda con la intención de encontrar la mejor solución, trabajando con un conjunto de individuos.



A continuación, se expondrán cuatro métodos muy conocidos y utilizados últimamente en trabajos de investigación.

### **3.3.1 Algoritmo genético, GA.**

Este algoritmo está inspirado en el proceso genético natural de los organismos vivos. En lugar de trabajar con una sola solución, GA trabaja con diferentes posibles soluciones en cada iteración. Aquí, los nuevos genes que son formados llevan consigo las propiedades de sus padres. La población inicial de cromosomas es generada aleatoriamente, donde cada cromosoma tiene la solución a un determinado problema. Luego una función de aptitud (fitness) de cada posible solución es evaluada, acorde a la función objetivo del problema de optimización. Posteriormente se crea una nueva población mediante la utilización de dos operadores genéticos: crossover y mutación (Ahmad et al., 2017; Borges Vasconcellos et al., 2017; del Valle, Venayagamoorthy, Mohagheghi, Hernandez, & Harley, 2008; Javaid et al., 2017; Shakeri et al., 2017).

### **3.3.2 Algoritmo de optimización de forraje bacteriano, BFOA.**

El algoritmo BFOA (Bacterial Foraging Optimization Algorithm), es un nuevo algoritmo inspirado en el comportamiento social de forraje de las bacterias, las cuales nadan en busca de nutrientes y encuentran a los mejores (soluciones) para maximizar su energía. De este modo, BFOA consta de tres fases: quimiotaxis, que consiste en la divergencia o convergencia de la solución; reproducción y eliminación-dispersión.

En la primera fase, una población inicial es creada aleatoriamente, donde la posición de cada bacteria representa una solución candidata al problema de optimización. Luego de una evaluación de aptitud (fitness), las mejores soluciones son seleccionadas, las cuales convergen hacia una mejor solución local. Después de la fase de quimiotaxis, se inicia la fase de reproducción, en la que sólo se obtienen soluciones factibles para producir la próxima generación. La fase de reproducción acelera y redefine la búsqueda agregando más cantidad de bacterias en el dominio de optimización. Como la fase de quimiotaxis proporciona mejores soluciones locales y la fase de reproducción acelera la convergencia, la fase de eliminación-dispersión ayuda a obtener los mejores valores globales (Javaid et al., 2017).

### **3.3.3 Algoritmo WDO.**

El algoritmo WDO (Wind Driven Optimizatation), que en español se entendería como Optimización Impulsada por el Viento, es otra técnica nueva basada en el movimiento de las partículas del viento.

Aquí se consideran a pequeñas parcelas de aire como las posibles soluciones, que se están moviendo en un espacio de búsqueda n-dimensional y que experimentan diferentes tipos de fuerzas. Estas fuerzas son la fuerza del gradiente de presión, fuerza de fricción, fuerza gravitacional y la fuerza Coriolis. La fuerza del gradiente de presión mueve las parcelas de aire en una dirección hacia adelante, mientras que la fuerza de fricción resiste su movimiento en dicha dirección. Por su parte, la fuerza gravitacional es una fuerza vertical en el espacio de búsqueda tridimensional que atrae las parcelas de aire hacia el origen. En cuanto la fuerza Coriolis, tiene efecto en la desviación de las parcelas de aire en la atmósfera. Inicialmente se genera una población aleatoria de parcelas de aire y luego se genera una velocidad. Ahí las soluciones serán evaluadas por una función de aptitud (fitness) y la mejor solución es obtenida. Luego de contar con la mejor solución en un tiempo  $t$ , la velocidad de cada parcela de aire es actualizada usando una función de velocidad. En cada iteración los valores de posición y velocidad son actualizadas, y el proceso continúa hasta que se alcanza un criterio de parada (Ahmad et al., 2017; Javaid et al., 2017).

#### **3.3.4 Algoritmo de optimización por enjambre de partículas, PSO.**

PSO (Particle Swarm Optimization) es un algoritmo de optimización inspirado en la naturaleza que está definido como una metaheurística. Pertenece al grupo de algoritmos basados en población, y se fundamenta en el comportamiento social de especies que conforman grupos de individuos que establecen relaciones de cooperación para alcanzar un objetivo específico. Depende principalmente de cuatro factores: posición inicial, velocidad inicial, mejor posición propia de la partícula y mejor posición global entre todas las partículas. Al principio, una población se inicializa aleatoriamente y se dispersa en el espacio de búsqueda. Luego las partículas actualizan sus velocidades en cada iteración usando una ecuación de velocidad, además las partículas registran sus posiciones con respecto a los vecinos luego de evaluarse con una función de aptitud (fitness). Los mejores valores locales se comparan entre sí para encontrar la mejor posición global. Finalmente, la partícula con la mejor posición global será aquella que satisfaga a la función objetivo (Ahmad et al., 2017; Javaid et al., 2017; Layedra Talla, 2015).

PSO es uno de los algoritmos metaheurísticos más utilizados debido a su simplicidad y el bajo costo computacional necesario para su implementación, lo que le convierte en un algoritmo muy popular y eficiente para resolver una amplia gama de problemas (Abedin et al., 2015; Ahmad et al., 2017; Hossain, Pota, Squartini, & Abdou, 2019; K. Y. Lee & El-Sharkawi, 2008; Mirjalili & Lewis, 2013).

Por estas razones, este algoritmo será el método de resolución elegido para resolver la función objetivo de este trabajo.

### **3.4 Descripción del método de resolución: algoritmo PSO.**

La optimización por cúmulo o enjambre de partículas es una técnica inspirada en estudios asociados a la conducta social de individuos. La base de esta técnica se plasma, específicamente, en investigaciones relacionadas con el comportamiento individual y colectivo de las aves cuando vuelan en bandadas.

Inicialmente se desarrollaron trabajos científicos que abarcaron la estética de la coreografía de las bandadas, y también los que trataron de descubrir leyes que permitían los vuelos sincrónicos de las aves en gran número, incluso con cambios de dirección repentinas, dispersiones y reagrupaciones. Destacan los científicos Reynolds y Heppner, sus modelos propuestos arrojaron un hecho importante: la sincronía resultaba ser una función de los esfuerzos de las aves con el objetivo de mantener una óptima distancia entre ellas y sus vecinos. Por ello, la posición de cada miembro resulta ser una característica muy importante, de hecho, dos aves no pueden ocupar el mismo lugar en el espacio. Además, añadiendo el hecho teórico de que los miembros de un grupo de individuos se pueden beneficiar de la experiencia previa o descubrimientos de todos ellos, se suma un proceso de intercambio de información en el colectivo (Gallego Rendón, Toro Ocampo, & Escobar Zuluaga, 2015; Godeau, 2006).

Con todos estos conceptos a la mano, los creadores de la técnica PSO (Particle Swarm Optimization) James Kennedy y Russell Eberhart, propusieron su formulación matemática, fundamentando su modelo en el principio de que “La inteligencia colectiva es una propiedad que poseen ciertos sistemas biológicos compuestos por agentes, en los que el comportamiento del grupo viene descrito por la interacción local entre agentes, de tal forma que se obtiene un funcionamiento global coherente” (Gallego Rendón et al., 2015; Layedra Talla, 2015).

La existencia de un líder es una característica común en los grupos de individuos, ya que es reconocido y seguido por los otros miembros. Él guía al grupo tomando decisiones basadas en su experiencia y que supone que serán las correctas para conducirlos a cumplir su objetivo propuesto. Si bien este líder tiene la habilidad de mantener un control sobre los demás, puede cambiar si surge un individuo con mejores aptitudes y alternativas.

Cada uno de los individuos modifica su comportamiento teniendo en cuenta los siguientes parámetros: su conocimiento sobre el entorno, su conocimiento histórico (experiencias

previas) y experiencias de individuos vecinos. Es decir, ellos tienen conocimiento de su propia posición y la de los demás, con el fin de evitar colisiones. Por ende, conoce la posición de su líder y no se aleja de su dirección de búsqueda.

El algoritmo PSO imita, a nivel computacional, el comportamiento de un colectivo, basándose en interacciones entre sus individuos y también entre ellos y el entorno en el que se desenvuelven. PSO explora un espacio de búsqueda con la ayuda de una población de soluciones o alternativas candidatas, conocidas como partículas. Cada partícula está asociada a una posición, dentro del espacio de  $n$  dimensiones, y también a una velocidad, que le ayuda a guiarse para encontrar nuevas ubicaciones. Igualmente, las partículas están asociadas con valores que corresponden a sus evaluaciones mediante una función objetivo en sus posiciones actuales, de manera que cada una de ellas memoriza su mejor posición encontrada, y así, el enjambre recuerda la posición de la partícula con mejor posición. El algoritmo usa además operadores que le permiten generar nuevas soluciones a partir de las ya existentes, ya que, al explorar el espacio de soluciones, se encontrarán cada vez mejores resultados hasta que eventualmente se obtendrá la solución óptima del problema. Con cada iteración las partículas actualizan sus posiciones y sus velocidades, así se pueden mover estocásticamente hacia mejores posiciones locales y globales (del Valle et al., 2008).

### **3.5 Desarrollo del método de resolución: algoritmo PSO.**

Cada partícula del enjambre posee una posición  $x_i(t)$  y una velocidad  $v_i(t)$ , y como la bandada optimiza una cierta función objetivo, también conocerá su mejor valor o mejor posición obtenida ( $P_{best}$ ) hasta ese momento, e incluso, la mejor posición obtenida por el líder ( $G_{best}$ ) entre los  $P_{best}$ . Conceptualmente  $P_{best}$  simboliza la memoria de un individuo, con la cual puede recordar antiguas experiencias, por otro lado,  $G_{best}$  representa el conocimiento del desempeño del grupo de individuos y su tendencia de regresar a lugares donde tuvieron mejores satisfacciones en el pasado. La posición de una partícula se modifica estocásticamente en cada iteración, con base a su posición actual y velocidad actual, además de las distancias entre la posición actual y el  $P_{best}$  y la posición actual y el  $G_{best}$  (Gallego Rendón et al., 2015; Godeau, 2006; Layedra Talla, 2015).

#### **3.5.1 Soluciones del problema de optimización.**

La posición  $x_i(t)$  de una partícula en el espacio de búsqueda representa una alternativa de solución del problema de optimización, y si se describe como  $x_i(t) = [x_{i1} \ x_{i2} \ x_{i3} \ \dots \ x_{in}]$ , se tiene un vector cuyos elementos representan el valor de las variables de decisión del problema para la partícula  $i$ . Inicialmente se debe crear una población con cierto número de partículas.

La calidad de cada solución (partícula) se determinará por el valor de su función objetivo (Gallego Rendón et al., 2015; Godeau, 2006; Layedra Talla, 2015).

### 3.5.2 Elección de la partícula líder.

La partícula líder es seleccionada en cada iteración o ciclo generacional, y consiste en la comparación de los valores de la función objetivo de cada partícula del enjambre, donde líder será aquella que presente el mejor valor de dicha comparación. Si en un caso se tienen valores iguales entre una partícula y el líder, éste no será reemplazado. Y si durante el proceso generacional ninguna de las partículas puede mejorar el valor del líder, éstas tendrán que asemejar su valor paulatinamente, hasta quedar ubicadas en una misma región. Esto se conoce como convergencia del enjambre o cúmulo (Gallego Rendón et al., 2015).

### 3.5.3 Función de vuelo.

La velocidad  $v_i(t)$  de una partícula representa una dirección de búsqueda. La mayoría de trabajos de investigación recomienda iniciar el algoritmo con partículas que parten del reposo, aunque sí se puede establecer valores iniciales de velocidad de las partículas, si se requiere (Gallego Rendón et al., 2015; Godeau, 2006; K. Y. Lee & El-Sharkawi, 2008; Mahmood et al., 2016).

La ecuación genérica empleada para el cálculo de la velocidad de cada partícula, en cada iteración, está compuesta por términos correspondientes a la experiencia propia de cada partícula y a una experiencia social, y corresponde a:

$$v_i(t + 1) = \omega * v_i(t) + c_1 * rand_1(P_{best} - x_i(t)) + c_2 * rand_2(G_{best} - x_i(t)) \quad (12)$$

Donde:

- $v_i(t)$ : Velocidad de la partícula  $i$  en la iteración  $t$ .
- $\omega$ : Factor de inercia, controla el grado de influencia que la velocidad actual de la partícula  $v_i(t)$  incide sobre la velocidad futura  $v_i(t + 1)$ .
- $c_1$  y  $c_2$ : Constantes de aceleración, direccionan a las partículas hacia la mejor ubicación local o global.
- $rand_1$  y  $rand_2$ : Números aleatorios entre 0 y 1, que siguen una cierta distribución de probabilidad.
- $x_i(t)$ : Posición actual de la partícula  $i$  en la iteración  $t$ .
- $P_{best}$ : Mejor ubicación local, representa la memoria de cada individuo.
- $G_{best}$ : Mejor ubicación global, representa la memoria del grupo.

Existen diferentes estudios en los que se determinan el valor más adecuado del factor de inercia  $\omega$  (Gallego Rendón et al., 2015; Godeau, 2006; K. Y. Lee & El-Sharkawi, 2008).

Por un lado,  $\omega$  puede permanecer constante en el algoritmo, adecuándose al problema que se analiza; por otro lado, se puede establecer un  $\omega$  variable que cambia desde un valor  $\omega_{m\acute{a}x}$  hasta un valor  $\omega_{m\acute{i}n}$ .

De esta manera, el factor de inercia por cada iteración  $t$  se determina por la siguiente ecuación:

$$\omega = \omega_{m\acute{a}x} - \frac{\omega_{m\acute{a}x} - \omega_{m\acute{i}n}}{iter_{m\acute{a}x}} * iter \quad (13)$$

Donde  $iter$  representa al número de iteración actual e  $iter_{m\acute{a}x}$  es el número máximo de iteraciones que se van a efectuar. De acuerdo a varios ensayos se ha podido establecer apropiadamente los valores máximo y mínimo del factor de inercia, independientemente del problema a resolver, y son:  $\omega_{m\acute{a}x} = 0.9$  y  $\omega_{m\acute{i}n} = 0.4$ .

En cuanto a las constantes de aceleración  $c_1$  y  $c_2$ , se debe mencionar que una adecuada calibración de éstos permite que la población no tienda a ser homogénea durante el desarrollo del algoritmo. En algunos estudios,  $c_1$  y  $c_2$  son valores constantes positivos  $c_1 = c_2 = 2$ , aunque en otros trabajos especializados se sugiere que  $c_1$  y  $c_2$  vayan modificándose de manera adaptativa (Gallego Rendón et al., 2015). De acuerdo a estas últimas propuestas, los valores de las constantes  $c_1$  y  $c_2$  se determinan así:

$$c_1 = \frac{(c_{1m\acute{i}n} - c_{1m\acute{a}x})}{iter_{m\acute{a}x}} * iter + c_{1m\acute{a}x}, \quad \text{para } iter \leq iter_{m\acute{a}x} \quad (14)$$

$$c_2 = \frac{(c_{2m\acute{i}n} - c_{2m\acute{a}x})}{iter_{m\acute{a}x}} * iter + c_{2m\acute{a}x}, \quad \text{para } iter \leq iter_{m\acute{a}x} \quad (15)$$

Y además se propone que se utilice  $c_{1m\acute{i}n} = c_{2m\acute{i}n} = 0.5$  y  $c_{1m\acute{a}x} = c_{2m\acute{a}x} = 2.5$ .

Por otro lado, los términos  $rand_1(P_{best} - x_i(t))$  y  $c_2 * rand_2(G_{best} - x_i(t))$  son conocidos también por los símbolos  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$ , respectivamente. Si se tiene  $\varphi_1 > 0$  y  $\varphi_2 = 0$ , sólo el conocimiento propio de la partícula influye en la actualización de la velocidad; si  $\varphi_1 = 0$  y  $\varphi_2 > 0$ , entonces sólo el conocimiento social influye en la actualización de la velocidad; y si  $\varphi_1 > 0$  y  $\varphi_2 > 0$ , los dos conocimientos son tomados en cuenta.

Para cada partícula,  $(P_{best} - x_i(t))$  representa la distancia entre la posición actual y su mejor posición histórica, en cada iteración. Asimismo,  $(G_{best} - x_i(t))$  muestra la distancia entre su posición actual y la mejor posición histórica del líder (Gallego Rendón et al., 2015).

### 3.5.4 Actualización de la posición de la partícula.

La nueva posición de la partícula es calculada a partir de su velocidad futura, con la siguiente ecuación:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1) \quad (16)$$

Donde  $x_i(t + 1)$  representa la actualización de posición de la partícula en el espacio de búsqueda. Matemáticamente significa una nueva alternativa de solución para el problema de optimización (Gallego Rendón et al., 2015).

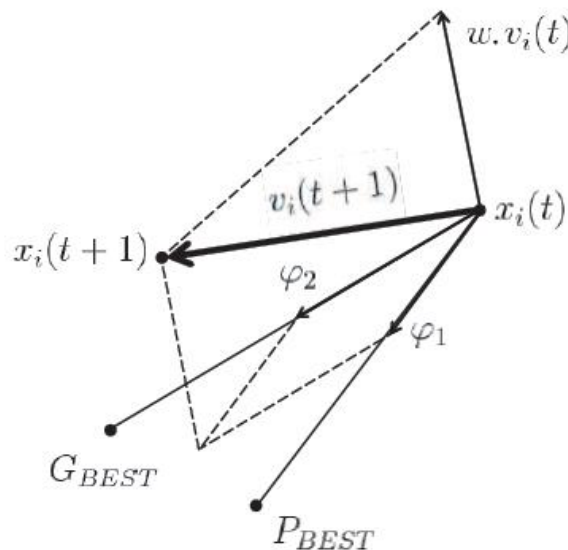


Figura 12. Actualización de la posición de la partícula en PSO  
 Fuente: (Gallego Rendón et al., 2015)  
 Elaborado por: (Gallego Rendón et al., 2015)

### 3.6 Procedimiento del método de resolución: algoritmo PSO.

De acuerdo a la formulación anterior, el siguiente procedimiento puede ser usado para la implementación del algoritmo PSO (del Valle et al., 2008; Layedra Talla, 2015; K. Y. Lee & El-Sharkawi, 2008).

1. Generación de condiciones iniciales de cada partícula: Inicializar el enjambre asignando las posiciones de búsqueda y velocidades iniciales aleatorias.

2. Evaluación de la posición de cada partícula: Calcular el valor de la función objetivo para cada partícula.
3. Comparación de los valores: Si el valor es mejor que el  $P_{best}$  actual de la partícula, el valor  $P_{best}$  es actualizado. Si el mejor valor entre todos los  $P_{best}$  es mejor que el  $G_{best}$  actual, el valor  $G_{best}$  es actualizado y el número de la partícula con el mejor valor es almacenado.
4. Actualización de las velocidades y las posiciones de todas las partículas usando las ecuaciones
5. Repetir los pasos 2 – 4 hasta encontrar un criterio de parada. Si el número de iteración actual llega al número máximo de iteraciones predeterminado, finaliza el algoritmo.

### **3.7 Utilización del algoritmo PSO en MATLAB.**

Todo lo que se ha descrito acerca del algoritmo PSO en los subtemas anteriores en este capítulo, se encuentra embebido y disponible en una función en el software MATLAB. Para usarlo, se necesita llamar a la ecuación de la función objetivo que va a ser optimizada y definir el número de variables o soluciones que se necesitan.

En este caso, la función objetivo será la expresión correspondiente a la ecuación 11, la cual buscará maximizar la exportación de la energía eléctrica generada por un sistema fotovoltaico hacia la red de distribución. Además, el número de variables a optimizarse será dos: una solución para programar la hora de funcionamiento de la lavadora y otra solución para el aire acondicionado.



## **CAPITULO IV**

### **SIMULACIONES**

#### 4.1 Fundamentos y características del modelo de simulación en Simulink.

La micro-red (micro-grid) eléctrica del modelo de Simulink es una red monofásica de corriente alterna AC que está conectada a la red eléctrica (grid) a través de un transformador montado en un poste, que reduce el voltaje de 6.6 kV a 200 V. Tiene como fuentes de energía a la red de distribución (red eléctrica pública), un sistema fotovoltaico y un sistema de almacenamiento de energía a través de una batería, como se puede apreciar en la figura 13. Sin embargo, en las simulaciones solamente se trabajará con las dos primeras fuentes de energía antes mencionadas.

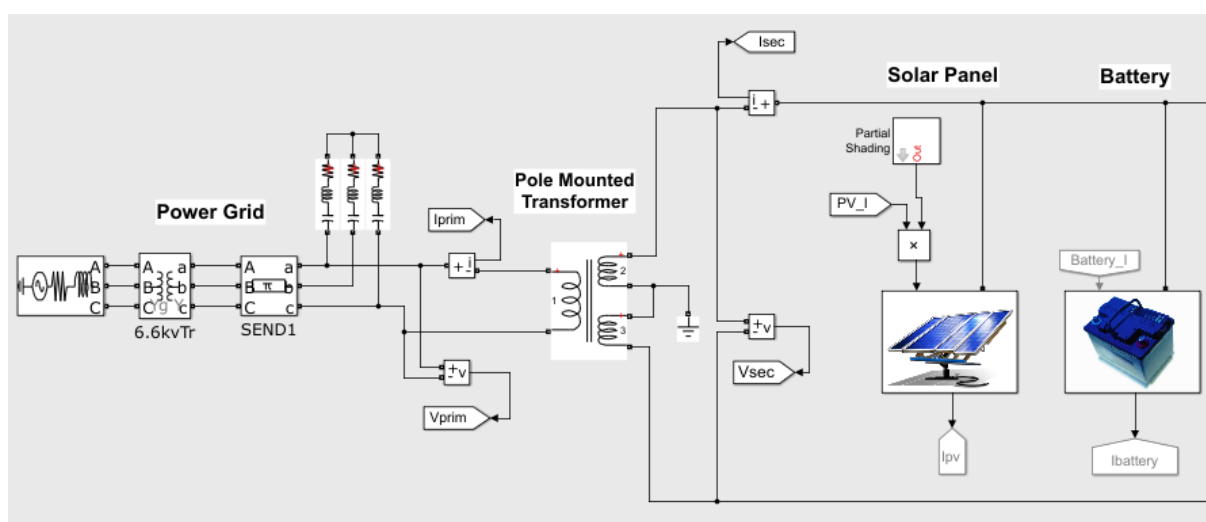


Figura 13. Red eléctrica y fuentes de energía en modelo de Simulink

Fuente: (Mita, n.d.)

Elaborado por: (Mita, n.d.), Autor

La generación de energía solar y la batería de almacenamiento son fuentes de corriente continua DC que posteriormente se convierten en fuentes AC monofásicas. El sistema de energía limpia alcanza el pico de 3.09 kW entre la hora 14 y la hora 15, pero no genera energía desde la hora 19 hasta la hora 5. El modelo incluso permite añadir tiempos parciales de sombra que afecten el aprovechamiento de energía al panel solar, con la finalidad de recrear distintas condiciones ambientales. Sin embargo, en las simulaciones se trabajará bajo condiciones de radiación solar ideal, con una curva de generación de energía como se muestra en la figura 14.

Las cargas de la micro-red en el modelo de Simulink están simbolizadas con los gráficos de unas casas, ver figura 15, pero realmente representan a una red de sensores de consumo de energía eléctrica compuesta por ocho hogares. Cada una de las cargas estará conformada por la suma del valor de la demanda base calculada en el capítulo anterior, y las potencias de la lavadora y del aire acondicionado.

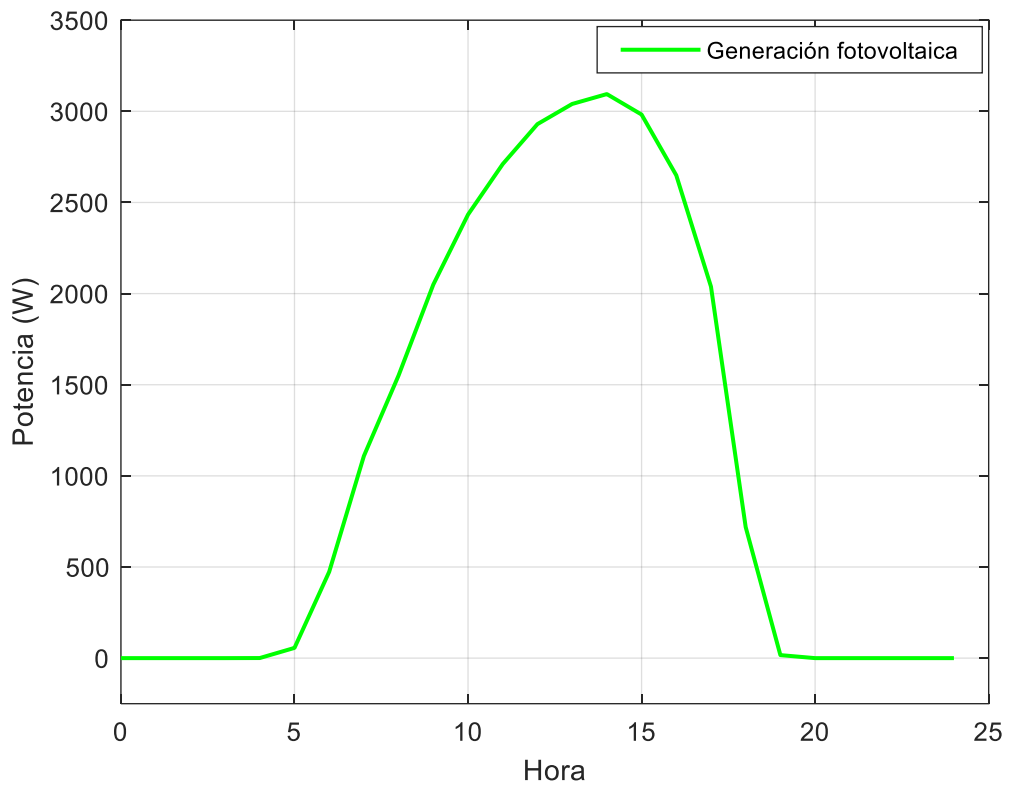


Figura 14. Curva de potencia del sistema fotovoltaico  
Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor

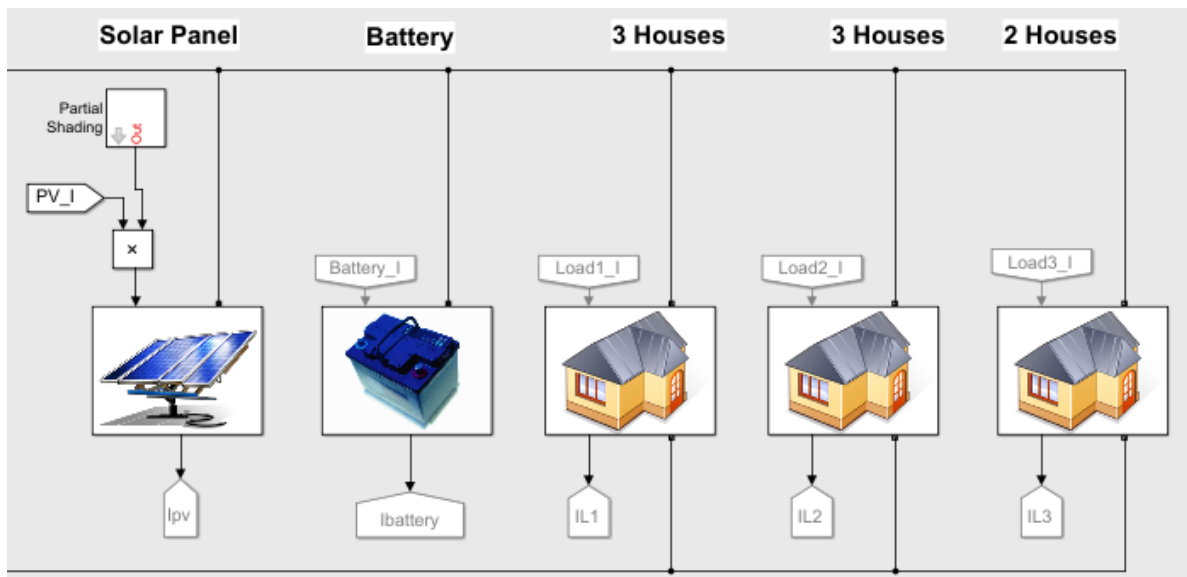


Figura 15. Cargas de la micro-red en el modelo de Simulink  
Fuente: (Mita, n.d.)  
Elaborado por: (Mita, n.d.), Autor

Es importante señalar que el consumo base (electrodomésticos no programables) de cada casa simboliza el consumo energético promedio de una familia conformada por tres personas. El valor total calculado en el capítulo anterior (3.78 kWh) se especifica en la tabla 7.

Tabla 7. Consumo diario de electrodomésticos programables

Electrodomésticos	Tiempo de uso diario (minutos)	Consumo diario (Wh)
Televisor	530	662
Iluminación	160 x 1 foco	665
	94 x 2 focos	
	220 x 3 focos	
	128 x 4 focos	
	74 x 7 focos	
Ducha eléctrica	21	1750
Microondas	3	60
Refrigerador	260	650
<b>Total</b>		<b>3787</b>

Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor

El consumo total diario de los ocho hogares será entonces de 30.2 kWh. La demanda total tiene sus picos de consumo en las horas 4 y 5 en la mañana y a la hora 21 en la noche, como se muestra en la figura 16.

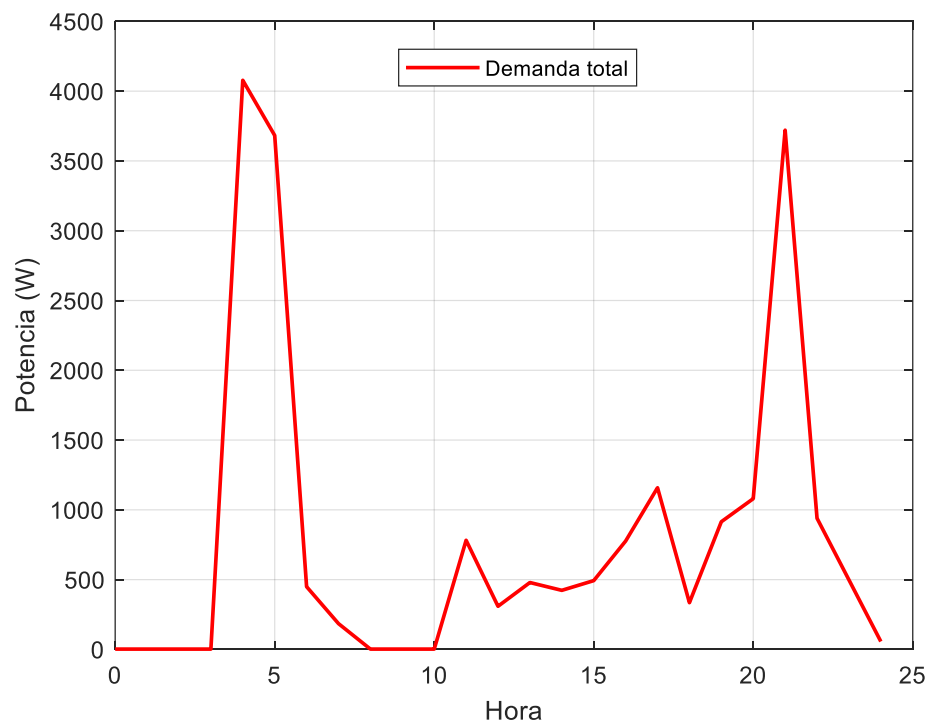


Figura 16. Curva de potencia de la demanda de ocho hogares

Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor

El modelo de la micro-red monofásica AC realizada por (Mita, n.d.) fue adaptada a los objetivos propuestos en este trabajo de titulación. Por ejemplo, como se observa en la figura 17, fueron definidos los bloques que entregan la información de los vectores de entrada, como son las curvas de energía solar (Solar Data), demanda base (Base Load Data) y las potencias de la lavadora (PSO Load Data Table 1) y del aire acondicionado (PSO Load Data Table).

Asimismo, fueron modificados los valores de las ganancias de cada uno de ellos, con el objetivo de calibrar las potencias con las que se deseaba trabajar en las simulaciones.

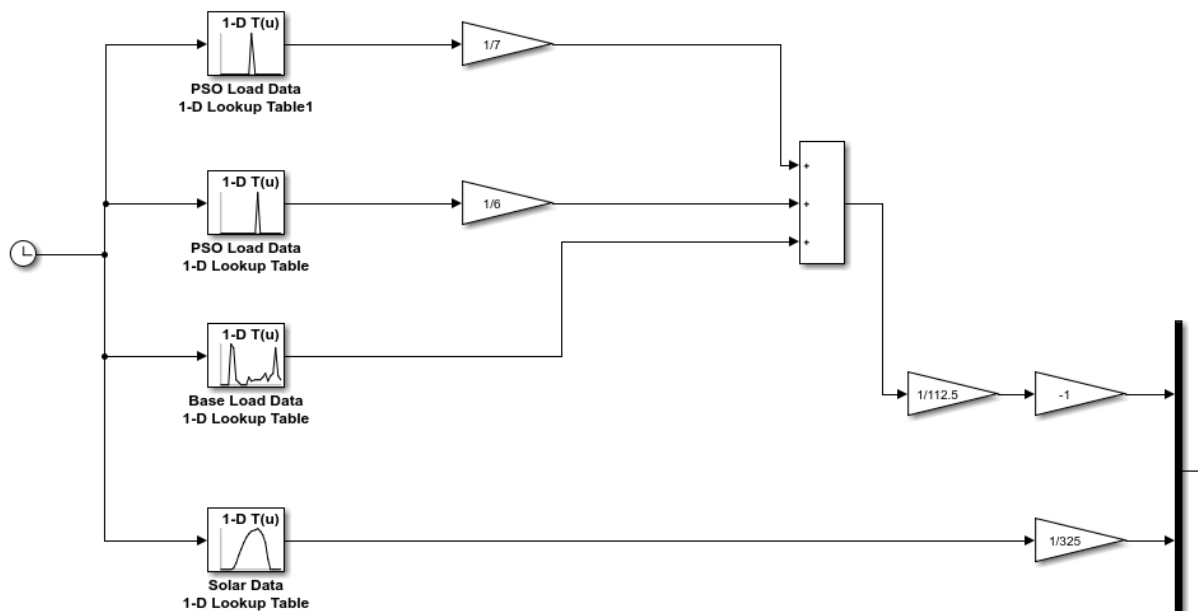


Figura 17. Bloques modificados del modelo de simulación en Simulink

Fuente: (Mita, n.d.)

Elaborado por: (Mita, n.d.), Autor

En cuanto a la programación, el script de MATLAB de la función del algoritmo PSO, llama y analiza la función objetivo que tratará de maximizar la exportación de energía, proyectando el encendido y apagado de los dos electrodomésticos programables a una hora conveniente a lo largo del día.

Los resultados de la optimización se guardan en los vectores que corresponden a los bloques PSO Load Data Table 1 y PSO Load Data Table. La simulación continúa hasta que el algoritmo PSO encuentra su mejor solución.

Los códigos de los scripts de MATLAB realizados en este trabajo se podrán observar en los anexos B y C, mientras que los anexos D y E mostrarán los escenarios del modelo de la red eléctrica de Simulink donde se realizan las simulaciones y se obtienen los resultados.

## 4.2 Ejemplo de caso de estudio.

### 4.2.1 Demanda y red eléctrica pública.

En este apartado se expone un escenario en donde la red de distribución eléctrica se encarga de abastecer a la totalidad de la demanda existente, tal y como se describe en la ecuación 8. Las curvas de la red pública y la demanda son idénticas, como se observa en la figura 18.

La sumatoria de la potencia en todo el período es de - 32.56 kW. El valor es negativo porque sólo la red entrega energía.

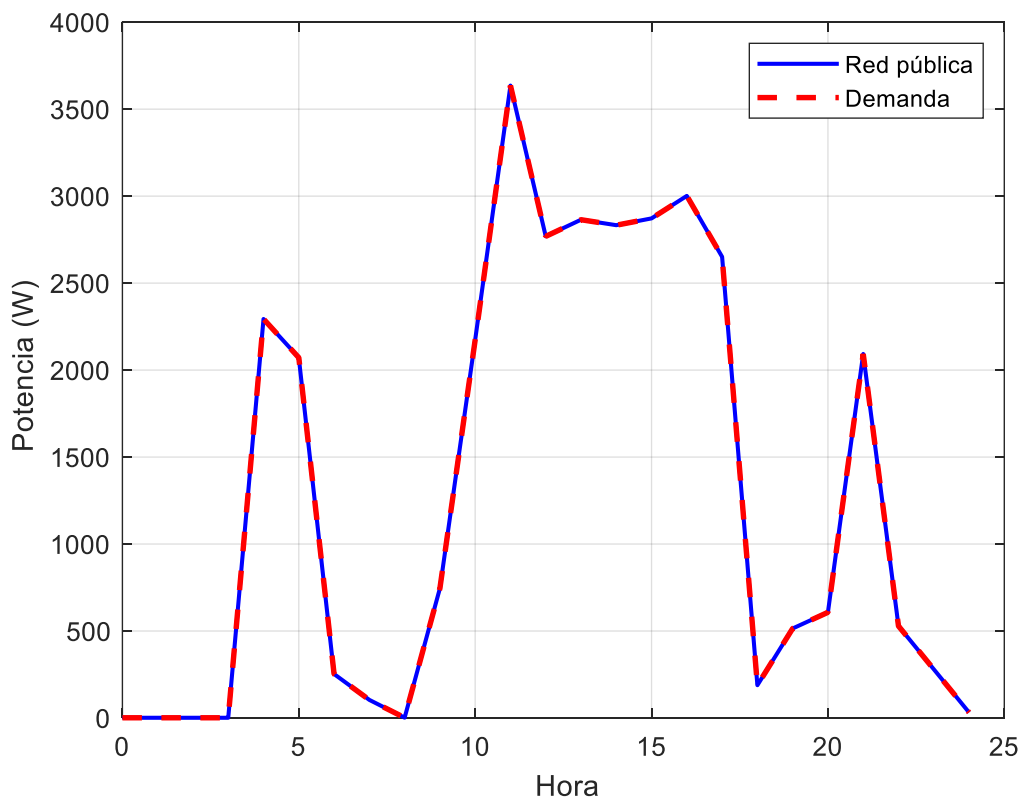


Figura 18. Curvas de potencia de la demanda y red pública

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

### 4.2.2 Demanda, red eléctrica pública y sistema fotovoltaico.

En este nuevo caso, se incorpora a la red eléctrica un sistema de generación fotovoltaico. Las curvas de potencia de la demanda y la red pública se muestran en la figura 19.

Se observa que la curva de la red eléctrica ha disminuido por acción del sistema de energía limpia. La sumatoria de la potencia de la red pública es - 20.491 kW.

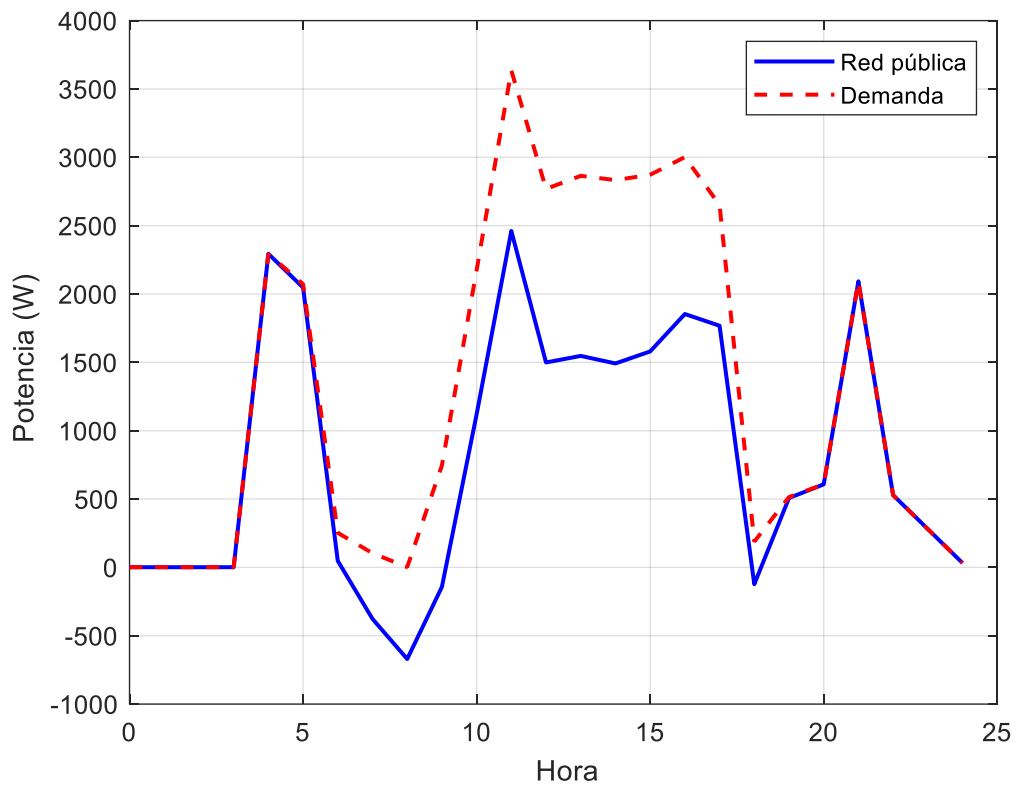


Figura 19. Curvas de potencia de la demanda y red pública con sistema fotovoltaico  
Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor

### 4.3 Caso de estudio 1: optimización de la demanda sin restricciones.

En este primer caso de optimización, la simulación ejecuta el algoritmo PSO para los electrodomésticos programables escogidos sin ninguna restricción de hora, es decir, los resultados tienen la posibilidad de posicionarse en cualquiera de las 24 horas del día. La simulación arrojó la siguiente respuesta:

>> optimizador

Optimization ended: relative change in the objective value over the last OPTIONS.MaxStallIterations iterations is less than OPTIONS.FunctionTolerance.

x =

1 1

Elapsed time is 318.290619 seconds.

y =

-3.0702e+03

Donde  $x$  es un vector que representa el posicionamiento de activación de los dos electrodomésticos programables, en una hora específica del día. Mientras que  $y$  indica la potencia neta del sistema. Si su valor es positivo se tendrá un excedente de energía; si por el contrario, el valor es negativo, entonces el sistema no exportará energía a la red de distribución.

Los resultados muestran que el modelo cumple con optimizar la energía. El algoritmo programó el encendido de la lavadora y también del aire acondicionado a la primera hora del día, lo cual tiene mucho sentido, ya que es en este horario la demanda base es nula.

Además, la solución del algoritmo indica que no se pudo exportar energía a la red simulada, aunque el aporte de la energía desde la red pública se reduce considerablemente. Apenas entregó 3.07 kW de los 30.2 kW que demandaban los ocho hogares.

La figura 20 muestra la programación de encendido de la lavadora y del aire acondicionado que arrojó el algoritmo, en ambos casos a la hora 1.

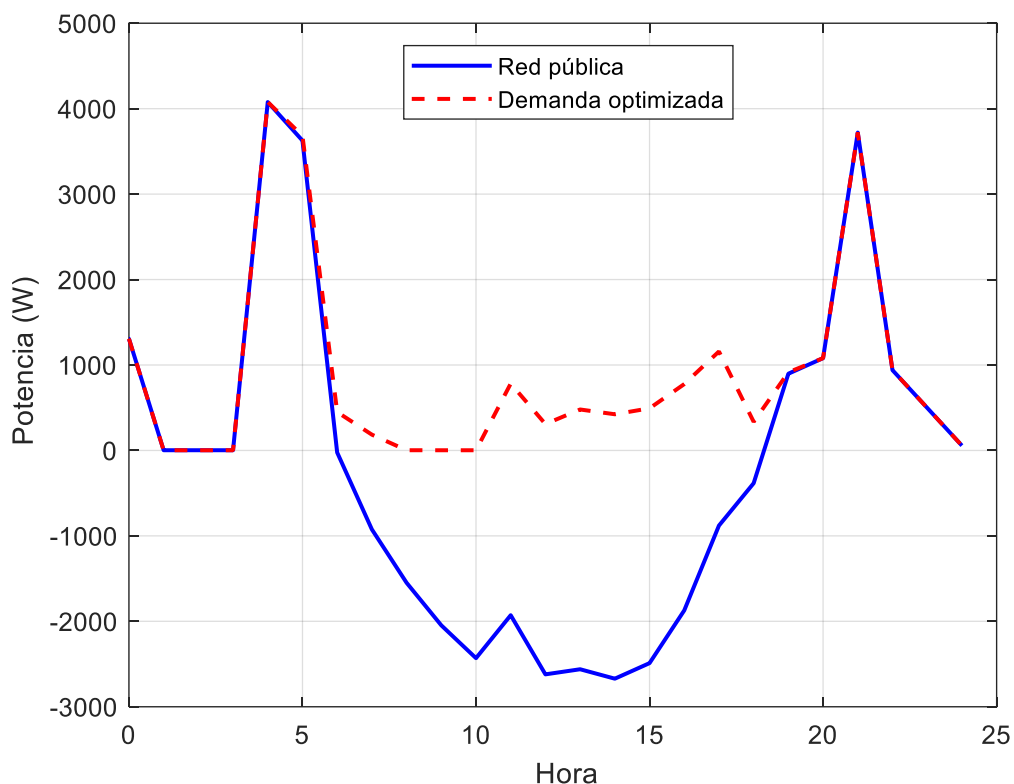


Figura 20. Curvas de potencia para el caso de estudio 1  
Fuente: Autor  
Elaborado por: Autor



#### 4.4 Caso de estudio 2: primera optimización de la demanda con restricciones.

Para este segundo caso de análisis se definen restricciones para las horas de encendido de los electrodomésticos programables en el código del script en MATLAB. Las horas restringidas serán las horas de la madrugada, para evitar los resultados del caso de estudio anterior, y así buscar una solución en la que el nivel de confort del usuario final mejore.

Los vectores de restricción con los límites de horario serán:  $L_b = [7 \ 7]$  y  $U_b = [24 \ 22]$ . Es decir, la hora mínima de encendido es desde la hora 7 para ambos electrodomésticos; y la hora máxima de encendido es hasta la hora 24, en el caso de la lavadora, y hasta la hora 22 en el caso del aire acondicionado. La simulación arrojó la siguiente respuesta:

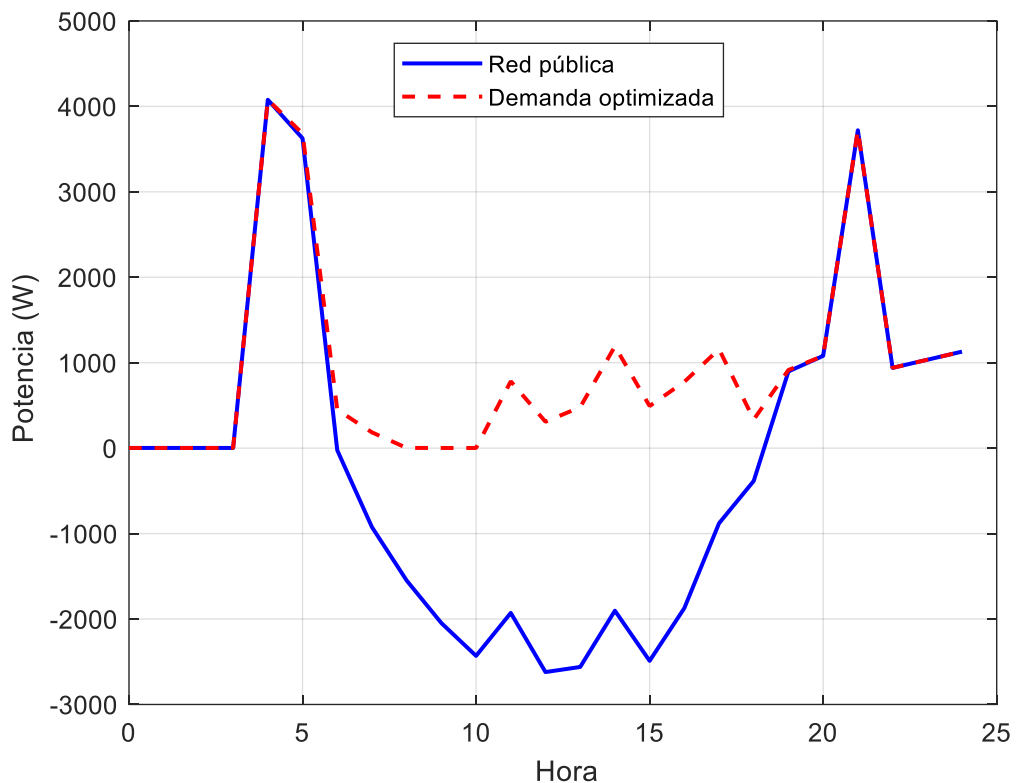


Figura 21. Curvas de potencia para el caso de estudio 2

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

>> optimizador

Optimization ended: relative change in the objective value over the last OPTIONS.MaxStallIterations iterations is less than OPTIONS.FunctionTolerance.

x =

24.0000 14.7208

Elapsed time is 334.455299 seconds.

y =

3.9510e+03

Los resultados en este nuevo caso de estudio también cumplen con la optimización de la energía. El algoritmo programó el encendido de la lavadora a la hora 24 y el del aire acondicionado a la hora 15. Estas horas están dentro de los límites establecidos previamente.

Igualmente, la solución del algoritmo ahora indica que sí se pudo exportar energía a la red simulada. El excedente es de 3.95 kW. La figura 21 muestra la programación de encendido de la lavadora a la hora 24 y del aire acondicionado a la hora 15.

#### **4.5 Caso de estudio 3: segunda optimización de la demanda con restricciones.**

En este último caso de análisis también se definen restricciones a las horas de encendido de los electrodomésticos programables dentro del código en el script de MATLAB. Ahora, las horas restringidas serán aquellas que están fuera de la generación fotovoltaica, es decir, las horas en las que los paneles solares no producen energía. Con esto, se pretende buscar una solución que mejore el aprovechamiento de dicha energía.

Los vectores de restricción con los límites de horario serán:  $L_b = [7 \ 7]$  y  $U_b = [17 \ 17]$ . Es decir, la hora mínima de encendido es desde la hora 7 y la hora máxima de encendido es hasta la hora 18, para ambos electrodomésticos. La simulación arrojó la siguiente solución:

```
>> optimizador
```

```
Optimization ended: relative change in the objective value over the last  
OPTIONS.MaxStallIterations iterations is less than OPTIONS.FunctionTolerance.
```

x =

12.5098 15.3475

Elapsed time is 357.414406 seconds.

y =

6.0965e+03

Las respuestas en este último caso de estudio también cumplen con la optimización de la energía. El algoritmo programó el encendido de la lavadora a la hora 13 y el del aire acondicionado a la hora 15. Estas horas están dentro de los límites establecidos previamente y en las horas donde el sistema fotovoltaico está produciendo energía.

Al igual que en el caso anterior, la solución del algoritmo indica que se pudo exportar energía a la red simulada. El excedente es de 6.09 kW, que es el mayor valor obtenido entre los dos últimos casos analizados.

La figura 22 muestra la nueva programación de encendido de la lavadora a la hora 13 y del aire acondicionado a la hora 15.

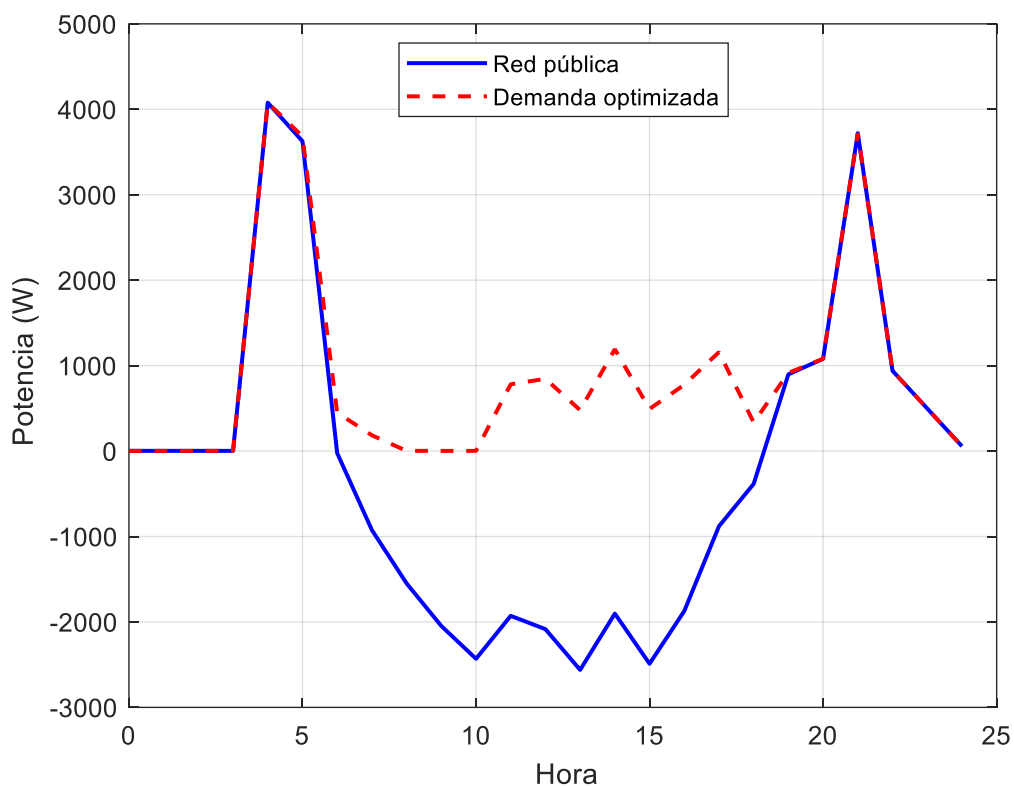


Figura 22. Curvas de potencia para el caso de estudio 3

Fuente: Autor

Elaborado por: Autor

## CONCLUSIONES

El estado del arte de los sistemas de gestión de energía para hogares (HEMS) fue analizado y conceptualizado en este trabajo de titulación. Sus fundamentos fueron utilizados a lo largo del desarrollo de los modelos de demanda y optimización diseñados.

Un modelo de demanda base fue diseñado a partir de los conceptos del Internet de las Cosas (IoT) sobre una red de sensores. Para su creación, se utilizó un enchufe inteligente que realizó mediciones reales de potencia de cuatro electrodomésticos, cuyo funcionamiento no sobrepasa los 15 A. Los valores finales de la demanda base fueron el resultado de promediar las muestras adquiridas y otras consultadas, siendo expuestas en un vector 1x24, que representa un valor por cada hora del día.

Se diseñó un modelo matemático que permite optimizar la demanda de energía eléctrica en un hogar. Este modelo utilizó el algoritmo metaheurístico de optimización PSO, que está embebido dentro de una función de MATLAB. El código diseñado en el script de MATLAB optimiza una red eléctrica usando un modelo de Simulink, el cual tiene como fuentes de energía a la red de distribución y a un sistema fotovoltaico.

La implementación del modelo de optimización diseñado fue puesto a prueba en tres diferentes escenarios de demanda energética en MATLAB R2018b, caracterizados por poseer sus propias restricciones de horarios de funcionamiento, y en todos ellos su trabajo fue efectivo. El modelo fue capaz de realizar correctas programaciones de encendido de los electrodomésticos programables, a lo largo de las 24 horas del día.

En los tres casos de estudio se analizaron los posibles remanentes de energía de la red eléctrica, ya sean negativos o positivos. Las simulaciones arrojaron resultados de remanentes positivos en dos de los tres casos. Por lo tanto, el modelo de optimización hizo posible que en la red eléctrica simulada se pueda exportar energía desde el sistema fotovoltaico autosustentable, hacia la red de distribución.

## RECOMENDACIONES

En este trabajo se realizaron las simulaciones de optimización de demanda en un sistema en donde estuvieron sincronizadas la red de distribución y un pequeño sistema fotovoltaico. Resulta conveniente que en trabajos futuros se incluya dentro de la simulación a sistemas de almacenamiento de energía con baterías. De esta manera, se podría controlar el uso de las baterías para que funcionen en las horas pico de demanda y aumentar la exportación de energía.

Los tiempos de duración de cada simulación en MATLAB oscilaron entre los 318 y 358 segundos, es decir, entre 5 y 6 minutos aproximadamente. Estos tiempos son aceptables para este modelo diseñado de optimización que sólo trabaja con datos de vectores de tamaño 1x24. Sin embargo, si se requiriese trabajar con centenas o miles de muestras para buscar soluciones de optimización en sistemas que demanden tiempos de reacción pequeños, el procesador de una laptop no sería suficiente para encontrarlas. Por ejemplo, se podría utilizar un procesamiento en paralelo para aumentar la velocidad de evaluación de la función objetivo, que es distribuida entre varios procesadores o núcleos; o también, resultaría conveniente el uso de dispositivos FPGA.

Con la finalidad de agilizar el proceso de medición real de potencias, voltajes y corrientes de los electrodomésticos, resulta necesario poseer varios enchufes inteligentes trabajando simultáneamente. También se recomendaría que estos enchufes puedan entregar la información medida directamente al usuario para su monitoreo, por ejemplo, en archivos .csv o en la nube.

Para complementar el modelo de optimización sería importante que futuros trabajos desarrollen la terminología para definir de mejor manera los pesos de la función objetivo y puedan ser incluidos en la simulación.

## BIBLIOGRAFÍA

- Abedin, Z. U., Shahid, U., Mahmood, A., Qasim, U., Khan, Z. A., & Javaid, N. (2015). Application of PSO for HEMS and ED in Smart Grid. In *2015 Ninth International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems* (pp. 260–266). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CISIS.2015.93>
- Ahmad, A., Khan, A., Javaid, N., Hussain, H. M., Abdul, W., Almogren, A., ... Azim Niaz, I. (2017). An Optimized Home Energy Management System with Integrated Renewable Energy and Storage Resources. *Energies*, *10*(4), 549. <https://doi.org/10.3390/en10040549>
- ARCONEL. (n.d.-a). Balance Nacional de Energía Eléctrica – ARCONEL. Retrieved July 8, 2019, from <https://www.regulacionelectrica.gob.ec/balance-nacional/>
- ARCONEL. (n.d.-b). Regulación para microgeneración fotovoltaica para autoabastecimiento de consumidores – ARCONEL. Retrieved June 8, 2019, from <https://www.regulacionelectrica.gob.ec/regulacion-para-microgeneracion-fotovoltaica-para-autoabastecimiento-de-consumidores/>
- Baarda, R. (2017). Collect and store realtime data from the TP-LINK HS110. Retrieved July 18, 2018, from <https://www.beardmonkey.eu/tplink/hs110/2017/11/21/collect-and-store-realtime-data-from-the-tp-link-hs110.html>
- Barelli, L., Bidini, G., Bonucci, F., & Ottaviano, A. (2018). Residential micro-grid load management through artificial neural networks. *Journal of Energy Storage*, *17*, 287–298. <https://doi.org/10.1016/J.EST.2018.03.011>
- Beaudin, M., & Zareipour, H. (2015). Home energy management systems: A review of modelling and complexity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *45*, 318–335. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2015.01.046>
- Benetti, G., Caprino, D., Della Vedova, M. L., & Facchinetti, T. (2016). Electric load management approaches for peak load reduction: A systematic literature review and state of the art. *Sustainable Cities and Society*, *20*, 124–141. <https://doi.org/10.1016/J.SCS.2015.05.002>
- Borges Vasconcellos, D., Puch González, P., Frías González, G., Borges Vasconcellos, D., Puch González, P., & Frías González, G. (2017). Control de demanda eléctrica aplicando algoritmos genéticos. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, *25*(3), 389–398.

<https://doi.org/10.4067/S0718-33052017000300389>

- Bozchalui, M. C., Hashmi, S. A., Hassen, H., Canizares, C. A., & Bhattacharya, K. (2012). Optimal Operation of Residential Energy Hubs in Smart Grids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(4), 1755–1766. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2212032>
- Chavali, P., Yang, P., & Nehorai, A. (2014). A Distributed Algorithm of Appliance Scheduling for Home Energy Management System. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(1), 282–290. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2291003>
- del Valle, Y., Venayagamoorthy, G. K., Mohagheghi, S., Hernandez, J.-C., & Harley, R. G. (2008). Particle Swarm Optimization: Basic Concepts, Variants and Applications in Power Systems. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 12(2), 171–195. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2007.896686>
- Gallego Rendón, R. A., Toro Ocampo, E. M., & Escobar Zuluaga, A. H. (2015). *Técnicas Heurísticas y Metaheurísticas*. Universidad Tecnológica de Pereira. Vicerrectoría de Investigaciones, Innovación y Extensión. Ingenierías Eléctrica, Electrónica, Física y Ciencias de la Computación. Retrieved from <https://www.worldcat.org/title/tecnicas-heuristicas-y-metaheuristicas/oclc/981436844>
- Godeau, S. N. (2006). Aplicación del Algoritmo Particle Swarm Optimization al Problema de Optimización de Colocación de Convertidores de Longitud de Onda en Redes WRON con Diferentes Tipos de Enrutamiento-Edición Única. Retrieved from <https://repositorio.itesm.mx/handle/11285/567529>
- Gonzalez, J. M., Pouresmaeil, E., Canizares, C. A., Bhattacharya, K., Mosaddegh, A., & Solanki, B. (2018). Smart Residential Load Simulator for Energy Management in Smart Grids. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2818666>
- Guo, Y., Pan, M., & Fang, Y. (2012). Optimal Power Management of Residential Customers in the Smart Grid. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 23(9), 1593–1606. <https://doi.org/10.1109/TPDS.2012.25>
- Hongyu Wu, Pratt, A., & Chakraborty, S. (2015). Stochastic optimal scheduling of residential appliances with renewable energy sources. In *2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting* (pp. 1–5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2015.7286584>
- Hossain, M. A., Pota, H. R., Squartini, S., & Abdou, A. F. (2019). Modified PSO algorithm for

- real-time energy management in grid-connected microgrids. *Renewable Energy*, 136, 746–757. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.01.005>
- Javaid, N., Naseem, M., Rasheed, M. B., Mahmood, D., Khan, S. A., Alrajeh, N., & Iqbal, Z. (2017). A new heuristically optimized Home Energy Management controller for smart grid. *Sustainable Cities and Society*, 34, 211–227. <https://doi.org/10.1016/J.SCS.2017.06.009>
- Layedra Talla, J. P. (2015). Optimización de pérdidas de potencia activa en el Sistema Híbrido de las Islas Santa Cruz y Baltra, utilizando un algoritmo de enjambre de partículas (PSO). Retrieved from <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/10589>
- Lee, J. Y., & Choi, S. G. (2014). Linear programming based hourly peak load shaving method at home area. In *16th International Conference on Advanced Communication Technology* (pp. 310–313). Global IT Research Institute (GIRI). <https://doi.org/10.1109/ICACT.2014.6778971>
- Lee, K. Y., & El-Sharkawi, M. A. (2008). *Modern heuristic optimization techniques : theory and applications to power systems*. Wiley. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/book/5361013>
- Mahmood, D., Javaid, N., Alrajeh, N., Khan, Z., Qasim, U., Ahmed, I., ... Ilahi, M. (2016). Realistic Scheduling Mechanism for Smart Homes. *Energies*, 9(3), 202. <https://doi.org/10.3390/en9030202>
- Mirjalili, S., & Lewis, A. (2013). S-shaped versus V-shaped transfer functions for binary Particle Swarm Optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 9, 1–14. <https://doi.org/10.1016/J.SWEVO.2012.09.002>
- Mita, H. (n.d.). Simplified Model of a Small Scale Micro-Grid. Retrieved January 10, 2019, from <https://la.mathworks.com/help/physmod/sps/examples/simplified-model-of-a-small-scale-micro-grid.html>
- Navidi, A., & Khatami, F. A.-S. (2017). Energy management and planning in smart cities. *CIREC - Open Access Proceedings Journal*, 2017(1), 2723–2725. <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.0136>
- Osman, I. H., & Kelly, J. P. (1996). Meta-Heuristics: An Overview. In *Meta-Heuristics* (pp. 1–21). Boston, MA: Springer US. [https://doi.org/10.1007/978-1-4613-1361-8\\_1](https://doi.org/10.1007/978-1-4613-1361-8_1)
- Qayyum, F. A., Naeem, M., Khwaja, A. S., Anpalagan, A., Guan, L., & Venkatesh, B. (2015).

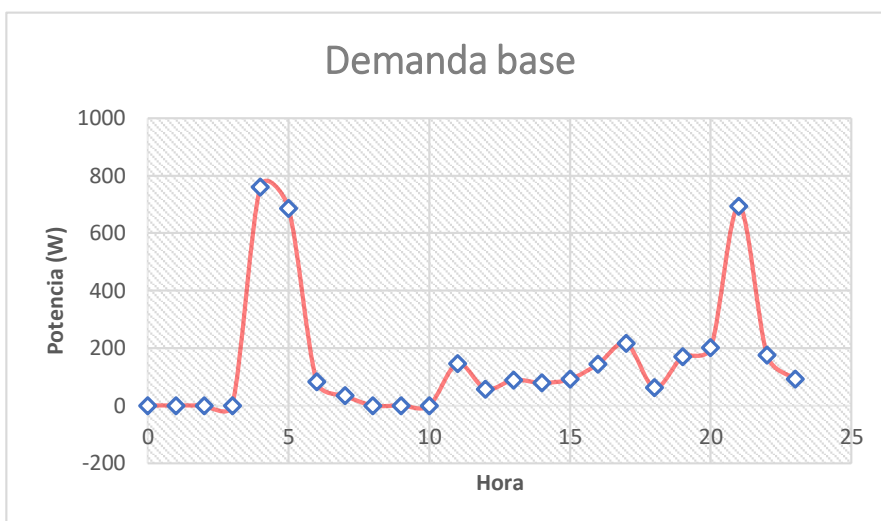


- Appliance Scheduling Optimization in Smart Home Networks. *IEEE Access*, 3, 2176–2190. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2015.2496117>
- Rastegar, M., Fotuhi-Firuzabad, M., & Zareipour, H. (2016). Home energy management incorporating operational priority of appliances. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 74, 286–292. <https://doi.org/10.1016/J.IJEPES.2015.07.035>
- Salameh, K., Chbeir, R., & Camblong, H. (2019). Multi-objective cooperative scheduling: An application on smart grids. *Applied Computing and Informatics*, 15(1), 67–79. <https://doi.org/10.1016/J.ACI.2017.10.005>
- Shakeri, M., Shayestegan, M., Abunima, H., Reza, S. M. S., Akhtaruzzaman, M., Alamoud, A. R. M., ... Amin, N. (2017). An intelligent system architecture in home energy management systems (HEMS) for efficient demand response in smart grid. *Energy and Buildings*, 138, 154–164. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2016.12.026>
- Stroetmann, L. (2016). Reverse Engineering the TP-Link HS110. Retrieved May 15, 2018, from <https://www.softscheck.com/en/reverse-engineering-tp-link-hs110/>
- TP-Link. (n.d.). HS110 | Enchufe Inteligente Wi-Fi con Monitorización de Energía. Retrieved June 10, 2019, from <https://www.tp-link.com/es/home-networking/smart-plug/hs110/#specifications>
- Tsui, K. M., & Chan, S. C. (2012). Demand Response Optimization for Smart Home Scheduling Under Real-Time Pricing. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(4), 1812–1821. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2218835>
- Wemo®. (n.d.). Wemo® Insight Smart Plug. Retrieved June 10, 2019, from <https://www.belkin.com/us/p/P-F7C029/>
- Zhang, Y., Zeng, P., Li, S., Zang, C., & Li, H. (2015). A Novel Multiobjective Optimization Algorithm for Home Energy Management System in Smart Grid. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1–19. <https://doi.org/10.1155/2015/807527>
- Zhou, B., Li, W., Chan, K. W., Cao, Y., Kuang, Y., Liu, X., & Wang, X. (2016). Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61, 30–40. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2016.03.047>

## **ANEXOS**

## ANEXO A. VECTOR DE LA DEMANDA BASE

Potencia promedio	Hora
0.39166483	0
0.39172528	1
0.39140987	2
0.39163185	3
760.21896	4
686.522944	5
83.7535397	6
34.4305696	7
0.39456638	8
0.39136045	9
0.38997995	10
145.749066	11
57.5930021	12
89.3113164	13
78.8749215	14
91.8586481	15
144.709215	16
215.922923	17
62.4102274	18
170.502919	19
201.319578	20
693.572154	21
175.170645	22
92.8518218	23
<b>3787.51479</b>	<b>Total</b>



## ANEXO B. CÓDIGO DE LA FUNCIÓN DEL ALGORITMO PSO EN MATLAB.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% CÓDIGO DEL ALGORITMO PSO PROPUESTO %%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% Autor: Xavier Sánchez U.
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

fun=@pso;          %Nombre de la función
nvars=2;          %Número de variables

lb=[1 1];         %Límites inferiores
ub=[24 24];       %Límites superiores

options = optimoptions(@particleswarm, 'PlotFcn', @pswplotbestf);

%Llamada de la función particleswarm (pso) de MATLAB
tic;
x = particleswarm(fun,nvars,lb,ub)
% opts = optimoptions('ga','PlotFcn',{@gaplotbestf,@gaplotstopping},'PopulationSize',20);
% rng(1,'twister')
% x=ga(fun,nvars,[],[],[],[],lb,ub,[],IntCon,opts)
toc;

%Guardar resultados en Workspace
assignin ('base','x',x);
[y] = pso(x)
assignin ('base','y',y);
```

## ANEXO C. CÓDIGO DE LA FUNCIÓN DE EJECUCIÓN DEL MODELO DE SIMULINK EN MATLAB.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% CÓDIGO DEL ALGORITMO PSO PROPUESTO %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% Autor: Xavier Sánchez U.
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
function [y] = pso(x)
```

```
%Vectores de electrodomésticos programables: Lavadora y Aire Acondicionado
```

```
PotLav24=[0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0];
```

```
PotAA24=[0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0;0];
```

```
%Potencias [W] de Lavadora y Aire Acondicionado
```

```
PotLav24(round(x(1)))=700;
```

```
PotAA24(round(x(2)))=860;
```

```
%Guardar resultados en Workspace
```

```
assignin('base','PotLav24',PotLav24);
```

```
assignin('base','PotAA24',PotAA24);
```

```
%Llamado y ejecución del modelo de micro-red eléctrica de Simulink
```

```
opt = simset('solver' 'ode23t' 'SrcWorkspace' 'Current');
```

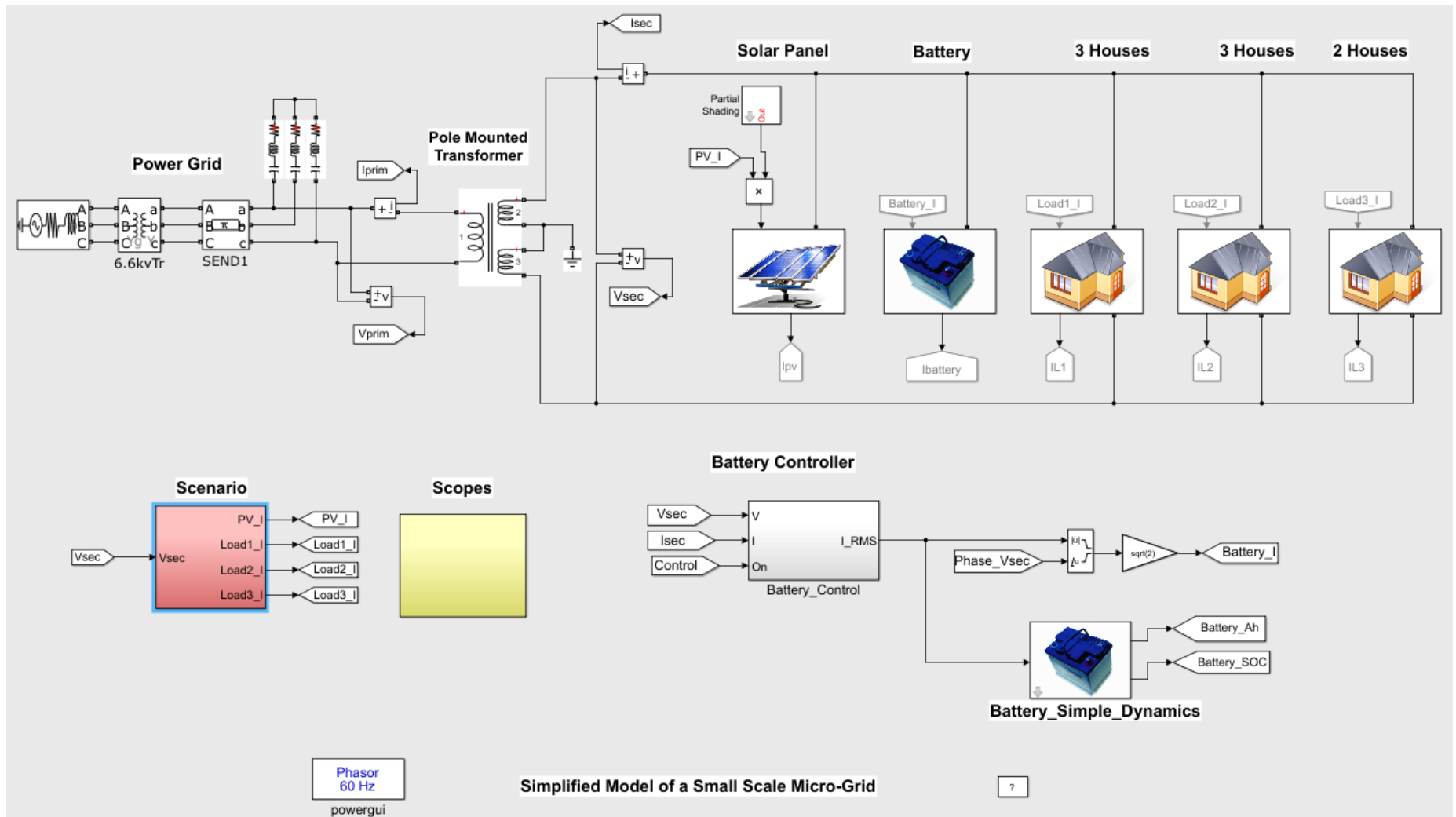
```
sim(power_microgrid,[0 - 24],opt);
```

```
%Función objetivo
```

```
y=+(sum(Secundario.Data));
```

```
end
```

## ANEXO D. INFRAESTRUCTURA DEL MODELO DE RED ELÉCTRICA CON FUENTES DE RED DE DISTRIBUCIÓN Y SISTEMA FOTOVOLTAICO EN SIMULINK. (Mita, n.d.)



## ANEXO E. ESCENARIO DE INGRESO DE VECTORES DE POTENCIA AL SISTEMA DE RED ELÉCTRICA EN SIMULINK.

