



GESTIÓN DE LA ENERGÍA: EL USUARIO DE ENERGÍA COMO PARTE ACTIVA DEL SISTEMA

*Adriana Marcela Vega Escobar
Francisco Santamaría
Edwin Rivas Trujillo*



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

Doctorado
en Ingeniería
UNIVERSIDAD DISTRITAL "FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS"

Adriana Marcela Vega Escobar



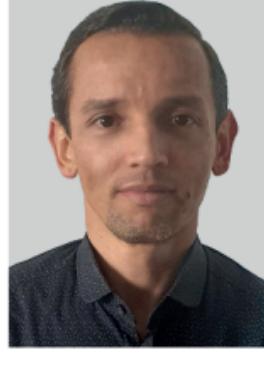
Ingeniería Industrial - Universidad América. Especialización Planificación del Desarrollo Urbano y Regional - ESAP.

Magister Ingeniería Industrial - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".

Doctora en Ingeniería - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".

Docente Titular Facultad de Ingeniería - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".

Francisco Santamaría Piedrahita



Ingeniero Electricista – Universidad Nacional de Colombia.

Magister en Ingeniería Eléctrica – Universidad Nacional de Colombia.

Doctor en Ingeniería – Universidad Nacional de Colombia.

Docente Titular Facultad de Ingeniería - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".

Edwin Rivas Trujillo



Ingeniero Electricista - Universidad del Valle.

Magister en Sistemas de Generación de Energía Eléctrica - Universidad del Valle.

Magister en Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática - Universidad Carlos III de Madrid. Doctor en Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática - Universidad Carlos III de Madrid.

Docente Titular Facultad de Ingeniería - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".

Docente Titular Facultad de Ingeniería - Universidad Distrital "Francisco José de Caldas".



UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

Doctorado
en Ingeniería
UNIVERSIDAD DISTRITAL
"FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS"

GESTIÓN DE LA ENERGÍA: EL USUARIO DE ENERGÍA COMO PARTE ACTIVA DEL SISTEMA

***Grupo de Compatibilidad e Interferencia
Electromagnética (GCEM)***

***Grupo de Investigación en Sistemas
Eléctricos y Eficiencia Energética (GISE3)***

***Grupo de Investigación en Gestión
de Sistemas Energéticos con Base
en Tecnologías de Información
y Comunicación (GESETIC)***

***Adriana Marcela Vega Escobar
Francisco Santamaría
Edwin Rivas Trujillo***

Vega Escobar, Adriana Marcela

Gestión de la energía : el usuario de energía como parte activa del sistema / Adriana Marcela Vega Escobar, Francisco Santamaría, Edwin Rivas Trujillo. -- 1a. ed. -- Bogotá : Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2020.

178 páginas ; 24 cm. -- (Doctorado en Ingeniería).

Contiene bibliografía.

ISBN 978-958-787-234-7 (impreso) -- 978-958-787-235-4 (digital)

1. Consumo de energía eléctrica 2. Viviendas - Consumo de energía I. Rivas Trujillo, Edwin II. Santamaría, Francisco III. Título IV. Serie

CDD: 333.7932 ed. 23

CO-BoBN- a1057506

© Universidad Distrital Francisco José de Caldas

© Doctorado en Ingeniería

© Adriana Marcela Vega Escobar - Francisco Santamaría - Edwin Rivas Trujillo

ISBN Impreso: 978-958-787-234-7

ISBN Digital: 978-958-787-235-4

Primera edición: Bogotá, octubre de 2020.

Corrección de estilo y diseño gráfico:

Amadgraf Impresores Ltda.

Impresión:

Amadgraf Impresores Ltda.

Doctorado en Ingeniería

Carrera 7 # 40B-53

Bogotá

Correo electrónico: investigacion.doctoradoing@udistrital.edu.co

Todos los derechos reservados. Esta publicación no puede ser reproducida total ni parcialmente o transmitida por un sistema de recuperación de información, en ninguna forma ni por ningún medio, sin el permiso previo del Doctorado en Ingeniería de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Hecho el depósito legal.

Impreso y hecho en Colombia

Tabla de Contenido

Introducción	13
1. Desarrollo metodológico de la investigación	16
A. Primera Fase – Caracterización hábitos de consumo	17
B. Segunda Fase: Proyección de estrategias de gestión activa de la demanda	18
C. Tercera Fase: Propuesta de sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria	19
2. Organización del libro	20

Capítulo 1

Marco de Referencia.....	23
1.1 Antecedentes	24
1.2 Hábitos de consumo de energía eléctrica para usuarios residenciales	28
1.2.1 Tipos de clientes de electricidad	29
1.2.2 Recolección de datos - hábitos de consumo de energía eléctrica	30
1.2.3 Modelos estocásticos de hábitos de consumo de energía eléctrica.....	31
1.2.4 Desafíos para efectuar modelos de hábitos de consumo de energía residencial	33
1.2.5 La determinación de los perfiles de carga y el consumo de energía de los electrodomésticos	34

1.3 Segmentación predictiva de los consumidores de energía	34
---	----

Capítulo 2

La Gestión de la Energía.

Una Herramienta para la Eficiencia Energética	37
--	----

2.1 El concepto de gestión de la energía.....	38
2.2 Principios generales de gestión de la energía	42
2.2.1 Análisis del uso de la energía	42
2.2.3 Evaluación económica.....	48
2.2.4 Fuentes alternativas de energía, conversión y almacenamiento de energía.....	49
2.3 Norma NTC-ISO 50001	50
2.3.1 El sistema de gestión integral de la energía.....	51
2.3.2 Metodología para la implementación de la norma NTC-ISO 50001	52
D. Planificar	53
E. Hacer	54
F. Verificar	56
G. Actuar	57
2.4 Indicadores de gestión energética.....	58
A. Eje técnico.....	62
B. Eje ambiental	64
C. Eje económico.....	65
2.4.2 Formulación de indicadores	66
A. Eje técnico.....	66
B. Eje ambiental	67
C. Eje económico.....	67
2.5 Sistemas de Gestión de Energía en el Hogar - (HEMS).....	68
2.5.1 Gestión de las Redes Eléctricas Inteligentes.....	68
2.5.2 Gestión de energía en el hogar	69
2.5.3 Tecnologías para sistemas de gestión energética	71
2.5.4 Dispositivos de medición.....	73
2.6 Gestión activa de la demanda eléctrica	74
2.6.1 Programas de Gestión Activa de la demanda de energía (GAD)	75
2.6.2 El Agregador	76
2.6.3 Respuesta de la demanda	77

2.6.4 Predicción de Precios	78
2.6.5 Valores pagados de energía al inyectarla a la red.....	79
Capítulo 3	
Propuesta de Modelo Estocástico.	
Predicción y Análisis de la Curva de Demanda	83
3.1 Caracterización de hábitos de consumo de energía eléctrica	84
3.2 Unidades de análisis en el contexto de hábitos de consumo de energía eléctrica.....	85
3.2.1 Selección métodos de recolección de datos	86
3.2.2 Determinar las unidades de análisis	86
A. <i>Unidad de análisis - Factores demográficos básicos</i>	87
B. <i>Unidad de análisis - Hábitos de consumo.....</i>	87
C. <i>Unidad de análisis – Elementos económicos relacionados con el servicio de energía eléctrica.....</i>	88
D. <i>Unidad de análisis - Relación entre Usuario y Proveedor del servicio</i>	89
E. <i>Unidad de análisis - Otros elementos</i>	89
3.2.3 Cálculo del Tamaño de la Muestra	93
A. <i>Unidad de análisis - Factores demográficos básicos</i>	96
B. <i>Unidad de análisis - Hábitos de consumo – Conocimiento</i>	97
C. <i>Unidad de análisis - Hábitos de consumo – Conductas.....</i>	97
D. <i>Unidad de análisis - Hábitos de consumo – Comportamiento</i>	99
E. <i>Unidad de análisis - Elementos económicos.....</i>	100
F. <i>Unidad de análisis - Relación usuario vs Proveedor del servicio</i>	100
G. <i>Unidad de análisis - Otros elementos.....</i>	101
Determinación de la curva de demanda del usuario Estrato 4	102
3.3 Modelo estocástico de hábitos de consumo de energía eléctrica	104
3.3.1 Adaptación del modelo.....	104
3.3.2 Diseño y desarrollo del modelo estocástico propuesto de hábitos de consumo	107

A. Grupo Alumbrado	109
B. Grupo Nevera	113
C. Grupos Entretenimiento,Cocina,Calor y Varios	115
D. Grupos Ropa y Baño	121
3.4 Pruebas y Resultados	126
3.4.1 Proyección del Escenario Base	126
3.4.2 Escenarios simulados	128
A. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del. 10% en el Horario Comprendido entre las 18 y 21 horas.....	130
B. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del 10% en los ...Periodos Comprendidos entre las 5 – 7 y las 18 – 21 horas	131
C. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del 20% en todo el día	132
D. Cambio de Hábitos de Consumo en Entretenimiento del 20% en todo el día	134
E. Cambio de Hábitos de Consumo en Entretenimiento y Refrigeración del 20% en todo el día	134
F. Cambio de Hábitos de Consumo en Calor del 20%	136
G. Cambio de Hábitos de Consumo en Cocina del 20% Durante todo el día	136
H. Cambio de Hábitos de Consumo Ducha y Ropa del 10% todo el día.	137
I. Cambio de Hábitos de Consumo en Electrodomésticos.	139
J. Simulación con un Cambio de Hábitos de Consumo en toda la Carga del 10% Durante el Periodo de 18 – 21 horas	139
K. Cambios de Tecnología en las Residencias.....	140
L. 30% Menos en Consumo de toda la Carga durante todo el día	141
3.5 Resultados Generales.	142
Conclusiones	149
Bibliografía	153

Tabla de Figuras

Figura i.	Cadena de valor tradicional de la energía eléctrica	13
Figura ii.	Modelo de gestión modelo de gestión de energía eléctrica domiciliaria (GEDE)	15
Figura iii.	Propuesta metodológica para Sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria.....	17
Figura 1.1	Principales características - Modelos de gestión analizados (2010 – 2019).....	27
Figura 2.1	Curva de consumo promedio de una instalación residencial	43
Figura 2.2	Estimación de la curva de consumo promedio de una instalación residencial.....	44
Figura 2.3	Participación por uso/electrodoméstico en las zonas rurales de Cundinamarca por provincia	45
Figura 2.4	Etiqueta energética	46
Figura 2.5	Consumo promedio de energía por hogar en las zonas rurales de Cundinamarca. Escenario1: sin eficiencia energética. Escenario 2: con eficiencia energética	48
Figura 2.6	Modelo de Gestión Integral de la Energía	51
Figura 2.7	Círculo de Deming para la implementación de la ISO – NTC 50001.....	52
Figura 2.8	Características de un indicador para que sea eficiente y confiable	58
Figura 2.9	Indicadores preseleccionados	61
Figura 2.10	Criterios básicos para la selección de indicadores	61
Figura 2.11	Criterios propios de selección de indicadores.....	62

Figura 2.12	Indicadores seleccionados.....	65
Figura 3.1	Interacción de las Unidades de análisis.....	90
Figura 3.2	Número de suscriptores por año del estrato 4 en la ciudad de Bogotá	93
Figura 3.3	Rango edad y Nivel educación..	96
Figura 3.4	Número de Personas y Área de la Residencia	97
Figura 3.5	Nivel Conocimiento Energía Eléctrica.....	97
Figura 3.6	Consumo en Iluminación.....	98
Figura 3.7	Consumo en Cocina	98
Figura 3.8	Tendencia Curva Demanda Dispositivos	99
Figura 3.9	Modificaría sus Hábitos de Consumo de Energía Eléctrica si le Ofrecen Precios más Económicos	99
Figura 3.10	Electrodomésticos Permanecen Desconectados.....	100
Figura 3.11	Conocer la Tarifa de Energía Eléctrica en Tiempo Real.....	100
Figura 3.12	Estrategias de mercadeo	101
Figura 3.13	Conoce la Ley 1715 del 2014.....	101
Figura 3.14	Curvas de medidas en los registros de las casas.....	103
Figura 3.15	Proyección Curva consumo estrato 4 en la ciudad de Bogotá.....	104
Figura 3.16	Esquema propuesto del modelo estocástico hábitos de consumo	107
Figura 3.17	Simulación con el software PowerSim - alumbrado	112
Figura 3.18	Resultados mostrados del modelo en PowerSim®	125
Figura 3.19	Simulación del modelo sin cambios en los hábitos de consumo.	126
Figura 3.20	Curvas construidas y la desviación estándar	127
Figura 3.21	Curva hábitos de consumo en la iluminación del 10% en el horario 18 y 21pm..	130
Figura 3.22	Hábitos de consumo en la iluminación del 10% en los periodos: 5 – 7 am y 18 y 21pm.....	132
Figura 3.23	Hábitos de consumo en la iluminación del 20% en todo el Día.....	133
Figura 3.24	Desviación estándar y porcentaje de variación del escenario 3	133
Figura 3.25	Hábitos de consumo en Entretenimiento del 20% en todo el Día.....	134
Figura 3.26	Hábitos de consumo en Entretenimiento y Refrigeración del 20% en todo el Día.....	135

Figura 3.27 Hábitos de consumo en Calor del 20% en los Periodos (6 – 8 y 19 – 21)	136
Figura 3.28 Hábitos de consumo en Cocina del 20% Durante todo el Día	137
Figura 3.29 Hábitos de consumo en Ducha y Ropa del 10% todo el Día.....	138
Figura 3.30 Hábitos de consumo el grupo de electrodomésticos varios durante todo el día.....	139
Figura 3.31 Hábitos de consumo en toda la Carga del 10% Durante el Periodo de 18 – 21 horas	140
Figura 3.32 Cambios de Tecnología.....	141
Figura 3.33 Hábitos de consumo en toda la Carga del 30%.....	142
Figura 3.34 Variación de los consumos en los escenarios simulados.....	144

Listas de Tablas

Tabla 2.1	Conceptos relacionados con la gestión energética y acciones asociadas	39
Tabla 2.2	Principios generales de gestión de energía	42
Tabla 2.3	Análisis para selección indicadores eje técnico	63
Tabla 2.4	Análisis para selección indicadores eje ambiental.....	64
Tabla 2.5	Análisis para selección indicadores eje económico	65
Tabla 2.6	Formulación de indicadores eje técnico	66
Tabla 2.7	Formulación de indicadores eje ambiental	67
Tabla 2.8	Formulación de indicadores eje económico	68
Tabla 3.1	Formato de Encuesta	91
Tabla 3.2	Determinación de la muestra.....	95
Tabla 3.3	Elementos modelo estocástico propuesto	106
Tabla 3.4	Grupo neveras - consumos	113
Tabla 3.5	Factor operación Nevera	114
Tabla 3.6	Elementos modelo estocástico Tiempo de uso base grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios	117
Tabla 3.7	Factor de operación entretenimiento	118
Tabla 3.8	Factor operación cocina	119
Tabla 3.9	Factor operación calor	120
Tabla 3.10	Factor operación varios	120
Tabla 3.11	Tiempo de uso base grupo Baño	122
Tabla 3.12	Factor de operación ropa.....	123
Tabla 3.13	Factor operación Ducha	124
Tabla 3.14	Paralelo de los consumos de energía aproximados para determinar el escenario base	128

Tabla 3.15	Consumos de energía y variación del escenario 1.....	131
Tabla 3.16	Consumos de energía y variación del escenario 5	135
Tabla 3.17	Consumos de energía y variación del escenario 8.....	138
Tabla 3.18	Proyección de los escenarios simulados.....	143
Tabla 3.19	Proyección de los escenarios teniendo en cuenta el total de suscriptores estrato 4	145

Introducción

Las redes eléctricas convencionales de distribución se encuentran en proceso de modernización, al gestarse en ellas cambios tecnológicos, financieros y sociales que apuntan a que el consumidor no sea un simple receptor del servicio, sino que tome decisiones de consumo y/o generación que se adapten a sus necesidades y contribuyan con la gestión activa de la demanda. Los elementos tradicionales de la cadena de valor de la energía eléctrica (generación, transmisión, distribución) hacen que el consumidor sea un simple receptor del servicio sin aportar al sistema ningún valor agregado, ya que el proceso es unidireccional (Figura i.).

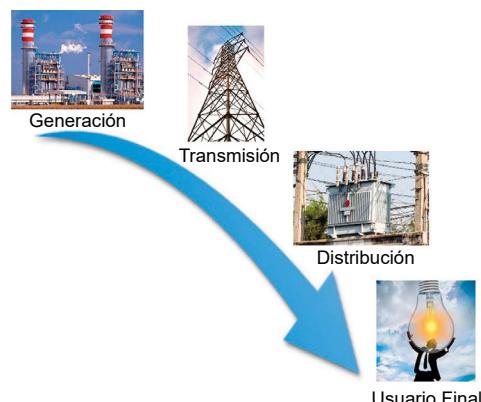


Figura i. Cadena de valor tradicional de la energía eléctrica.
Fuente: Propia

Los Sistemas de gestión de energía en el hogar (HEMS), permiten conectar dispositivos domésticos en red para su gestión remota basados en la combinación de la red de origen y el internet en tiempo real (Jinsung Byun, Hong, & Park, 2012). Sin embargo, existe una limitación de tipo técnico al contar con un limitado número de normas e interfaces de programación, así como la definición de estándares para interoperar con otros sistemas (Villa, Martin, Villanueva, Moya, & Lopez, 2011).

Otro elemento que incide en la implementación de estos sistemas es la influencia de variables externas que afectan el comportamiento y hábitos de las personas, adicionando más complejidad a la toma de decisiones (Zaeri, Sharda, & Zahedi, 2014). Las conductas humanas y sus hábitos de consumo son influenciadas por diversos aspectos como el precio, conciencia de los problemas ambientales, la comodidad, la confianza en las empresas de servicios o el compromiso para cambiar (Sachdeva & Wallis, 2010), razón por la cual los sistemas de gestión de energía, deben incorporar este tipo de variables no técnicas dentro de sus modelos y algoritmos.

Al utilizar los HEMS por medio de su monitoreo, supervisión y control, el usuario residencial participa en la toma de decisiones de consumo y/o generación de energía, convirtiéndose en un “Usuario Activo”, lo que lleva a que el usuario sea un elemento dinámico que interactúa en la cadena de valor de la energía eléctrica y que contribuye en los nuevos escenarios energéticos para obtener beneficios económicos. Lo que implica cambios en sus hábitos de consumo de energía eléctrica para responder a señales de precios o incentivos económicos, modificando patrones de consumo y/o disminuyendo el mismo en las horas pico o desplazándolo para períodos en los que se tengan costos más bajos (Sauter & Watson, 2007; Zhu, Bai, & Meng, 2011).

En la investigación desarrollada se encontró que se ha trabajado poco en aspectos tales como: relación con el usuario y la influencia de las variables externas, por lo cual como punto de partida se propuso un modelo de gestión de energía eléctrica domiciliaria (denominado por los autores como GEDE), ilustrado en la Figura ii. En GEDE, el usuario activo es el actor principal, ya que se espera que éste tome decisiones energéticas en su vivienda

para participar en la cadena de valor de energía eléctrica por medio de un agente agregador, aportando elementos que potencialicen la gestión activa de la demanda y tomando en cuenta la influencia de la variable externa social relacionada con los hábitos de consumo.

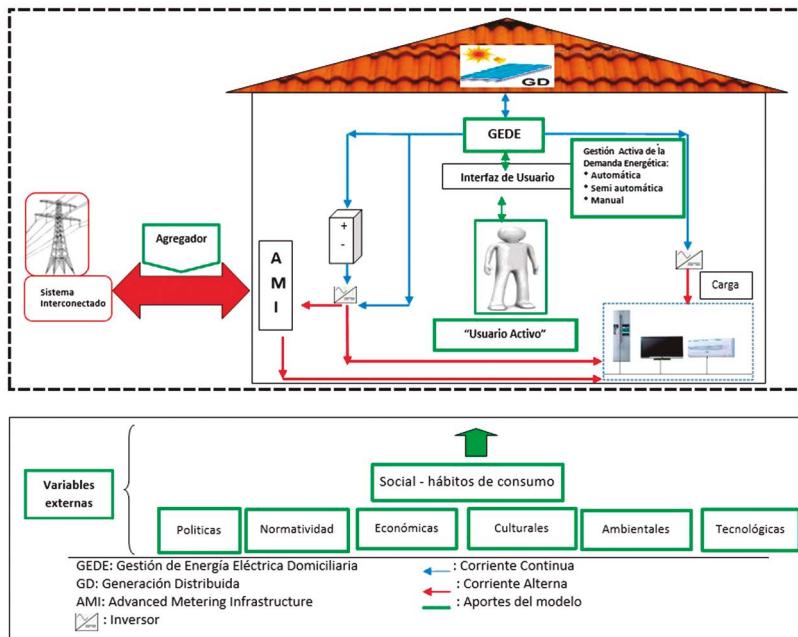


Figura ii. *Modelo de gestión de energía eléctrica domiciliaria (GEDE).*
Fuente: Adaptado de (A.Vega,Santamaría,& Rivas,2015)

En esta propuesta se tiene la influencia de variables externas no controlables sobre la gestión eléctrica domiciliaria como son:

- Políticas: tendencias del estado para ejercer y aplicar modelos de gestión energética residencial con la intención de proponer mejoras en el sector energético.
- Normatividad: regulación de leyes y normas que influyan de manera directa o indirecta en iniciativas residenciales de gestión energética.
- Económicas: intereses financieros que afecten a empresas relacionadas en la cadena de valor del sector eléctrico una vez se implementen sistemas de gestión domiciliarios.
- Sociales: adaptación de los usuarios para emplear en sus

hogares sistemas de gestión energéticos dando relevancia a sus hábitos de consumo y respuestas a señales de precios.

- Culturales: formación para aprender a interactuar con sistemas de gestión energética para obtener la máxima capacidad de uso asertivo de la energía eléctrica.
- Ambientales: reducción de contaminación ambiental empleando generación distribuida en las residencias.
- Tecnológicas: rápida variabilidad de elementos tecnológicos diseñados y desarrollados para sistemas de gestión energética.

1. Desarrollo metodológico de la investigación

La investigación se efectuó en dos partes, la primera es el desarrollo del modelo de gestión de manera conceptual y su simulación, es decir la parte teórica y la segunda, la implementación del sistema o parte de ingeniería para emular, simular y evaluar su comportamiento en tiempo real en un escenario a escala. Este libro se centra en los resultados de la primera parte de la investigación.

Cada una de las fases: Fundamentación teórica, Caracterización de hábitos de consumo, Proyección de estrategias de gestión activa de la demanda, Propuesta de sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria, Pruebas experimentales y Simulación del sistema propuesto están ligadas entre sí para el desarrollo del sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria.

En la Figura iii. se muestra el contexto general de la propuesta metodológica de la investigación, donde están descritos los objetivos específicos y sus fases de desarrollo. En cada fase se presenta de manera secuencial las actividades a efectuar para conseguir el objetivo al cual pertenece. Las flechas de líneas punteadas corresponden a una correlación recíproca entre actividades, es decir, que necesariamente se requiere realizar la actividad para continuar con el proceso.

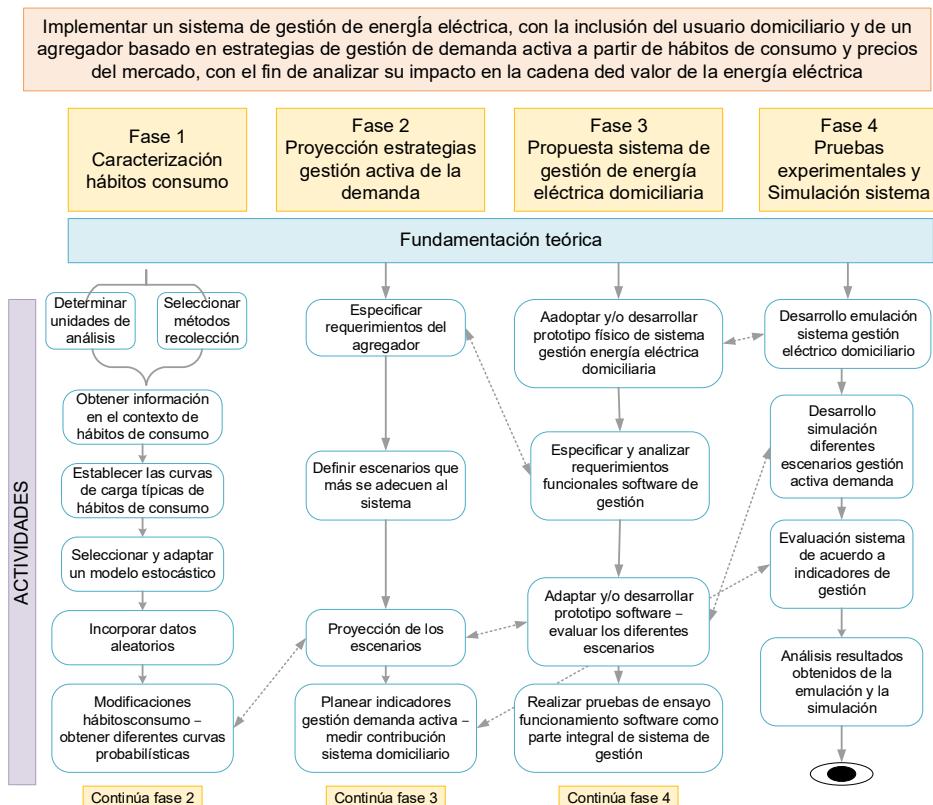


Figura iii. Propuesta metodológica para Sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria.
Fuente: Propia

A. Primera Fase – Caracterización hábitos de consumo

En esta fase se efectúa la caracterización de los hábitos de consumo de los usuarios para su interacción con el sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria. Las actividades que efectúan para desarrollar esta fase son:

- Se determinan las unidades de análisis y se seleccionan los métodos de recolección de datos para obtener la información en el contexto de hábitos de consumo de energía eléctrica para usuarios domiciliarios.
- Se establecen las curvas de carga típicas de los usuarios residenciales a partir de la información recopilada.
- Se selecciona y se adapta un modelo estocástico, que

permite mostrar el efecto de los hábitos de consumo del usuario con las curvas de carga típicas.

- Se incorporan los datos aleatorios, mediante el modelo estocástico con posibles modificaciones en los hábitos de consumo con el fin de obtener diferentes curvas probabilísticas que estimulen la interacción del usuario con el proceso energético domiciliario.

B. Segunda Fase: Proyección de estrategias de gestión activa de la demanda

El sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria tiene como fundamento la gestión activa de la demanda, por tal razón es necesario generar escenarios de implementación teniendo en cuenta aspectos como: la interacción con el agregador, hábitos de consumo y precios del mercado. Las actividades desarrolladas en esta fase son las siguientes:

- Elaboración de una aproximación del estado del arte sobre las características de consumo, tipos de usuarios y gestión activa de la demanda energética, todo lo anterior enfocado en el área domiciliaria.
- Se especifican los requerimientos necesarios con que el agregador debe contar para desarrollar acciones de gestión de la demanda activa en función de costos, recursos energéticos y ganancias.
- Se definen los escenarios más adecuados al sistema propuesto de acuerdo con aspectos como interacción con el agregador, hábitos de consumo, precios del mercado y su implicación con la cadena de valor de energía eléctrica.
- Proyección de los escenarios para diferentes tipos de operación del sistema propuesto en los siguientes contextos: automático, semi automático y/o manual, teniendo en cuenta la gestión de demanda activa y las curvas probabilísticas de hábitos de consumo del usuario.
- Se plantean los indicadores de la gestión de demanda activa

para medir la contribución del sistema domiciliario propuesto en la cadena de valor de la energía eléctrica, teniendo en cuenta aspectos relacionados con los hábitos de consumo y precios del mercado.

C. Tercera Fase: Propuesta de sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria

En esta fase se plantea el sistema de gestión de energía eléctrica domicilia, involucrando aspectos internos como es la infraestructura, protocolos de comunicación, sensores y demás elementos empleados en las redes eléctricas domiciliarias. De igual manera, se hace necesario adaptar y/o desarrollar un prototipo de software que permita realizar la gestión activa de la demanda en la red eléctrica domiciliaria. Las actividades que se desarrollaron son:

- Elaboración de una aproximación del estado del arte sobre elementos físicos empleados en redes eléctricas domiciliarias.
- Especificación y análisis de los requerimientos funcionales del software de gestión el cual involucra al usuario final y al agregador.
- Adaptación y/o desarrollo de un prototipo de software que permita evaluar los diferentes escenarios propuestos, con algoritmos que efectúen la gestión de la red eléctrica domiciliaria con los dispositivos conectados a ella y teniendo como base la interacción del usuario de acuerdo a las curvas probabilísticas de sus hábitos de consumo, dentro del contexto del agregador como agente que proporcione medios para la gestión activa de la demanda.
- Realización de pruebas de ensayo del funcionamiento del software como parte integral del sistema de gestión de energía eléctrica domiciliaria.

2 Organización del libro

Dentro de la perspectiva descrita, se presenta el actual texto que consta de 3 capítulos que abarcan diferentes temáticas relacionadas con la gestión de la energía y el nuevo rol del usuario como parte activa del sistema, siguiendo una línea de desarrollo que culmina con la propuesta, implementación y validación de un modelo estocástico para la predicción y análisis de la curva de demanda de energía a nivel residencial. El contenido del texto se resume de la siguiente manera:

El Capítulo 1 proporciona una contextualización de la gestión de energía en el hogar, donde se presentan los antecedentes, una descripción de los hábitos de consumo de los usuarios residenciales y las oportunidades que se tienen en este campo.

El Capítulo 2 aborda la gestión de la energía de forma integral, presentando las diferentes definiciones y conceptos ligados a este tema. Se hace un recorrido completo por las diferentes fases establecidas en la norma NTC – ISO 50001. Posteriormente se proponen y evalúan diferentes indicadores de gestión energética, implementados desde tres frentes: técnico, ambiental y económico. Finalmente, se profundiza en dos conceptos fundamentales: Sistemas de gestión de energía en el hogar y gestión activa de la demanda.

En el Capítulo 3 se presenta una propuesta de modelo estocástico para la predicción y análisis de la curva de demanda de energía. Se inicia con la formulación de la metodología para efectuar la caracterización de hábitos de consumo de energía eléctrica, seguida por la selección de las unidades de análisis en el contexto de hábitos de consumo de energía eléctrica. Posteriormente se plantea el modelo estocástico de hábitos de consumo de energía eléctrica y se proponen doce (12) escenarios de prueba para corroborar su validez y establecer parámetros de comparación con respecto a la curva de demanda base obtenida inicialmente.

Finalmente, en el último capítulo se presentan las conclusiones referentes a la investigación.

El documento que el lector tiene en sus manos es resultado del proyecto de investigación doctoral titulado: “Gestión de la Energía Eléctrica Domiciliaria con Base en la Gestión Activa de la Demanda” desarrollado en el Doctorado en Ingeniería de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Además, algunos de los resultados reportados en este libro fueron obtenidos con el apoyo de estudiantes del Proyecto Curricular en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, a los cuales los autores les agradecemos su valiosa contribución. Todo esto fue posible gracias al trabajo en equipo y colaboración de los miembros del Grupo de Compatibilidad e Interferencia Electromagnética (GCEM), el Grupo de Investigación en Sistemas Eléctricos y Eficiencia Energética (GISE3) y el Grupo de Investigación en Gestión de Sistemas Energéticos con Base en Tecnologías de Información y Comunicación (GESETIC).

Capítulo 1

Marco de Referencia

Un hogar inteligente es una casa que cuenta con un diseño arquitectónico donde se integran tecnologías avanzadas de dispositivos interconectados y electrodomésticos, que satisface las necesidades de confort y comodidad de sus habitantes de manera inteligente y flexible, permitiéndoles monitorear, controlar y administrar el consumo de sus propias fuentes de energía, optimizar su uso y, por ende, ahorrar dinero.

Un sistema de gestión de energía en el hogar (HEMS en inglés) recopila información de señales eléctricas de dispositivos y sensores, con el fin de optimizar el suministro y gestión de la energía eléctrica (Hung & Huang, 2015). Los HEMS conectan dispositivos domésticos en red para su gestión e incluyen variables externas como el precio, confort, etc. que tienen impacto directo sobre el comportamiento (Louis, Caló, Leiviskä, & Pongrácz, 2016) y hábitos de consumo del uso de energía eléctrica del consumidor residencial (Zaeri et al., 2014).

En las redes eléctricas de distribución se gestan cambios de tipo tecnológicos, financieros y de índole social, permitiendo que el consumidor

pueda tomar decisiones de consumo y/o generación, contribuyendo con la gestión activa de la demanda (GAD) (Afaneen A. Abbood, Mohammed A. Salih, 2010). Los HEMS permiten que el usuario residencial participe en la toma de decisiones de consumo y/o generación de energía con el fin de obtener beneficios económicos, contribuyendo con el equilibrio del mercado energético (Ali et al., 2015).

En este capítulo los autores no pretenden exhibir ventajas y desventajas por tipos de metodologías o modelos, ni conclusiones contundentes. Se realiza una revisión a grandes rasgos de los antecedentes respecto a modelos de gestión desarrollados en la última década, presentando las referencias bibliográficas citadas en forma cronológica, para posteriormente presentar un resumen al lector de las principales características descritas por los autores consultados en la literatura científica de los modelos de gestión HEMS. Finalmente, los autores se centran en los hábitos de consumo de energía para usuarios residenciales.

1.1 Antecedentes

En esta sección se presentan algunos de los modelos de gestión desarrollados en la última década.

(Han & Lim, 2010) proponen el protocolo de enrutamiento “DMPR (Disjoint multi Sendero Routing Protocol)”, basado en el estándar ZigBee / IEEE 802.15.4 para el Sistema de Gestión de Energía SHEMS.

(Jinsung Byun et al., 2012) desarrollaron iCHEMS basado en la predicción de la capacidad de energía renovable, con el fin de gestionar una casa inteligente verde.

(Yu et al., 2012) implementaron un modelo predictivo de integración de recursos renovables, así como un modelo de optimización dinámico para condiciones térmicas estocásticas para diferentes tipos de cargas.

(Kazmi, O’Grady, & O’hare, 2013) presentaron ABLE “Balance Autónomo de Energía de la Carga”, el cual utiliza información de tarifas de energía, retroalimenta consumos y establece los períodos para utilizar los electrodomésticos en función de tarifas.

(Boynuegri, Yagcitekin, Baysal, Karakas, & Uzunoglu, 2013) exhibieron el algoritmo de gestión de energía con fuentes de energía renovables, el cual proporciona beneficios de ahorro y reducción en el pico de la demanda, basados en tarifas y el nivel de carga de las baterías de las fuentes renovables.

(Shahgoshtasbi & Jamshidi, 2014) mostraron un sistema de gestión eléctrica inteligente (iEMS) compuesto por dos subsistemas, un subsistema difuso de búsqueda inteligente y un subsistema que busca el mejor escenario de eficiencia energética a través de una red neuronal.

(Chavali, Yang, & Nehorai, 2014) proponen un sistema de respuesta de la demanda que minimice costos, basados en precios y horarios.

(Zhang, Zhang, Wang, Liu, & Guo, 2015) simularon un modelo de control predictivo compuesto de recursos energéticos distribuidos (DER), sistemas de almacenamiento de energía y cargas.

(Abushnaf, Rassau, & Górniewicz, 2015), exhibieron un algoritmo para el monitoreo y control de electrodomésticos basado en precios de energía, tiempo de uso y la tasa de bloqueo.

(D.-H.Chi & Xie, 2016), efectuaron un análisis de sensibilidad de HEMS basado en el consumo de energía, confort y la respuesta de la demanda (S.& V., 2016) simulan e implementan un sistema compuesto por un electrodoméstico, un sistema fotovoltaico, una red de comunicación y un controlador que programa las respuestas a precios, la energía de la batería y el suministro de la red eléctrica.

(Shakeri et al., 2017) enseñan una arquitectura de HEMS con recursos renovables el que trabaja con un algoritmo de control, el cual recibe información de precios de electricidad en horas pico. Además, gestiona la temperatura de los aparatos térmicos en horas pico.

(Ahmed et al., 2017), proponen un algoritmo binario de búsqueda, el cual gestiona el consumo de energía en un horario de uso óptimo de los electrodomésticos durante el día con toma corrientes inteligentes y software de interfaz gráfica.

(Farmani, Parvizimosaed, Monsef, & Rahimi-Kian, 2018), exponen el sistema de gestión inteligente (SEMS) aplicado a una micro-red residencial con alta penetración de recursos energéticos distribuidos (DER).

En el 2018 se presenta un análisis de programación del sistema de gestión de energía doméstica (HEMS). El plan de programación evita los desperdicios de electricidad que surgen de la manipulación de los electrodomésticos, los cuales se clasifican en función de sus períodos de funcionamiento. El consumo de energía se evaluó utilizando datos de precios fijos (FP). El plan de programación de dispositivos se desarrolló utilizando el marco de Microsoft.net con lenguaje de programación C #, mientras que el front-end que muestra los períodos operativos programados para los dispositivos, se desplegó utilizando el marco de la interfaz de usuario de Telerik para formularios de Windows (Alimi & Ouahada, 2018). Así mismo, (Krishna, Gupta, Shankaranarayanan, Sidharth, & Sirphi, 2018) desarrollan un prototipo que consiste en un sistema integrado de gestión de batería y gestión de carga. El sistema de gestión de la batería conecta la batería a la carga, mientras que el sistema de gestión de carga decide si la carga debe conectarse a la red o la batería en función de diferentes parámetros como el tipo de carga, el estado de la batería y la disponibilidad de la red. El sistema de gestión de energía utiliza lógica difusa. Finalmente (Mehdi, Oualou, Mohamed, & Hayar, 2018) presentaron la implementación de un sistema de gestión de energía para ciudades y aldeas inteligentes.

(Yousef, E Hamouda, 2019) introduce el algoritmo Optimal Home Energy Management (OHEM) para seleccionar los intervalos de tiempo, en los que se ejecutan las tareas eléctricas para mejorar el costo de la energía eléctrica y la comodidad del usuario. Para obtener una solución óptima o casi óptima de los intervalos de tiempo de la operación de las tareas domésticas utiliza el método de optimización Random Bit Climbing (RBC). El algoritmo OHEM mejora el costo de la energía eléctrica, el cual se puede ajustar y controlar mediante un parámetro de ponderación. (Michael, Henke, & Trachtler, 2019) discute un sistema de gestión de energía, basado en un sistema de hogar inteligente multiagente descentralizado, el cual interactúa entre sí para cum-

plir con la gestión y (Aznavi, Fajri, Asrari, & Khazaei, 2019) presentan una nueva estrategia de gestión de energía híbrida para un hogar inteligente típico.

La metodología propuesta consta de dos etapas principales; la etapa de optimización donde se determina el despacho económico óptimo diario y la etapa de planificación que se ejecuta en caso de un incidente imprevisto. En la etapa de re-planificación, se aplica un enfoque de ajuste de dos capas para mitigar las intermitencias y compensar los desajustes de energía en tiempo real, al tiempo que se actualiza el cronograma de energía diario. Para validar la efectividad del enfoque propuesto, se estudian dos escenarios y se analizan los resultados de la operación del sistema para cada caso desde el punto de vista técnico y económico. Los resultados completos obtenidos de las simulaciones muestran que la estrategia propuesta es rentable para mitigar las incertidumbres y gestionar los requisitos de energía de los hogares inteligentes.

La Figura 1.1, presenta un resumen de las principales características descritas por los autores de los modelos de gestión HEMS analizados en la última década (95% componentes de hardware, 91% estrategias para gestión energética, 70% desarrollo de software, 25% importancia del usuario final, y el 7% variable externa – hábitos de consumo).

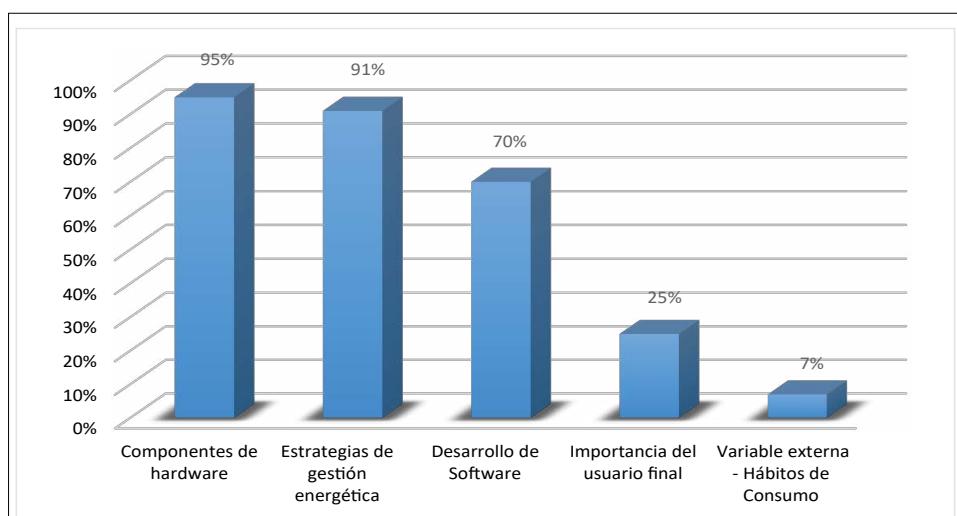


Figura 1.1 Principales características - Modelos de gestión analizados (2010 – 2019).
Fuente: Propia

1.2 Hábitos de consumo de energía eléctrica para usuarios residenciales

La demanda de energía está determinada por las necesidades y preferencias del usuario, las cuales a su vez dependen del nivel de ingresos, actividades laborales y de ocio, así como el contexto socio cultural y de creencias. Por ende, las variables externas que afectan el comportamiento de los usuarios pueden clasificarse como conscientes o inconscientes.

Los hábitos de consumo son considerados como inconscientes, ya que se llevan a cabo por costumbre, y se basan en información proporcionada directamente por los usuarios de acuerdo a elementos interiores, sin embargo, hay que tener en cuenta que ésta puede ser subjetiva y sesgada por factores como mejoramiento social, prestigio, etc. (Klöckner, Matthies, & Hunecke, 2003) e influenciadas por diversos aspectos como el precio, problemas medio ambientales, el bienestar, la confianza en las empresas de servicios públicos domiciliarios o el compromiso para cambiar (Sachdeva & Wallis, 2010).

Un elemento que incide en la implementación de HEMS es la influencia de variables externas que afectan el comportamiento y hábitos de las personas, adicionando complejidad a la toma de decisiones. Por lo tanto, el estilo de vida puede ser considerado como un concepto organizador, explicitando que los seres humanos viven una vida más allá de la vida mono dimensional de un agente económico respondiendo sólo a las variables de ingresos y precios (Roy et al., 2012).

Los cambios en el comportamiento energético del usuario influenciado por el precio, seguridad en el proveedor, bienestar, medio ambiente, compromiso para cambiar, conocimiento, y, a veces las emociones, pueden conducir al ahorro de la energía (Zaeri et al., 2014).

El sector residencial contribuye en gran medida a la demanda energética global, los usuarios residenciales consumen energía sin ningún tipo de control con respecto a las condiciones de la red de distribución (Esther

& Kumar, 2016). Hay que acotar que en algunos países hay restricciones por exceder límites de potencia, incluso a nivel residencial (p.ej. España y Alemania). Por lo tanto, es importante desarrollar un enfoque estadístico basado por detección de tendencias y modelos de comportamientos, con el fin de realizar predicciones adecuadas (Ferreri, Salotti, & Favier, 2016).

1.2.1 Tipos de clientes de electricidad

El principal objetivo de los autores (Camero, Luque, Bravo, & Alba, 2018) es presentar una alternativa para agrupar múltiples tipos de clientes de electricidad, siendo las principales contribuciones de este trabajo las siguientes:

- 1.** Demanda de electricidad: en este estudio presentan un nuevo enfoque para caracterizar el comportamiento de un cliente de electricidad basado en la importancia relativa de las mediciones de la curva de carga diaria, que es capaz de gestionar múltiples tipos de clientes.
- 2.** Cálculo evolutivo de la demanda de electricidad: método basado en un algoritmo evolutivo para calcular la demanda de electricidad.
- 3.** Análisis de segmentación de clientes: se realiza una comparación de los resultados de segmentación de clientes basados en la demanda de electricidad contra la segmentación basada en la curva de carga típica. Esto muestra la idoneidad de la propuesta para gestionar múltiples tipos de clientes y su capacidad de tratar con datos reales, grandes y de alta dimensión.

En el contexto de la agrupación de clientes de energía, los métodos pueden agruparse por la fuente de datos utilizada para caracterizar (y luego agrupar) a los clientes en tres categorías principales: basados en la car-

ga (es decir, métodos que se basan únicamente en la demanda de electricidad), no basado en la carga (es decir, métodos que no utilizan los datos de la demanda, pero intentan inferir el comportamiento de la demanda de otras fuentes, como las características sociodemográficas o de construcción) y multimodal (es decir, utilizan todos los datos disponibles). A primera vista, la última categoría parece ser la más adecuada, sin embargo, varios estudios muestran que el comportamiento intradía no puede describirse con datos sin carga, y que existen correlaciones débiles entre la demanda de electricidad y la demografía típica.

1.2.2 Recolección de datos - hábitos de consumo de energía eléctrica

Existen muchos interrogantes en relación con patrones de comportamiento de los usuarios residenciales asociados con el uso de energía, es por eso que la recolección de datos puede ser difícil de obtener (Hiller, 2015). Los métodos de recolección de datos orientados al usuario, donde se analizan variables que afectan su comportamiento, se dividen en dos grupos, el primero se centra en elementos interiores solamente como: actitudes, valores, hábitos y normas personales, y el segundo grupo, sobre aspectos externos del comportamiento como: incentivos, restricciones o normas (Daae & Boks, 2015).

Algunas de las técnicas analizadas para comunicarse con el usuario y obtener datos relacionados con los hábitos de consumo son: entrevistas, grupos focales, encuestas, lluvia de ideas, clasificaciones y la combinación de dos o más. Unas pueden ser más adecuadas que otras, dependiendo de la finalidad y la situación. Se describe cada una de ellas.

- **Protocolos verbales:** explicación verbal mientras se realiza una tarea. Esto permite conocer las razones de comportamiento cuando efectúa la labor asignada (Maguire, 2001).
- **Cuestionarios:** preguntas abiertas donde las personas expresan sus ideas (Maguire, 2001).
- **Clasificación de tarjetas:** se enfoca a un grupo reducido de

usuarios previamente seleccionados, se escribe las principales características del tema analizado en tarjetas y se clasifican en grupos significativos (Barber et al., 2005).

- Entrevista: plática entre uno o más de los entrevistados. Proveen información sobre gestiones individuales, motivaciones, reconstrucción de procesos, para obtener datos detallados sobre del tema (Yue, Long, & Chen, 2013).
- Encuestas: preguntas con respuestas directas de opción múltiple o con escala (Patterson, Darbani, Rezaei, Zacharias, & Yazdizadeh, 2017).
- Lluvia de ideas: se enfoca a un grupo reducido de usuarios previamente seleccionados y es una forma efectiva para generar ideas incidiendo en la creatividad y resolver problemas en cualquier campo. Con ella se intenta determinar soluciones para un problema (ALRababah & Rababah, 2018).
- Grupo focal: interacción sobre un tema para obtener consenso e ideas sobre el mismo (Sim & Waterfield, 2019).

1.2.3 Modelos estocásticos de hábitos de consumo de energía eléctrica

Los pronósticos de demanda se basan en el conocimiento obtenido de la experiencia usando una técnica adecuada, con datos estáticos y dinámicos que representan un conjunto de variables a los que se les define un valor (Kandil, El-Debeiky, & Hasanien, 2002).

Los modelos de análisis para la curva de demanda eléctrica residencial se han dividido en dos categorías: de arriba hacia abajo “top-down” (Modelos determinísticos) y, los enfoques de abajo hacia arriba “bottom-up” (Modelos estadísticos aleatorios, Modelos empíricos probabilísticos, Modelo estadístico de ingeniería, Modelos híbridos ascendentes) (Grandjean, Adnot, & Binet, 2012).

Los datos dinámicos sirven para alimentar a los modelos dinámicos, algunos de ellos tienen en cuenta que la demanda depende de la hora del día, pero también de las variables climáticas y otros insumos aleatorios (Hernandez et al., 2014).

En los modelos empírico - probabilísticos se define una probabilidad a partir de datos recogidos sobre hábitos de consumo, para generar una diversidad de resultados.

1. El modelo de Yao et al (Yao & Steemers, 2005), propone la generación de la curva de demanda a través de análisis de conglomerados, tanto a nivel general como en toda una población, ciudad, barrio, etc.
2. El modelo Stokes (Stokes, 2005) calcula el factor de carga de cada electrodoméstico a lo largo del tiempo de uso (diario, semanal o mensual), tiene en cuenta la potencia reactiva de la demanda.
3. El modelo propuesto por los autores (Richardson, Thomson, Infield, & Clifford, 2010), tiene en cuenta los patrones de consumo y de ocupación de las residencias. El modelo se validó con los perfiles de carga de veintidós casas en diferentes días de la semana.
4. Los autores (González, Pavas, & Sánchez, 2017), crean una matriz con combinaciones posibles de electrodomésticos, a las cuales se aplican restricciones, para obtener probabilidades de ocurrencia de consumo en la población estudiada.
5. Otro modelo probabilístico del comportamiento de consumos, es el propuesto por (Thiaux et al., 2019), el cual se basa en redes Bayesiana y simulaciones de Monte Carlo para capturar la demanda, con lo cual se establecen parámetros para la simulación, implementando gestión de la demanda.

6. (Y.Huang et al., 2019), proponen un modelo jerárquico de matrices múltiples de Mákov para curvas de carga eléctrica escalables con comportamientos de consumo real: día, semana y año. Modelaron dos curvas distintas: el sector residencial y en la otra se incluyen las industrias como la educación, las finanzas y la manufactura.
7. La predicción del consumo de electricidad de un edificio fue modelado basado en el comportamiento de los hábitos de consumo de los usuarios residentes (Ding, Wang, Wang, Han, & Zhu, 2019).

1.2.4 Desafíos para efectuar modelos de hábitos de consumo de energía residencial

Cuando los usuarios modifican sus hábitos de consumo y no observan impacto significativo en el valor de su factura vuelven a sus comportamientos habituales (Annala, Viljainen, Tuunanen, & Honkapuro, 2014). Investigaciones realizadas por (Beunder & Groot, 2015) muestran que los antecedentes culturales de las familias marcan de forma significativa los hábitos de consumo de energía.

Dado que el sector residencial consume aproximadamente el 40% de energía eléctrica, es necesario estimular el comportamiento eficiente de los usuarios con relación a sus hábitos de consumo (Podgornik, Sucic, & Blazic, 2016). Existen muchos estudios sobre crecimiento de la población, pero en la mayoría no están las tasas futuras de urbanización residencial, factor clave para determinar cómo aumenta el consumo de energía eléctrica (Dessens, Anandarajah, & Gambhir, 2016). Sin embargo, (Panos, Densing, & Volkart, 2016) presentan una estimación de acceso a la energía eléctrica en algunos sectores y una evaluación de los impactos relacionados con demanda, precios, inversiones del sistema energético y emisiones de gases de efecto invernadero.

Los autores (Caroline Wilson & Marselle, 2016), plantean tres factores claves para modificar el comportamiento en los hábitos de consumo como: capacidad, oportunidad y motivación de los usuarios. (Gooding & Gul, 2016) proponen fomentar la inversión en innovación en el sector residencial, medida que debe ser extendida a los tipos de paquetes de financiación para adaptar las viviendas con diferentes productos y procesos en beneficio del buen uso de la energía eléctrica.

1.2.5 La determinación de los perfiles de carga y el consumo de energía de los electrodomésticos

La determinación del perfil de carga residencial y el consumo de energía eléctrica tiene un efecto sobre la precisión de los estudios de respuesta de la demanda. En la literatura científica se utilizan algunos métodos para generar el perfil de carga y el consumo de energía de los electrodomésticos con precisión, entre los cuales se encuentra el enfoque ascendente y el modelo numérico.

El enfoque ascendente se utiliza para generar datos reales de consumo de electricidad de una residencia; la desventaja más importante de este enfoque es que necesita los datos detallados del consumo de carga, para superar este problema se utilizan datos representativos y promedios estadísticos del consumo de electrodomésticos (Issi & Kaplan, 2018).

El modelo numérico permite asignar el consumo de energía eléctrica para cada uso final, registro por registro, a fin de obtener una estimación confiable de los hábitos de los hogares (Caldera, Ungaro, Cammarata, & Puglisi, 2018).

1.3 Segmentación predictiva de los consumidores de energía

La mayoría de técnicas de segmentación del mercado utilizado en la práctica se centran en la aplicación un conjunto de reglas fijas. Por ejemplo, los consumidores que viven en grandes casas y tienen hijos son asignados

a una categoría de “alto consumo”, mientras que aquellos que se suscriben a revistas ambientalistas se atribuyen al grupo de “defensores del medio ambiente”. Así que los autores (Albert & Maasoumy, 2016) exponen una nueva metodología para la extracción de segmentos de clientes de servicios públicos de energía, de acuerdo al consumo individual a nivel del hogar y los datos de participación del programa. Los clientes comparten ciertas características demográficas y las características de consumo, por lo tanto, estos autores afirman que la segmentación de clientes es la piedra angular de la caja de herramientas de marketing de pequeñas y grandes organizaciones, como una técnica para la comprensión de los clientes y para identificar maneras de actuar. Esta herramienta de marketing se utiliza mucho en la comercialización, los anuncios en línea, o comercio electrónico, por nombrar unas pocas aplicaciones.

Capítulo 2

La Gestión de la Energía. Una Herramienta para la Eficiencia Energética

La gestión de la energía tiene amplios beneficios para los usuarios finales, las compañías de energía, las naciones y la sociedad en general, muchos de los cuales se relacionan directamente con el uso creciente de la energía, las limitaciones de suministro, el impacto ambiental, las políticas y regulaciones, y el aumento en los costos de energía que acompañan a estos problemas. Inicialmente, la gestión de la energía involucra y correlaciona los siguientes aspectos: contar con tanta energía como sea necesaria, cuando sea necesaria, donde sea necesaria y con la calidad requerida. Dado que a menudo hay una flexibilidad limitada en los aspectos de tiempo y ubicación del uso de energía, las áreas principales de enfoque para la gestión de la energía son maximizar la calidad de la energía y minimizar la utilización de energía.

En este capítulo se presenta el concepto de gestión de la energía, el cual involucra aspectos como cambios en los hábitos de consumo, mejores

prácticas de operación y mantenimiento y la modernización de equipos, reducción de picos de demanda, la inclusión de Recursos Energéticos Distribuidos (DER en inglés), gestión del lado de la demanda y respuesta de la demanda. Posteriormente, se abordan algunos principios fundamentales que pueden aportar para mejorar los indicadores de eficiencia energética.

A continuación, se hace una descripción de la norma ISO 50001 “Sistema de Gestión Integral de la Energía”, la cual tiene como propósito regular hasta el 60% del consumo de energía en todo el mundo, facilitando a empresas, sector industrial y usuarios en general mecanismos para establecer los procesos necesarios para llevar a cabo mejores prácticas, incluyendo la eficiencia energética. Los indicadores de gestión de la energía son instrumentos útiles para realizar una evaluación detallada de los consumos de energía de un proceso con respecto a otro (International Energy Agency, 2014). Corresponden a mediciones cuantitativas de condiciones ya determinadas, con las cuales se facilita la comprensión de un fenómeno, así como las variaciones del comportamiento que éste pueda tener en el tiempo (Horta, 2010). En este sentido, se presentan tres categorías de indicadores de gestión energética: ambientales, económicos y técnicos, los cuales se emplean en el análisis en un conjunto residencial.

Posteriormente, se aborda el concepto de los Sistemas de Gestión de Energía en el Hogar (HEMS en inglés), los cuales permiten al usuario monitorear la generación y uso de energía y controlar de forma manual o automática el uso de energía dentro de un hogar (A.M. Vega, 2018). Finalmente, se trata la Gestión Activa de la Demanda eléctrica (GAD) como un conjunto de estrategias y medidas enfocadas a proporcionar flexibilidad, participación activa de los usuarios a través de incentivos económicos, y permite aumentar la eficiencia del sistema con su uso adecuado, haciendo posible un aplanamiento de la curva de demanda (Vallés Rodríguez, Frías Marín, Reneses Guillén, & González Sotres, 2013).

2.1 El concepto de gestión de la energía

Históricamente el sector energético y la comunidad académica han empleado diferentes términos para describir múltiples alternativas que

I llevan a hacer un mejor uso de la energía. Los términos incluyen: eficiencia energética, gestión de la energía, gestión del lado de la demanda, gestión de la demanda y respuesta de la demanda, entre otros. La Tabla 2.1 (Smith & Parmenter, 2016a) muestra algunos de estos términos y las acciones específicas asociadas a ellos para gestionar la energía de manera más efectiva.

La mayoría de los autores prefieren emplear el término “Gestión de la Energía” porque abarca todos los aspectos de la gestión energética, que van desde cambios en los hábitos de consumo, mejores prácticas de operación y mantenimiento y la modernización de equipos, hasta la reducción de picos de demanda de forma transitoria o permanente y la inclusión de Recursos Energéticos Distribuidos (DER en inglés).

Tabla 2.1 Conceptos relacionados con la gestión energética y acciones asociadas.
Fuente: (Smith & Parmenter, 2016a)

CONCEPTO	Cambio en hábitos de consumo	Operación y mantenimiento	Equipos eficientes	Reducción temporal de carga	Reducción permanente de carga	Recursos Energéticos
Gestión de la energía	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗
Gestión del lado de la demanda	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗	⊗
Eficiencia energética	⊗	⊗	⊗		⊗	
Respuesta de la demanda	⊗	⊗		⊗		

Está demostrado que la demanda de energía está estrechamente correlacionada con las condiciones socioeconómicas de la población. Una cuestión clave es determinar si el consumo de energía global aumenta porque las personas más ricas demandan más bienes y servicios o, si por el contrario, la disponibilidad de esta energía impulsa el aumento de la riqueza. La mayoría de las sociedades modernas son economías de mercado de diversas formas. Por lo tanto, un factor clave que impulsa el consumo de energía es la velocidad con la que se difunde la necesidad del uso de tecnologías convencionales (por ejemplo, automóviles, refrigeradores,

motores) y sobretodo de nuevos bienes de capital que utilizan energía y productos de consumo (por ejemplo, teléfonos móviles, computadores portátiles, sistemas de entretenimiento, etc.) (Sorrell, 2015).

La gestión del lado de la demanda también cubre los principales aspectos de la gestión de la energía, pero generalmente se asocia con programas destinados a mejorar el uso de la energía por parte del usuario final, es decir al lado de la demanda. En (Gellings, 2016) se propone la siguiente definición:

“La gestión del lado de la demanda es la planificación, implementación y monitoreo de aquellas actividades de la empresa prestadora del servicio diseñadas para influir en el uso de electricidad por parte de los clientes de manera que produzca los cambios deseados en la curva de demanda del sistema, es decir, cambios en el patrón de tiempo y la magnitud de la demanda. Los programas abarcados en la gestión del lado de la demanda incluyen: gestión de cargas, nuevos usos, electrificación, generación de energía por parte de los clientes y ajustes en la participación de mercado.”

(Gellings,2016)

Esta definición puede extenderse a proveedores de todas las formas de energía, no solo empresas del sector eléctrico.

En general, las prácticas de gestión de energía por parte del usuario pueden relacionarse con la reducción y el mejor control del uso de energía a través de sistemas más eficientes y controles automatizados, como se verá más adelante en este libro. Es decir, el usuario puede tomar medidas para reducir la demanda en horarios específicos para obtener precios de energía más favorables. Estas acciones pueden realizarse a conveniencia del usuario. Es posible tener una situación en la que la estrategia es la misma independientemente de quién la implemente, pero los fines podrían ser bastante diferentes dependiendo de si la acción es tomada por la empresa de servicios públicos o por el cliente.

De acuerdo a la Ley 1715 de 2014 (Congreso de la República de Colombia, 2014), en relación con la eficiencia energética se tiene que:

“El concepto de eficiencia energética hace referencia a la relación entre la energía aprovechada y la total utilizada en cualquier proceso de la cadena energética, buscando ser maximizada a través de buenas prácticas de reconversión tecnológica. A través de la eficiencia energética se busca obtener el mayor provecho de la energía, bien sea a partir del uso de una forma primaria de energía o durante cualquier actividad de producción, transformación, transporte, distribución y consumo de las diferentes formas de energía.”

(Congreso de la República de Colombia, 2014)

Los recursos energéticos distribuidos incluyen tecnologías para la generación distribuida (no renovable y renovable), calor y energía combinados y almacenamiento de energía. A nivel residencial los DER pueden considerarse como una alternativa de gestión de energía del lado de la demanda.

La Respuesta de la Demanda (RD) hace referencia a los cambios en el consumo de electricidad en respuesta al precio u otras señales de la empresa de servicios públicos. La respuesta de la demanda se promueve por uno de los siguientes métodos: basado en incentivos (control de carga directa, tarifas interrumpibles/reducibles, programas de licitación/recompra de demanda, etc.) o tarifas basadas en el tiempo (tarifas de tiempo de uso, precios en picos críticos y precios en tiempo real) (Nyeng et al., 2013). Los modelos de RD ofrecen una interacción eficiente entre la demanda de electricidad, suministro, transporte y distribución, aumento de eficiencia del sistema a través del desplazamiento de la carga a otras horas durante el precio pico y, gestión de la red a través de precios diferenciados, con lo cual se reduce la necesidad de instalar más capacidad de generación (Faruqui, Harris, & Hledik, 2010).

2.2 Principios generales de gestión de la energía

Si bien existe una gran diversidad en la tecnología de uso final de energía, existen ciertos enfoques básicos o principios generales que se adaptan a una amplia gama de aplicaciones. La identificación de principios fundamentales para la gestión de la energía es un concepto atractivo porque sugiere un enfoque inicial del problema. Los principios por sí solos no mejorarán la eficiencia del uso de energía, pero pueden proporcionar una base para desarrollar respuestas tecnológicas más específicas.

En (Smith & Parmenter, 2016b), se presenta una amplia recopilación de principios directamente ligados con la gestión de la energía, que son aplicables a una gran variedad de situaciones. La Tabla 2.2 muestra una selección de algunos de los principios generales aplicables a nivel residencial. Además, se presenta una estimación del tiempo de implementación y los beneficios, de acuerdo a los análisis de (Smith & Parmenter, 2016b).

Tabla 2.2 Principios generales de gestión de energía.

Fuente: Adaptada de (Smith & Parmenter, 2016b)

PRINCIPIO	TIEMPO ESTIMADO DE IMPLEMENTACIÓN	BENEFICIO RELATIVO
Análisis del uso de la energía (con base en históricos, mediciones y proyecciones de consumo)	1 – 2 años	10 – 20 %
Equipos y procesos más eficientes	Varios años	10 – 30 %
Evaluación económica	1 año	5 – 15 %
Fuentes alternativas de energía	Varios años	10 – 30 %
Almacenamiento de energía	Varios años	10 – 30 %
Conversión de energía	Varios años	10 – 30 %

2.2.1 Análisis del uso de la energía

El primer paso es revisar el uso histórico de energía. Para esto usualmente se parte de la recopilación de los consumos de energía reportados

en los recibos del servicio público. Esto ayuda a establecer patrones típicos de consumo mensual. El segundo paso corresponde a la medición de parámetros eléctricos en la instalación. Esta medición se realiza en el punto común de conexión y, de ser posible, en tableros secundarios o en cargas específicas (en el circuito de ascensores, por ejemplo). Esta información permite establecer patrones típicos de consumo diario y facilita la identificación de picos o caídas inesperadas en el consumo, uso de energía en diferentes épocas del año o incluso aumentos graduales de energía con el tiempo que pueden indicar la degradación del equipo. La Figura 2.1 presenta la curva de consumo promedio de una instalación residencial, obtenida a partir de la medición realizada durante una semana.

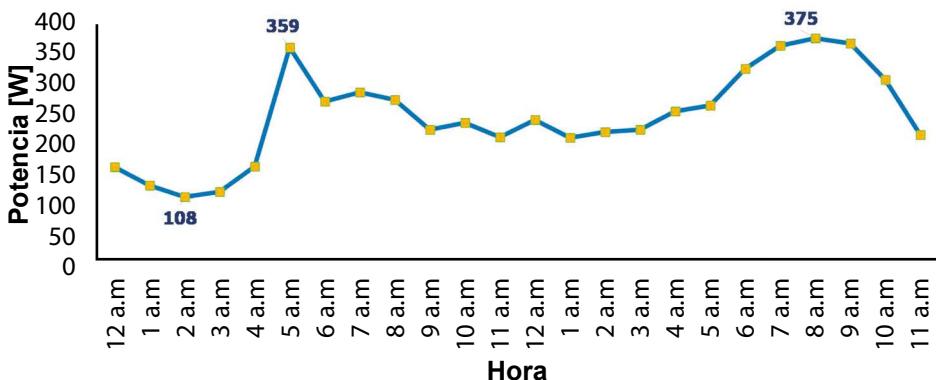


Figura 2.1 Curva de consumo promedio de una instalación residencial.

Fuente: (Arias & Suarez, 2016)

Esta información también puede ser obtenida en tiempo real y de manera permanente mediante el uso de una infraestructura de medición avanzada (AMI en inglés), tal como se propone más adelante en este libro. La principal ventaja de este tipo de medición es que se hace de manera continua y forma parte integral de la instalación, lo cual permite realizar mayores análisis y proyecciones.

En (Quevedo, Suarez, Arias, Santamaria, & Alarcon, 2016) se realizó un estudio en un conjunto residencial, en el cual se tomaron mediciones en las áreas comunes, en el transformador y en algunos de los 83 apartamentos. La Figura 2.2 presenta el procedimiento empleado para identificar los tres

indicadores de consumo seleccionados en el estudio: i. Potencia promedio consumida por cada usuario para cada hora, ii. Potencia promedio consumida por las zonas comunes para cada hora, iii. Potencia promedio consumida por todo el conjunto para cada hora.

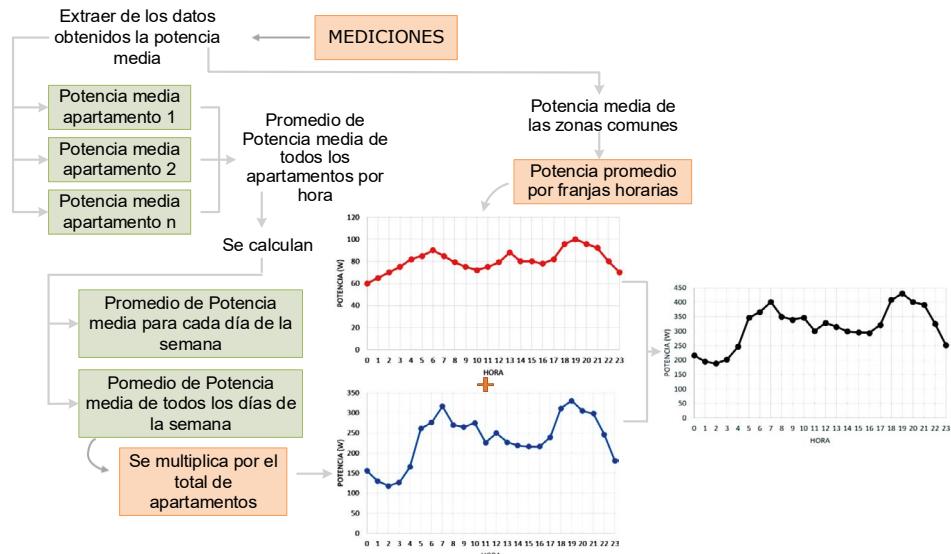


Figura 2.2 Estimación de la curva de consumo promedio de una instalación residencial.

Fuente: Adaptada de (Arias & Suarez, 2016)

A nivel residencial, además de conocer los consumos de energía, resulta útil identificar los porcentajes de utilización de los diferentes electrodomésticos y equipos eléctricos, para realizar proyecciones y planear estrategias de eficiencia energética. En 2015, la Universidad Distrital Francisco José de Caldas firmó un convenio con la Unidad de Planeación Minero Energética – UPME y el Instituto de Planificación y Promoción de Soluciones Energéticas para las Zonas No Interconectadas – IPSE para la elaboración del Plan de Energización Rural Sostenible de Cundinamarca – PERS, dentro de este proceso se realizó el análisis y caracterización de la demanda de energía en las zonas rurales del departamento, para lo cual se obtuvo información primaria mediante encuestas y mediciones.

En la Figura 2.3 se presenta la participación por uso/electrodoméstico en las zonas rurales de Cundinamarca para cada una de las quince provincias del departamento. A partir de esta información y de los consumos promedio registrados se plantearon diferentes escenarios de proyección de

la demanda para el periodo 2016 – 2031. Se observa que algunos equipos tienen un porcentaje de uso superior al 100%, lo que indica que se cuenta con más de uno de estos dispositivos por hogar.

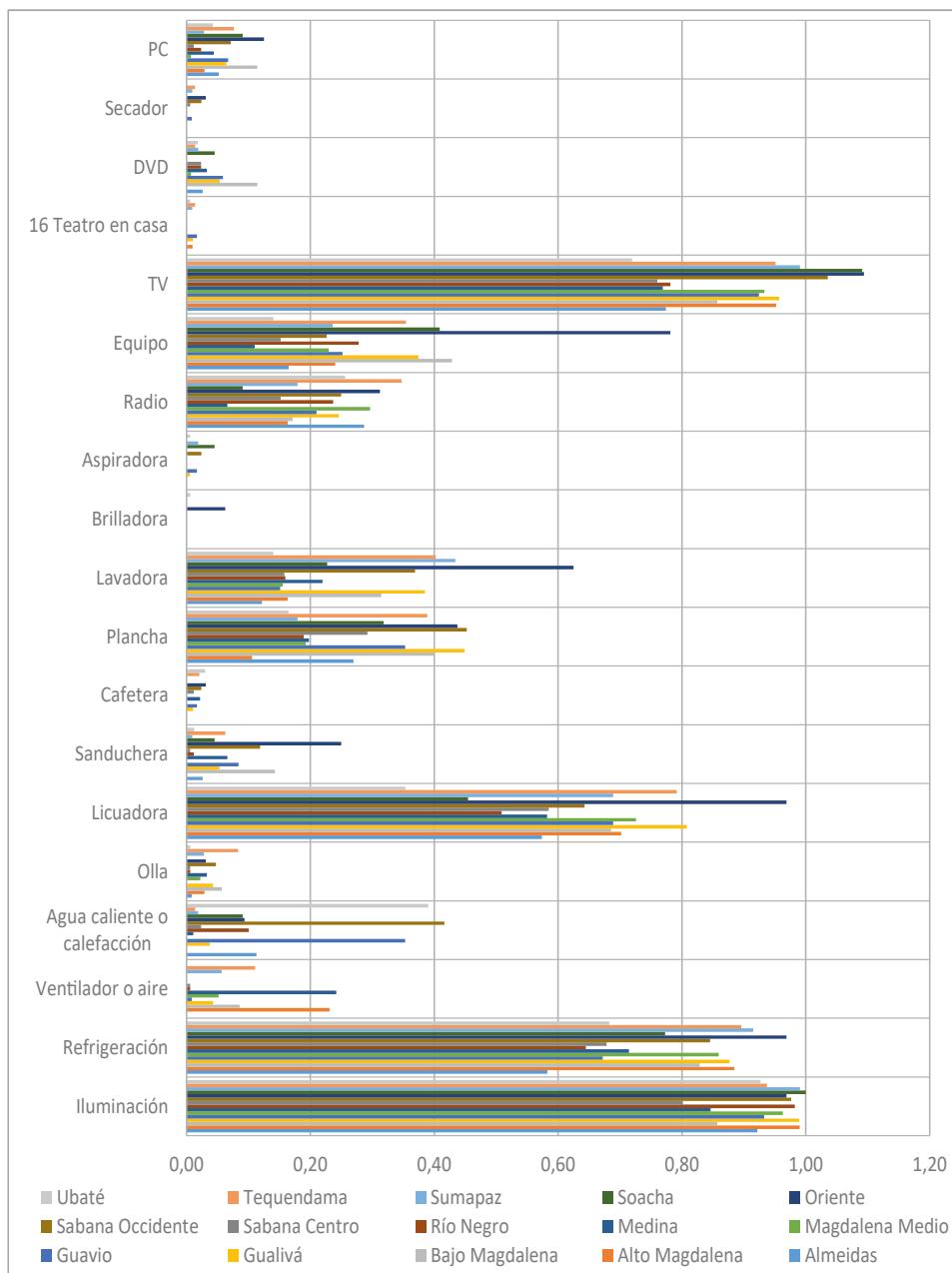


Figura 2.3 Participación por uso/electrodoméstico en las zonas rurales de Cundinamarca por provincia.
Fuente: (C.Trujillo & Santamaría,2017)

2.2.2 Equipos y procesos más eficientes

El objetivo es sustituir equipos por otros más eficientes y que puedan realizar la misma función, un ejemplo común es el cambio en la tecnología de iluminación, pasando de incandescentes a fluorescentes compactas y de éstas a LED.

En Colombia, el 31 de agosto de 2016 se volvió de obligatorio cumplimiento el uso de la etiqueta energética (Figura 2.4).

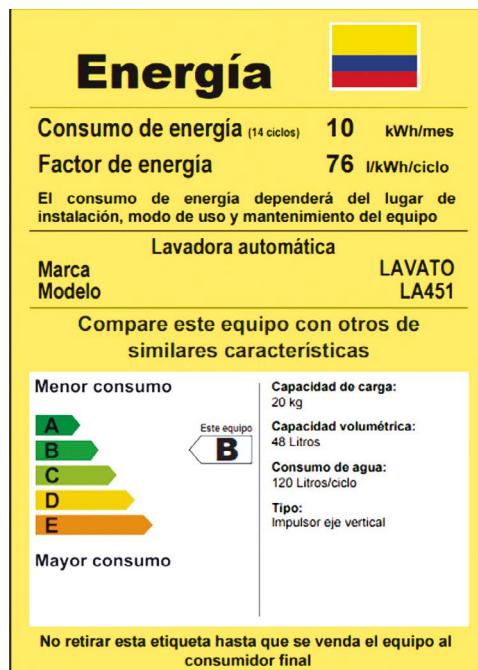


Figura 2.4 Etiqueta energética.
Fuente: <http://www.etiquetaenergetica.gov.co/>

“Es un rótulo de color amarillo, que contiene información sobre un equipo específico (neveras, lavadoras, aires acondicionados, calentadores de agua, equipos de cocción, balastos y motores industriales) y proporciona información acerca del consumo e indicador de desempeño energético, clasificación de desempeño y características técnicas del equipo, para que el usuario pueda compararlo con otros equipos similares. El RETIQ ha establecido

unos rangos mínimos de eficiencia energética para los equipos que se comercialicen en el país, de manera que los colombianos puedan tener acceso a equipos de mayor calidad y mejor tecnología. La etiqueta es un instrumento de política pública gratuito, de fácil acceso y con información veraz, que sirve para promover la eficiencia energética”¹.

<http://www.etiquetaenergetica.gov.co/>

Dentro de los análisis realizados en PERS Cundinamarca, se asumió un escenario a 2031 con una cobertura del 100% y se incorporaron estrategias de eficiencia energética. Primero se reemplazaron todas las lámparas incandescentes (en 2016, más del 40 % de los equipos de iluminación empleados en las zonas rurales de Cundinamarca eran incandescentes) por LED; se reemplazaron las neveras actuales por neveras con etiquetado energético tipo B y se actualizaron los aires acondicionados existentes por equipos más eficientes tipo A; además, los calentadores de agua se reemplazaron por calentadores a gas.

Los resultados de la Figura 2.5 evidencian que al implementar las medidas de eficiencia energética (escenario 2) se obtienen porcentajes de ahorro que varían entre el 43,5% y el 60,0%, en Sabana Occidente y Medina respectivamente, con respecto al caso base (escenario 1). Aunque este es un escenario idealizado, en el cual se asumió un cambio masivo de tecnologías, los resultados muestran las virtudes que tiene la implementación de estrategias de eficiencia energética en los consumos finales.

En cuanto a los procesos más eficientes, éstos se emplean principalmente en sistemas industriales, en donde el uso de esquemas combinados que aprovechen mejor el calor y frío genera ahorro energético. Sin embargo, en el hogar también existen procesos que se pueden mejorar para reducir los consumos de energía, por ejemplo, optimizar los tiempos y cantidades de planchado y lavado.

¹ <http://www.etiquetaenergetica.gov.co/> Última consulta: 18/11/2019

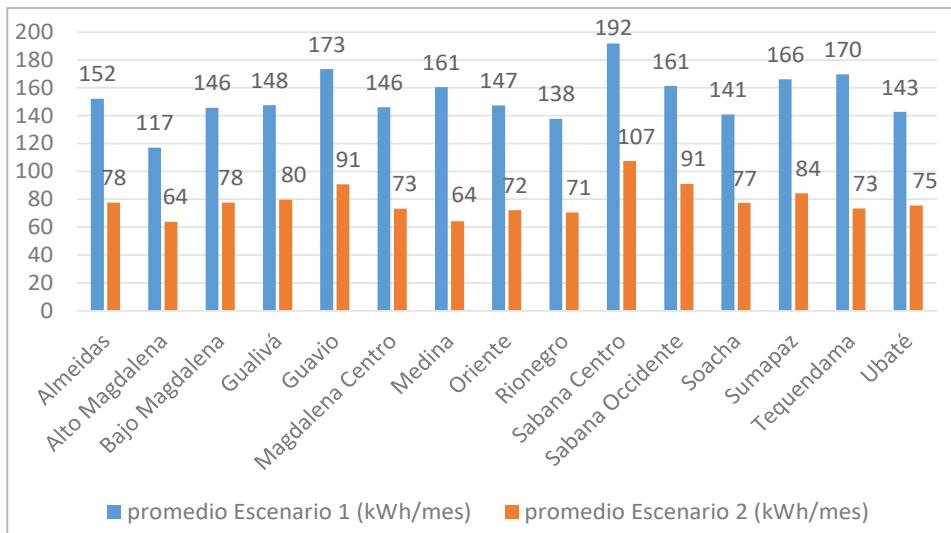


Figura 2.5 Consumo promedio de energía por hogar en las zonas rurales de Cundinamarca. Escenario 1: sin eficiencia energética. Escenario 2: con eficiencia energética.

Fuente: (C.Trujillo & Santamaría,2017)

2.2.3 Evaluación económica

Es fundamental en cualquier proceso asociado a la gestión de la energía, además de los análisis técnicos, sociales y ambientales. Es necesario evaluar, entre otros, costos de operación, sustitución, impuestos, créditos, depreciación y mantenimiento, ya que solo con esto es posible asegurar la sostenibilidad del sistema. En general, un estudio económico corresponde a la comparación entre diferentes alternativas de inversión que llevan a un resultado similar.

Continuando con el caso de PERS Cundinamarca, se plantearon varias opciones de gestión de la energía, orientadas a la eficiencia energética, que van de desde realizar el cambio de varios equipos (refrigeración, iluminación, aire acondicionado, calentador) hasta realizar el cambio de sólo las luminarias incandescentes por tipo LED. A manera de ejemplo, si una familia de la provincia de Sumapaz toma la opción de cambiar el refrigerador, las luminarias, el aire acondicionado y el calentador, se calcula que, por las capacidades de los refrigeradores actuales, su reemplazo tendrá un costo promedio de \$900.000. Las luminarias LED costarán \$11.000 cada una, considerando que el número de luminarias promedio utilizadas en un hogar

de la zona rural de Cundinamarca es 5, se tiene un costo de \$55.000 en iluminación. El aire acondicionado tiene un costo promedio de \$1.700.000. El calentador a gas cuesta \$500.000 más \$600.000 de instalación. Por lo que se requeriría una inversión total de \$3.755.000.

Una familia con todos estos electrodomésticos no eficientes consumirá alrededor de 400 kWh/mes. El precio del kWh para la región de Sumapaz al momento de realizar el estudio (2017) era de aproximadamente \$300, por lo que pagaría en promedio \$120.000 mensuales de factura de energía. Si se llevaran a cabo estas estrategias se alcanzaría un ahorro de alrededor del 49,3% en el valor mensual de la factura de energía eléctrica, lo que equivale aproximadamente a \$59.200 mensuales. Realizando la evaluación económica para la provincia de Sumapaz, se encuentra que el proyecto de cambio de luminarias es rentable con una TIR de 71,64% y que el cambio de refrigerador obtiene una TIR 26,52 %, mientras que para el aire acondicionado la TIR es de -14,87 % y para el calentador -14,41%. Para las demás provincias el resultado es similar al de la provincia de Sumapaz, es decir, la TIR para las luminarias entre el 70% y 80%, y para refrigeración entre el 25% y 30%, pero para equipos de aire acondicionado y calentadores, la tasa es de -15%, aproximadamente.

Considerando estos resultados, se puede afirmar que el reemplazo de tecnologías de iluminación y refrigeración por equipos más eficientes es una opción viable; además, estas son dos de las cargas con mayor porcentaje de uso en las zonas rurales de Cundinamarca (ver Figura 2.3). Sin embargo, esta implementación requiere del apoyo del estado, pues teniendo en cuenta el nivel socio económico y los ingresos familiares de las familias de zonas rurales, la inversión inicial supera la capacidad de pago de los usuarios.

2.2.4 Fuentes alternativas de energía, conversión y almacenamiento de energía

Aunque en las zonas urbanas, y especialmente en los centros altamente poblados, las redes de distribución aseguran la cobertura en casi el 100 %, la selección adecuada de la fuente y forma de energía puede llevar a una mayor eficiencia, calidad y confiabilidad del servicio; además de pre-

sentar beneficios ambientales e incluso económicos. En este sentido, dependiendo de las condiciones de la instalación, la ubicación geográfica y la disponibilidad de recursos, es posible considerar el uso de una fuente alternativa de energía (solar, eólica, pequeñas centrales hídricas), un proceso de conversión de energía diferente (inversores) o incluso almacenamiento de energía (baterías, supercondensadores). Todos estos componentes pueden llevar a la conformación de una microrred eléctrica, la cual representa una alternativa de solución para suplir las necesidades energéticas en zonas aisladas (C. L. Trujillo et al., 2015).

2.3 Norma NTC-ISO 50001

La Agenda de las Naciones Unidas 2030 aprobada en septiembre de 2015² plantea 17 Objetivos que agregan 169 metas de carácter integrado e indivisible, basándose en los logros de los Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM), donde el ODS7 (Objetivo de Desarrollo Sostenible 7: Energía asequible y no contaminante) juega un papel esencial en la consecución de todos los otros ODS (Objetivos de Desarrollo Sostenible), destacándose que 125 de las 169 metas propuestas están vinculadas a la utilización de la energía. Adicionalmente, la presión por reducir las emisiones contaminantes, ejercida por el Protocolo de Kioto³ firmado por 187 estados, lleva a pensar en una “crisis energética permanente”, que se aliviaría en gran parte controlando la forma en que se usa la energía, además de gestionar el proceso de mejora continua, contribuyendo así a la eficiencia energética. Teniendo en cuenta lo anterior, en la próxima década se debe avanzar hacia una transformación en la planificación y toma de decisiones en la electrificación de las sociedades para el cumplimiento del ODS7 y el protocolo de Kioto, por lo cual se deben plantear estrategias en donde los servicios de electricidad sean modernos y puedan mejorar la calidad de vida de las poblaciones más apartadas, en este sentido, los Sistemas de Gestión de la Energía (SGE) son una excelente herramienta para lograrlo.

“Un Sistema de Gestión de la Energía (SGE) puede concebirse como un esfuerzo organizado y estructurado, para conseguir la

² <https://www.undp.org/content/undp/es/home/sustainable-development-goals.html>

³ <http://www.minambiente.gov.co/index.php/convencion-marco-de-naciones-unidas-para-el-cambio-climatico-cmnucc/protocolo-de-kioto>

máxima eficiencia en el suministro, conversión y utilización de la energía. Se implementa en forma sistémica con el propósito de aprovechar integralmente todos los recursos disponibles en la empresa y analizar en forma estratégica a la organización en función de la eficiencia con impacto en la productividad y en la consolidación de una nueva cultura energética en la empresa.”

(Da Silva Gonçalves & Mil-Homens dos Santos, 2019)

El 15 de junio de 2011 la Organización Internacional de Normalización aprobó la norma “Sistema de Gestión Integral de la Energía – ISO 50001” la cual fue aceptada por el Instituto Colombiano de Normas Técnicas ICONTEC el 24 de enero de 2012 (NTC-ISO 50001 – 2012). El propósito de la misma es regular el consumo de energía en todo el mundo hasta en un 60%, para lo cual plantea el modelo necesario para que las organizaciones establezcan los sistemas y procesos necesarios para mejorar su desempeño energético.

2.3.1 El sistema de gestión integral de la energía

El Modelo de Gestión Integral de la Energía (MGIE) (UPME, 2008), es un conjunto estructurado de procedimientos que sirven de guía para la implementación y operación de un Sistema de Gestión Energética – SGE (Figura 2.6), los cuales se deben integrar al modelo de gestión organizacional de la empresa.



Figura 2.6 *Modelo de Gestión Integral de la Energía.*
Fuente: (UPME,2008)

El MGIE se puede aplicar a cualquier empresa, sin importar el avance en estrategias de gestión energética que ésta haya alcanzado, y permite alcanzar tanto el mínimo consumo de energía como el mínimo costo de la misma, mediante un proceso de mejora continua. El objetivo es que la empresa alcance una cultura energética que se vea reflejado en el incremento de la productividad y/o la competitividad y la reducción del impacto ambiental en una visión de desarrollo sostenible. Para alcanzar este objetivo, el MGIE está conformado por tres etapas (UPME, 2008):

- Decisión Estratégica
- Instalación
- Operación

2.3.2 Metodología para la implementación de la norma NTC-ISO 50001

La norma NTC-ISO 50001 se basa en una metodología del círculo de Deming (Planear-hacer-verificar-actuar). Esta metodología es útil para lograr los resultados esperados en forma sistemática, a partir de información confiable para la toma de decisiones (Figura 2.7) (Jovanović & Filipović, 2016).



Figura 2.7 Círculo de Deming para la implementación de la ISO – NTC 50001
Fuente: Propia

D. Planificar

La primera exigencia de la norma es que tiene que haber un compromiso adquirido por la alta gerencia. Esta etapa comprende dos segmentos, las responsabilidades de la alta dirección y la planificación energética, que es la base en la que se soporta toda la normatividad.

Paso 1. Reglamentación y Normatividad: Es necesario crear un proceso para identificar los requisitos legales y reglas que debe acoger la entidad, además de determinar cómo afectan su quehacer.

Paso 2. Política Energética: El segundo paso necesario es desarrollar una política energética, en la que se establecen los objetivos generales de acuerdo a las necesidades de la organización. En esta política se debe incluir el compromiso de mejora del desempeño y la eficiencia energética, así como garantizar que se cumplan todos los requisitos legales.

Paso 3. Objetivos y Metas: Las metas energéticas son un hito parcial que llevarán a alcanzar uno o varios objetivos, en un período de tiempo establecido. Estos objetivos se trazan luego de identificar los aspectos energéticos, sus impactos y los requisitos legales.

Paso 4. Representante de la Alta Dirección: La alta dirección debe delegar a un representante para garantizar la implementación del sistema de gestión y hacer seguimiento a su desempeño. Además, también sirve como enlace con los entes externos (organismos de certificación).

Paso 5. Recursos necesarios: La alta dirección deberá suministrar los recursos requeridos para implementar, mantener y mejorar el SGE. Estos recursos incluyen los recursos humanos, competencias especializadas, y recursos tecnológicos y financieros.

Paso 6. Alcance y límite del SGE: Despues de tener claro los objetivos y metas, y de conocer con qué recursos se cuenta para comenzar con el programa del SGE, se puede definir el alcance y el límite del mismo.

El límite del SGE determina cuáles son las tareas, procedimientos, recursos y personal, necesarios para desarrollar el sistema. El alcance del SGE está representado en la totalidad de factores necesarios para lograr los objetivos planteados.

Paso 7. Caracterización de Consumos: Con base en la auditoría energética, se verifica el funcionamiento actual de la organización, se establecen cuáles son los procesos, equipos y demás sistemas que consumen la mayor parte de los recursos energéticos y así se identifican posibilidades de ahorro.

Paso 8. Indicadores Energéticos: Con base en la auditoria energética y verificando el funcionamiento de la empresa, se pueden obtener varios indicadores energéticos, los cuales son de vital importancia para el seguimiento continuo y la posterior evaluación del funcionamiento del SGE.

Paso 9. Línea Base Energética: A partir de la revisión energética inicial y el análisis de los indicadores energéticos, la organización debe establecer una línea base energética, a partir de la cual se deben medir los cambios en el comportamiento energético.

Paso 10. Proceso de Planificación Energética: La planificación es necesaria para fijar y documentar los procesos requeridos para lograr los objetivos energéticos propuestos. Los recursos son fundamentales en el proceso de planificación. Además, debe haber un proceso para valorar los cambios dentro de la organización que influyan en el SGE.

E. Hacer

Esta etapa comprende todo lo relacionado con la operatividad del sistema y se puede dividir básicamente en dos segmentos: la instalación y operación del sistema y la administración de la operación.

Paso 11. Control Operacional: Es necesario identificar las operaciones y acciones relacionadas con aspectos energéticos relevantes y de-

finir controles para identificar desvíos de la política energética, objetivos y metas, requerimientos legales y otros. En este sentido, se establecerán rutinas para controlar las actividades y operaciones claves; se debe garantizar que los empleados estén capacitados en estas rutinas, y que éstas cubran todas las condiciones operacionales típicas y atípicas.

Paso 12. Diseño: Los diseños de nuevos proyectos deben ir encaminados a mejorar las condiciones energéticas de la organización, esperando obtener resultados de eficiencia energética que representen un retorno de la inversión rápido. Los diseños deben quedar registrados y documentados. El representante de la dirección, con el apoyo requerido, puede llevar a cabo evaluaciones en sitio de acuerdo con los resultados de la evaluación de desempeño energético.

Paso 13. Compra de servicios, productos, equipos y energía: Al comprar tecnologías, equipos y servicios que usen energía, la organización establecerá e implementará los criterios necesarios para evaluar el consumo y eficiencia de la energía durante la vida útil esperada. Además, se debe definir y documentar las especificaciones de compra de energía, cuando corresponda, para el uso eficiente de la energía.

Paso 14. Competencia, Formación y Toma de Conciencia: La organización tiene que asegurar que el personal que tiene relación con usos de energía, es competente a partir de la formación, habilidades o experiencia apropiadas. La organización debe establecer las necesidades de formación relacionadas con la operación del SGE.

Paso 15. Comunicación en un SGE: La comunicación es fundamental en un proceso de mejora continua. El representante de la dirección puede comunicarse a través de reuniones, correos electrónicos y uso de otras tecnologías de la información y las comunicaciones, para garantizar que la información llega a todos y es clara para todo el personal. La comunicación se puede simplificar mediante el uso de un portal para comunicar la información y las mediciones de variables energéticas.

Paso 16. Documentación y registro del SGE: Los documentos del SGE son: la política energética, la estructura organizacional y responsabilidades claves, descripción, reportes sobre las estrategias empleadas por la organización para satisfacer los requerimientos del SGE, procedimientos por niveles del sistema, actividades de procesos determinados, instrucciones de funcionamiento y operación, y otros documentos relacionados con el SGE, tales como planes de capacitación y formación, proyectos, planes de auditoría, regulaciones, registros de incidentes, entre otros.

Paso 17. Control de la documentación: Dado que existen muchos documentos, debe elaborarse un mapa de documentación, que corresponde a un sistema de control sobre los documentos empleados en los diferentes procesos. Este sistema debe estar al alcance de todos dentro de la organización y cada área debe operar según los documentos correctos. Estos documentos deben ser revisados periódicamente.

Paso 18. Control de los Registros: Los registros del sistema son las evidencias de la ejecución de una tarea dentro del SGE. Además, estos son los datos requeridos para analizar el comportamiento y las mejoras de los procesos del SGE.

F. Verificar

Es necesario evaluar los resultados obtenidos con la operación del sistema, para establecer el grado de avance de los objetivos propuestos en la política energética. Esta etapa comprende básicamente el seguimiento, medición y análisis del SGE y la auditoria interna.

Paso 19. Seguimiento, medición y análisis del SGE: Las herramientas de monitoreo de energía ayudan a la organización a cumplir con los requisitos de seguimiento, medición y análisis establecidos en la norma. Es importante emplear sistemas de medición en tiempo real. La organización debe revisar frecuentemente sus necesidades de medición (Jovanović & Filipović, 2016).

Paso 20. Auditorías Internas: Despues de haber planificado todos los procesos y adelantar las tareas asociadas, se requiere de la comprobación del cumplimiento de los requisitos planteados a través de una auditoría interna. Los tres tipos de requisitos son: legales, propios de la norma NTC ISO 50001 y los definidos en la documentación del SGE.

Paso 21: No Conformidad, Corrección, Acción Correctiva y Acción Preventiva: Una no conformidad significa el incumplimiento de alguno o varios requisitos del sistema y va acompañada de informes necesarios para el tratamiento de las mismas. Las no conformidades asociadas al desempeño del sistema se tratan como acciones correctivas.

G. Actuar

Se deben realizar los ajustes necesarios para obtener los resultados esperados, replanteando las acciones que requieran correcciones y estandarizando las acciones en las cuales el objetivo se cumplió.

Paso 22. Revisión Energética:

El representante de la dirección debe evaluar la información energética e identificar las áreas con mayor uso de energía y áreas en las que se podría mejorar el desempeño energético e iniciar una auditoría energética en los sitios seleccionados. Como resultado, se debe obtener un plan de acción adecuado, con soluciones de bajo costo para reducir los consumos de energía.

Paso 23. Revisión por la Alta Dirección:

Es un requisito fundamental en las organizaciones que implanten un SGE. En esta revisión se lleva a cabo el análisis de los resultados suministrados por el SGE y es la base para la toma de decisiones para promover la mejora continua del sistema.

Paso 24. Resultados de la Revisión: Los resultados de la revisión deben incluir todas las decisiones y acciones concernientes con cambios en el desempeño energético de la organización. Cambios en la política energé-

tica, en los indicadores de desempeño energético y cambios en los objetivos, metas u otros elementos del SGE.

Paso 25. Evaluación de Requisitos Legales y otros requisitos:

Periódicamente, la organización debe revisar el cumplimiento de los requisitos a que haya lugar. Ante posibles incumplimientos la organización deberá implementar acciones correctivas pertinentes.

2.4 Indicadores de gestión energética

Son los instrumentos fundamentales para realizar una evaluación detallada de los consumos de energía de un proceso con respecto a otro (International Energy Agency, 2014). Los indicadores están definidos como mediciones cuantitativas de condiciones determinadas, con los cuales se facilita la comprensión de un fenómeno, así como las variaciones del comportamiento que éste pueda tener en el tiempo (Horta, 2010). Para que un indicador pueda influir en la toma de decisiones, debe permitir establecer un nivel base de un determinado problema, por lo cual es necesario que cuente con las siguientes características (Pinzon, Corredor, Santamaria, Hernandez, & Trujillo, 2014):

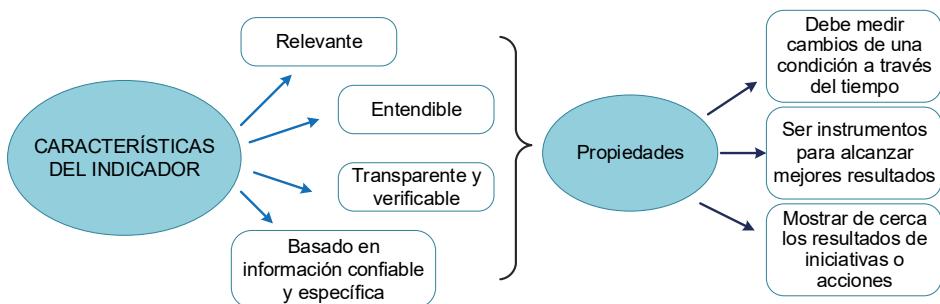


Figura 2.8 Características de un indicador para que sea eficiente y confiable.

Fuente: Adaptada de (Arias & Suarez, 2016)

En (Quevedo et al., 2016) se establecieron tres categorías de indicadores de gestión energética, con el fin de realizar un análisis en un caso de estudio en un conjunto residencial, incluyendo la entrada de vehículos

eléctricos (VE): Ambientales, económicos y técnicos. En cada categoría se seleccionaron los indicadores de mayor relevancia en el ámbito de uso final en los hogares.

Indicadores ambientales: Con estos indicadores se busca determinar la incidencia de un sistema, ya sea total o como elementos desagregados, sobre el aporte de emisiones de gases contaminantes a la atmósfera. Algunos tipos de indicadores ambientales son (Comoglio & Botta, 2012; O'Reilly, Wathey, & Gelber, 2000):

- Medidas o cálculos directos: Es la información básica necesaria, por ejemplo, cantidad de CO₂ emitida.
- Medidas o cálculos relativos: Son comparaciones o relaciones entre los datos de dos o más parámetros diferentes, por ejemplo, la cantidad de CO₂ emitida por unidad de VE.
- Indexados: Son los datos convertidos en unidades para relacionar dicha información con la línea base, por ejemplo, las emisiones de CO₂ en el año en curso expresados como porcentaje de emisiones de CO₂ del año base.
- Agregados: Información descriptiva, del mismo tipo, teniendo en cuenta diferentes fuentes, expresada en un valor combinado. Por ejemplo, el total de CO₂ emitido por la manufactura de algún producto en un año, determinado por la suma total de las emisiones de CO₂ generadas por cada industria que realiza el mismo producto.
- Ponderados: Son los datos descriptivos aplicando un factor de relación con la importancia de los mismos.

Indicadores Económicos: Permiten cuantificar el comportamiento de los agentes económicos y de las diferentes relaciones que se establecen entre ellos. Además, informan de la evolución histórica de alguna actividad económica, teniendo en cuenta tasas de variación para comprender una

tendencia en el tiempo (IAEA Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas, IEA, Eurostat, & Agencia Europea de Medio Ambiente, 2008). En cuanto al sector energético, éstos deben representar la madurez de un país o un lugar en ahorro y EE (IAEA Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas et al., 2008; Schuschny & Soto, 2009). Los indicadores económicos determinan variaciones en los costos de la energía, con los cuales se pueden estimar proyecciones que permitan generar nuevas estrategias de consumo (Schuschny & Soto, 2009; UPME, 2016).

Indicadores Técnicos: Usualmente no basta con gestionar el uso de la energía a partir de incentivos para el ahorro, sino que es necesario involucrar nuevas tecnologías, diseñadas con estándares de calidad mucho más rigurosos. Éstas cuentan con propiedades como son: mayor confiabilidad, mejor eficiencia, elaboración con nuevos compuestos, entre otras. De tal manera que van a alterar las mediciones de ciertos parámetros técnicos, que a su vez producen variaciones en indicadores de este tipo; como por ejemplo la potencia consumida por el elemento, energía total consumida, cantidad de lúmenes por kW consumido (International Energy Agency, 2014; Schuschny & Soto, 2009).

El principal objetivo del estudio era la creación de indicadores para ser aplicados en la evaluación del sistema eléctrico de un conjunto residencial con diferentes escenarios de entrada de VE (Quevedo et al., 2016). Por lo cual, se propuso un listado de indicadores, los cuales fueron evaluados por etapas para poder realizar la selección definitiva de los indicadores empleados (Figura 2.9). Es importante destacar que, dependiendo de las necesidades de cada proceso, los indicadores pueden variar, por lo que los seleccionados en dicho estudio se basan en los requerimientos y oportunidades propios y que fueron identificados previamente de acuerdo a las recomendaciones dadas en (IAEA Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas et al., 2008; Schuschny & Soto, 2009).

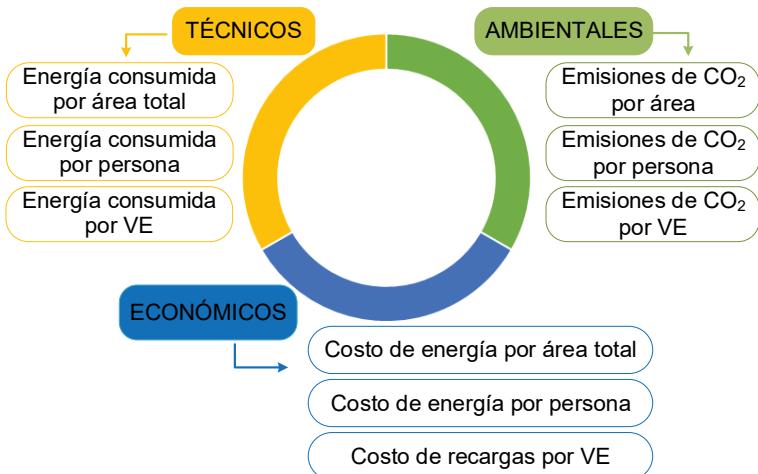


Figura 2.9 Indicadores preseleccionados.

Fuente: (Quevedo et al., 2016)

2.4.1 Selección de indicadores

Hay dos tipos de criterios para la selección de indicadores, criterios básicos y criterios propios. Los criterios básicos son (International Energy Agency, 2014):

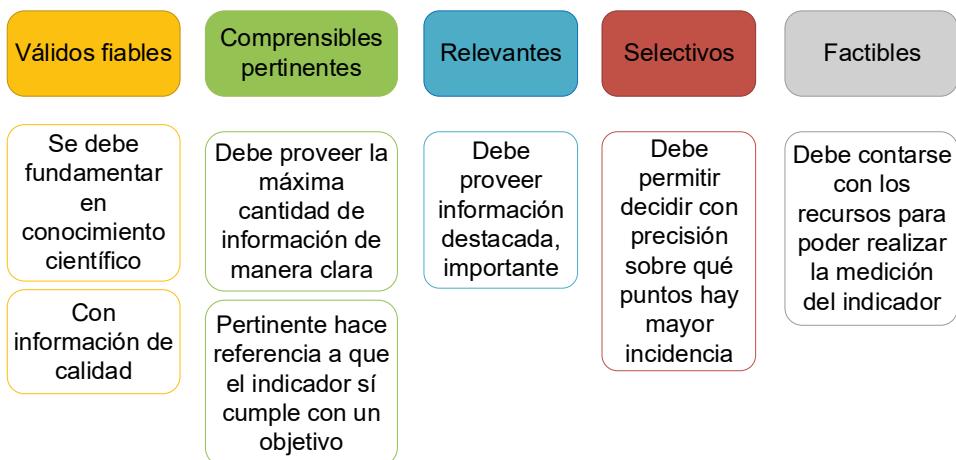


Figura 2.10 Criterios básicos para la selección de indicadores.

Fuente: (Arias & Suarez, 2016)

Por otra parte, los criterios propios dependen de las particularidades de cada proyecto. Un criterio establecido en (Quevedo et al., 2016) fue que era necesario tener al menos un indicador para cada uno de los ejes (ambiental, técnico y económico), tal como se observa en la Figura 2.11.

Una regla fundamental es que los indicadores deben adaptarse a todas las características de los criterios básicos, ya que son los mínimos requerimientos exigidos. No obstante, con respecto a los criterios propios, un indicador no necesariamente debe cumplir con todos los requisitos ya que puede considerar una variable sin tener en cuenta las demás.

Con el fin de determinar si los indicadores inicialmente seleccionados cumplen con todos los criterios básicos y con los criterios propios requeridos, se realizó un análisis en cada eje, estableciendo indicadores que no cumplen, indicadores que no son necesarios e indicadores nuevos a incorporar en el estudio.

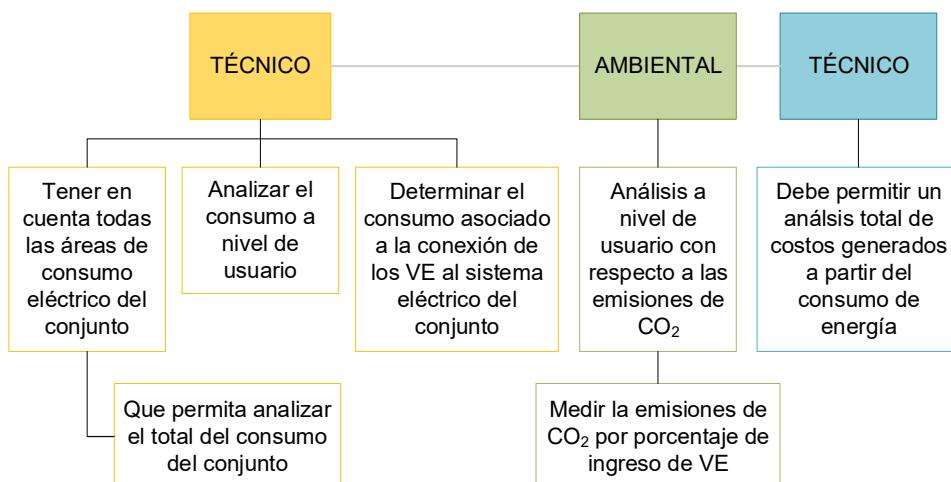


Figura 2.11 Criterios propios de selección de indicadores.
Fuente: (Arias & Suárez, 2016)

A. Eje técnico

La Tabla 2.3 presenta el análisis realizado a este eje.

Tabla 2.3 Análisis para selección indicadores eje técnico.

Fuente: (Arias & Suarez, 2016)

CRITERIOS		Consumo de energía por área total	Consumo de energía por persona	Consumo de energía por VE
<i>CRITERIOS COMUNES DE SELECCIÓN DE INDICADORES</i>	Válidos, fiables			
	Comprensibles, pertinentes			
	Relevantes			
	Selectivos			
	Factibles			
<i>CRITERIOS PROPIOS DEL PROYECTO</i>	Tener en cuenta cada una de las áreas de consumo eléctrico del conjunto			
	Que permita analizar el total del consumo eléctrico del conjunto			
	Analizar el consumo a nivel de usuario			
	Determinar el consumo asociado a la conexión de los VE al sistema eléctrico del conjunto			

De acuerdo al análisis presentado en la Tabla 3.3, el indicador de consumo de energía por persona no es adecuado, ya que un análisis por persona no es objetivo, puesto que en cada apartamento varía el número de personas, los horarios de permanencia y hábitos de consumo, así mismo no es selectivo porque no brinda información suficiente para tomar decisiones, ni factible por la dificultad de medir el consumo energético por persona. El indicador de consumo de energía por VE no es pertinente, porque un solo VE no permitiría obtener el consumo general. El indicador no tiene en cuenta todas las áreas de consumo eléctrico del conjunto, ni permite analizar el total del consumo del conjunto, tampoco medir el consumo por usuario (Arias & Suarez, 2016). Por lo tanto, el indicador de consumo de energía por persona se debe reemplazar por el de consumo de energía por usuario (cada vivienda). El indicador de consumo de energía por VE se puede reemplazar por un indicador de consumo por porcentaje de entrada de VE, con lo cual se obtienen datos más exactos acerca del consumo de los VE dentro del conjunto.

B. Eje ambiental

Al analizar cada uno de los indicadores de este eje se observa que el indicador de emisiones de CO₂ por persona no es válido, ya que un análisis por persona no es factible por la dificultad de medir las emisiones de CO₂ de forma individual; además este indicador no mide las emisiones de CO₂ de los VE. El indicador de disminución de emisiones de CO₂ por VE no es pertinente porque la disminución de emisiones de CO₂ por VE no determina la totalidad de disminución de emisiones en el parqueadero. El indicador de emisiones de CO₂ por área total no permite un análisis por usuario, ni un análisis de emisiones de CO₂ (Arias & Suarez, 2016). Por lo tanto, ningún indicador cumple con los criterios necesarios (Tabla 2.4).

En este caso, la propuesta es eliminar el indicador de emisiones de CO₂ por área total, además de reemplazar los otros dos indicadores. Para reemplazar el indicador de emisiones de CO₂ por persona, se propuso un indicador de emisiones de CO₂ por usuario, el cual cumple con todos los criterios básicos y permite el análisis a nivel de usuario. Para reemplazar el indicador de disminución de emisiones de CO₂ por VE, se sugirió un indicador de disminución de emisiones de CO₂ por porcentaje de entrada de VE, el cual se ajustó a las necesidades del proyecto y cumple con el criterio propio que hacía falta por satisfacer.

Tabla 2.4 Análisis para selección indicadores eje ambiental.
Fuente: (Arias & Suarez, 2016)

CRITERIOS		Emisiones de CO ₂ por área total	Emisiones de CO ₂ por persona	Disminución emisiones de CO ₂ por VE
CRITERIOS COMUNES DE SELECCIÓN DE INDICADORES	Válidos, fiables	💡	💡	💡
	Comprensibles, pertinentes	💡	💡	💡
	Relevantes	💡	💡	💡
	Selectivos	💡	💡	💡
	Factibles	💡	💡	💡
CRITERIOS PROPIOS DEL PROYECTO	Análisis a nivel de usuario con respecto a las emisiones de CO ₂ que permita buscar alternativas de mejora	💡	💡	💡
	Medir las emisiones de CO ₂ de los vehículos	💡	💡	💡

C. Eje económico

De acuerdo con el análisis de la Tabla 2.5, solo fue necesario implementar un indicador, el de costos de energía por área total, ya que cubre todos los criterios básicos y el único criterio propio del proyecto, por lo cual se descartaron los otros dos indicadores.

Tabla 2.5 Análisis para selección indicadores eje económico.
Fuente: (Arias & Suarez,2016)

CRITERIOS		Costos de energía por área total	Costos de energía por persona	Costos por recarga de VE
CRITERIOS COMUNES DE SELECCIÓN DE INDICADORES	Válidos, fiables	💡	💡	💡
	Comprensibles, pertinentes	💡	💡	💡
	Relevantes	💡	💡	💡
	Selectivos	💡	💡	💡
	Factibles	💡	💡	💡
CRITERIOS PROPIOS DEL PROYECTO	Deben permitir un análisis total de los costos generados a partir del consumo de energía	💡	💡	💡
	Debe tener en cuenta cada una de las áreas del conjunto	💡	💡	💡

En resumen, los indicadores de gestión energética finalmente seleccionados para el análisis del conjunto residencial, incluyendo la entrada de vehículos eléctricos, fueron:

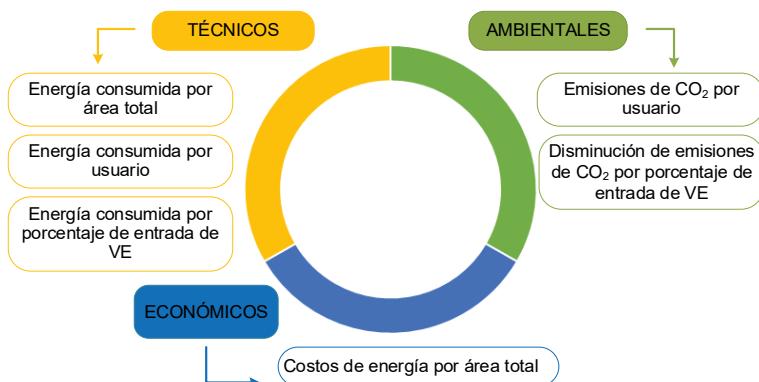


Figura 2.12 Indicadores seleccionados.
Fuente: (Quevedo et al., 2016)

2.4.2 Formulación de indicadores

Una vez seleccionados los indicadores de gestión energética, se realizó la formulación con base en la documentación para cada uno de ellos (Arias & Suarez, 2016).

A. Eje técnico

La Tabla 2.6 presenta las ecuaciones necesarias para el cálculo de los indicadores del eje técnico que fueron finalmente seleccionados.

Tabla 2.6 Formulación de indicadores eje técnico

INDICADOR	OBJETIVO	ECUACIÓN
Energía consumida por usuario - ECU	Medir la energía consumida por cada apartamento y así determinar e implementar planes de mejora, si es necesario	$ECU = \sum_{j=1}^n P_j$ <p>P_j = Potencia consumida para cada hora n = horas del día</p>
Energía consumida por porcentaje de entrada de VE - CEPVE	Medir el consumo de energía en los parqueaderos del conjunto residencial	$CEPVE = \sum_{=1}^n P_{VE}$ <p>P_{VEh} = Potencia consumida por porcentaje de entrada de VEs por hora n = horas del día</p>
Energía consumida por área total - ECAT	Medir la energía consumida en todo el conjunto residencial teniendo en cuenta cada una de las áreas de consumo	$ECAT = \sum_{i=1}^n A_i$ <p>A_i = Consumo de energía por cada área n = Total de áreas del conjunto</p>

B. Eje ambiental

Para los indicadores de este eje fue necesario involucrar factores de emisión de acuerdo al sector estudiado (Corporación Ambiental Empresarial [CAEM] & Corporación Autónoma Regional [CAR], 2013). El factor de emisión empleado en el estudio fue 0,199 kgCO₂/kWh, el cual fue tomado de FECOC 2016 (Calculadora de emisiones) de la UPME⁴. La formulación de los indicadores del eje ambiental se presenta en la Tabla 2.7.

Tabla 2.7 Formulación de indicadores eje ambiental

INDICADOR	OBJETIVO	ECUACIÓN
Emissions de CO₂ por usuario - ECOU	Determinar las emisiones de CO ₂ por usuario	$ECOU = ECU \times FE$ <p>ECU = Energía consumida por usuario FE = Factor de emisión a partir de la energía eléctrica</p>
Disminución de CO₂ por porcentaje de entrada de VE - DEVE	Determinar la reducción de emisiones de CO ₂ con el cambio de tecnología de Vehículo convencional a vehículo eléctrico	$DEVE = \frac{Emisiones CO_2 \%Vconv - Emisiones CO_2 \%VE}{Emisiones CO_2 \%Vconv}$ <p>= Emisiones por porcentaje de entrada Vconv Emisiones CO₂ %VE = Emisiones por porcentaje de entrada VE</p>

C. Eje económico

La Tabla 2.8 presenta las ecuaciones necesarias para el cálculo del indicador del eje económico. En este caso sólo se dependen del indicador técnico “energía consumida por área total” y del costo del kWh.

⁴ http://www.upme.gov.co/Calculadora_Emisiones/aplicacion/calculadora.html. Última consulta: 05/12/2019

Tabla 2.8 Formulación de indicadores eje económico

INDICADOR	OBJETIVO	ECUACIÓN
Costos de Energía por Área Total - CEAT	Determinar los costos resultantes por cada escenario y plan de acción que se lleve a cabo en el marco de la investigación para todo el conjunto	$CEAT = ECAT \times \text{costo de kWh}$ <p>ECAT: Indicador de energía consumida por área total Costo de kWh de acuerdo a precios del mercado</p>

2.5 Sistemas de Gestión de Energía en el Hogar - (HEMS)

La incorporación de las redes inteligentes dentro de la cadena de valor de la energía eléctrica hace que el cliente pase de ser un usuario pasivo a un usuario activo (Wade, Taylor, Lang, & Jones, 2010), que participa en la toma de decisiones de consumo y consumo y/o generación de energía (A. Vega et al., 2015). Este usuario activo puede soportarse en un agente integrador (agregador), que ayuda en la flexibilidad de la demanda, contribuyendo con el equilibrio del mercado (Ali et al., 2015; Losi, Mancarella, & Vicino, 2015a). Bajo este principio, es posible llevar a cabo el seguimiento de los consumos de energía en el hogar y controlar los electrodomésticos y equipos eléctricos a través de un sistema de gestión (Charlie Wilson, Hargreaves, & Hauxwell-Baldwin, 2017). Además, con el rápido desarrollo tecnológico de los últimos años, los aparatos eléctricos pueden conectarse entre sí y con los sistemas de control, gestión y monitoreo a través del Internet de las cosas (IoT en inglés), lo cual representa un gran paso hacia el desarrollo de soluciones integradas para hogares inteligentes (Collotta & Pau, 2015).

2.5.1 Gestión de las Redes Eléctricas Inteligentes

Las redes inteligentes y la Infraestructura de Medición Avanzada (AMI), surgen como sistemas autosuficientes para lograr una gestión más eficiente de la energía, encontrando soluciones a los problemas en tiempo real (Bayindir, Colak, Fulli, & Demirtas, 2016). Muchos autores han utilizado diferentes modelos para implementar las estrategias de gestión, tales como:

- Modelo matemático de Kuramoto: Mantener el sistema en equilibrio o la sincronización de fases (Gupta, Campa, & Ruffo, 2014).
- Entropía Máxima. Unión de redes de comunicaciones inalámbricas y la teoría de juegos (Toogoshi, Kano, & Zempo, 2015).
- Sistemas biológicos complejos (Gosak et al., 2018).
- Las Redes neuronales (Megahed, Abdelkader, & Zakaria, 2019).
- Procesos de Markov. Variabilidad del viento, oferta, demanda, precios, etc, como modelo matemático para unir la energía eólica con las redes inteligentes (McKenna, Krawczynski, & Thomson, 2015).
- Implementaciones OpenADR (Open Automated Demand Response Communication Standards): Comunicación para aplicaciones de respuesta a la demanda (Cui, Carr, Brissette, & Ragaini, 2017).

Además, es importante la integración de las nuevas tecnologías basadas en las redes eléctricas inteligentes y los nuevos modelos de negocios que se desarrollan alrededor de éstas, como son: Vehículos conectados a la red (V2G en inglés), vehículos conectados al hogar (V2H en inglés), servicios de gestión activa de demanda, y las energías renovables, los cuales proveen unión con la cadena de valor de energía eléctrica (Niesten & Alkemade, 2016).

2.5.2 Gestión de energía en el hogar

(Kowsari & Zerriffi, 2011) proponen tres pilares conceptuales para explicar los comportamientos sociales y psicológicos relacionados con el uso de energía de los hogares. En primer lugar, los factores situacionales, que hacen referencia a aspectos demográficos, accesibilidad a estrategias de eficiencia energética y conocimiento sobre temas relacionados con energía en el hogar. En segundo lugar, establecen factores psicológicos relaciona-

dos con los comportamientos de cada individuo. En tercer lugar, las elecciones de comportamiento ambiental de los hogares como resultado de sus valores. En este sentido, al incorporar estos factores en los planes y estrategias de gestión de energía en el hogar se tiene mayor probabilidad de éxito en los tres aspectos fundamentales, técnico, económico y ambiental.

Las redes inteligentes y la infraestructura de medición avanzada han llevado a que las instalaciones domiciliarias cambien los patrones de uso de la energía eléctrica. Por esto los Sistemas de Gestión de Energía en el Hogar (HEMS en inglés) tienen una función importante para mejorar la eficiencia, economía y confiabilidad de la energía (Zhou et al., 2016). Los HEMS son plataformas tecnológicas compuestas por hardware y software que permiten al usuario monitorear la generación y uso de energía y controlar y/o automatizar el uso de energía dentro de un hogar (A.M. Vega, 2018).

Los HEMS permiten conectar dispositivos domésticos en red para su gestión remota (Jinsung Byun et al., 2012). Se componen de sensores, sistemas de computación, y redes de comunicación para conocer los consumos de energía con el fin de ver el impacto de la demanda (Louis et al., 2016). Sin embargo, hay limitaciones como los altos costos, falta de conocimiento acerca de estos sistemas, además de un limitado número de normas e interfaces de programación para interoperar (Esther & Kumar, 2016).

La utilización adecuada de los HEMS puede proporcionar mayor flexibilidad y participación activa de los usuarios residenciales a través de la gestión activa de la demanda eléctrica con incentivos económicos (Vallés Rodríguez et al., 2013). La participación del usuario residencial demuestra viabilidad en la implementación de sistemas de energía, respondiendo a señales de precios o incentivos económicos, modificando patrones de consumo y/o disminuyendo el mismo en las horas pico o para períodos en los que se tengan costos más bajos (Losi, Mancarella, & Vicino, 2015b). Además, la retroalimentación de la información de energía a los usuarios por medio de HEMS también contribuye a que éstos usen más eficientemente la energía reduciendo su demanda eléctrica (Faruqui, Sergici, & Sharif, 2010).

2.5.3 Tecnologías para sistemas de gestión energética

En la actualidad existe tecnología que facilita el desarrollo de prototipos enfocados a la gestión energética que realizan funciones inherentes a los sistemas de gestión, como son: comunicación con dispositivos de medición, comunicación dentro de la red, acciones de monitoreo, control y supervisión, entre otras (A.Vega,Santamaría, & Rivas, 2018).

En general,existen tres tipos de control de operación de los HEMS: automático, semiautomático y manual. Con relación a los tipos de control semiautomático y manual, se encuentran varias investigaciones al respecto. En 1977 (Seligman & Darley, 1977), analizaron el uso del aire acondicionado con retroalimentación con lo que se obtuvo una reducción del 10% del consumo de energía. En (Hutton, Mauser, Filiatrault, & Ahtola, 1986), compararon 92 hogares de Quebec, cuando se emplearon sistemas de control manual se presentó una reducción de los consumos con ahorros promedio del 5%. Darby en 2000 (Darby, 2001) analizó diferentes tipos de control, logrando ahorros del 5%.

En (Ueno, Tsuji, & Nakano, 2003) se presenta un análisis del comportamiento de consumo de energía en diez hogares altamente instrumentados y controlados de manera automática, alcanzando una reducción promedio en el consumo de energía del 12%. Igualmente, el prototipo desarrollado por (Putra, Michael, Yudishtira, & Kanigoro, 2015) controla, supervisa y diagnostica electrodomésticos de manera eficiente, alcanzando ahorros de hasta el 59%, bajo condiciones controladas de laboratorio. Un enfoque propuesto por (G. Huang, Yang, & Wei, 2016) plantea una estrategia para relacionar el costo, la efectividad y el confort, con un HEMS que incluye cargas diferibles y almacenamiento de energía. Los autores analizan varios casos de estudio y encuentran que se puede alcanzar un ahorro energético que va desde el 19% hasta el 40%.

El potencial de ahorro de energía asociado a las tecnologías inteligentes para el hogar que recopilan información, pero sin capacidades de control y monitoreo de carga, ha sido ampliamente demostrado (Ford, Pritoni,

Sanguinetti, & Karlin, 2017). Por ejemplo, las pantallas con retroalimentación de energía para todo el hogar permiten ahorros de energía que van hasta el 18% (Allen, Janda, & College, 2006; Lavín, Dale, Hanemann, & Moezzi, 2011; Wood & Newborough, 2003). Mientras que en el caso de sistemas de gestión a nivel de dispositivo, tales como sistemas de monitoreo de carga y dispositivos inteligentes, pueden generar ahorros del 12 al 20% (Ueno, Inada, Saeki, & Tsuji, 2006; Ueno et al., 2003; Wood & Newborough, 2003).

Una serie de informes de la empresa de servicios públicos del sur de California evidencian el potencial de ahorro debido a estrategias de Respuesta de la Demanda (RD) empleando dispositivos inteligentes. Los resultados van desde una reducción de la demanda de 100 W al emplear un refrigerador inteligente hasta reducciones mucho mayores al intervenir los sistemas de calefacción/enfriamiento (Southern California Edison, 2012, 2013).

Los termostatos inteligentes han sido un tema de investigación en los últimos años. La mayoría de los estudios muestran ahorros de energía de hasta el 3% para calefacción y entre 10% y 25% en enfriamiento (Al Essa, 2019; Baldi, Korkas, Lv, & Kosmatopoulos, 2018; Miu et al., 2019). La combinación de estas tecnologías con software para permitir la participación en eventos de respuesta de la demanda puede generar mayores ahorros. Además, se proyecta que el potencial de ahorro de los HEMS está relacionado con el grado de conectividad (Ponce, Peffer, & Molina, 2017). Por ejemplo, (Meyers, Williams, & Matthews, 2010) estiman que los termostatos programables ahorran alrededor del 3%, mientras que se puede ahorrar alrededor del 26% empleando un sistema integrado que incluya monitoreo y control de electrodomésticos, además de calefacción/enfriamiento por zonas.

De igual manera, en el mercado hay una gran variedad de sistemas de control de iluminación, empleados para reducir el consumo de energía, tales como atenuadores, sensores de ocupación, fotosensores y temporizadores. Algunos de los sistemas de control de iluminación empleados en la actualidad son (Ayan & Turkay, 2017):

- **Dimmers:** Son sistemas de control de iluminación unidireccionales para proporcionar ahorro de energía cuando las luces se utilizan con una intensidad baja, lo cual disminuye la potencia requerida. Generalmente funcionan con un sistema giratorio, deslizante y control de barra táctil.
- **Fotosensores:** Se utilizan tanto en iluminación interior como exterior. Es un dispositivo de control que ahorra energía al permitir que la iluminación se encienda al anochecer y se apague al amanecer, especialmente en iluminación exterior. En áreas interiores con ventanas, cuando la luz natural entra los fotosensores reducen la cantidad artificial de luz, y en el caso opuesto, el fotosensor aumenta los niveles de iluminación.
- **Sensores de movimiento:** Detectan movimiento dentro de un área determinada y encienden y apagan la iluminación artificial automáticamente. Hay tres tipos de sensores de ocupación: ultrasónico, infrarrojo pasivo (PIR en inglés) y la combinación de las dos tecnologías.
- **Temporizadores:** Proporcionan un control automático de acuerdo con las horas de servicio y las horas de trabajo, sin la necesidad de intervención humana.

En el siguiente capítulo se presentan los resultados obtenidos por los autores del presente libro, al combinar hardware y software en un sistema de gestión para el hogar, en donde se observa que es posible alcanzar ahorros que van hasta el 6% con un sistema rentable y sostenible.

2.5.4 Dispositivos de medición

La captura de señales que permiten realizar las medidas de consumo de energía eléctrica, es indispensable para los HEMS. El diseño de instrumentos para medir aparatos eléctricos residenciales combina sensores de corriente y tensión detectando la forma de la onda para extraer características de potencia y energía, entre otras (Lai, Lai, Huang, & Chao, 2013). La función de los sensores es de detección, calibración, toma de decisio-

nes, comunicación o cualquier combinación de ellos con lo que se obtiene información sobre el consumo de energía en tiempo real (J Byun, Jeon, Noh, Kim, & Park, 2012). De igual manera es importante el control de estas señales con infraestructura de medición avanzada para llevar a cabo la gestión de la demanda (Mohassel, Fung, Mohammadi, & Raahemifar, 2014).

Con relación a la corriente, existen desafíos para establecer un umbral preciso de detección y adaptación de las señales bajo condiciones moderadas de ruido Gaussiano (S.Choi, Haque, Arafat, & Toliyat, 2017). En cuanto a la medición de potencia, la misma ha estado creciendo para verificar la calidad de las mediciones de energía. Además, nuevos campos de la industria, tales como las baterías para las fuentes de energía renovables, requieren mejores técnicas de medición de energía (Domae, Oe, Kiryu, & Kaneko, 2016).

En el mediano plazo se espera que los sistemas de medición avanzada puedan asegurar la lectura automatizada en tiempo real, y la facturación basada en el consumo real. Además, uno de los aspectos más importantes de los sistemas de medición inteligente es animar a los usuarios a utilizar menos electricidad al estar mejor informados acerca de sus hábitos de consumo. Un medidor inteligente permite obtener la curva de carga del usuario, con lo cual las empresas eléctricas pueden identificar las necesidades que tienen sus clientes, lo que les permite ofrecer productos y servicios personalizados, es decir, en función de los hábitos de consumo (Camero et al., 2018). En el caso de sistemas integrados que conforman una microred, los sistemas de medición involucran una gran variedad de medidas, que incluyen dispositivos inteligentes, recursos energéticos renovables y sistemas de almacenamiento de energía.

2.6 Gestión activa de la demanda eléctrica

Con la aparición de nuevas tecnologías y retos dentro del sector eléctrico, se plantean nuevos modelos de negocio, en mercados liberalizados los clientes son libres de elegir un distribuidor minorista y el modelo de contrato que más le convenga (Guo, Bao, & Yan, 2019; Yu et al., 2012). En un mercado competitivo no regulado, el costo marginal debe ser igual al

precio marginal, pero en el mercado de la energía este no es el caso (Muratori, Schuelke-Leech, & Rizzoni, 2014). En mercados en los cuales el costo de la energía eléctrica es plano durante el día, como es el caso de Colombia, los consumidores no tienen ningún incentivo económico para responder a cambios en los costos de generación, para mejorar esta situación se pueden implementar algunas estrategias: almacenar el exceso de electricidad durante los períodos no pico para usarlos en las horas de demanda pico, desregulación del mercado, conservación de energía, educación en eficiencia energética o soluciones técnico-económicas (Eid, Koliou, Valles, Reneses, & Hakvoort, 2016).

La Gestión Activa de la Demanda (GAD) eléctrica es un conjunto de estrategias y medidas enfocadas a proporcionar flexibilidad, participación activa de los consumidores a través de incentivos económicos, y aumentar la eficiencia del sistema, lo que puede llevar a un aplanamiento de la curva de demanda (Vallés Rodriguez et al., 2013). El usuario residencial es importante para las mejoras en la calidad del servicio en toda la cadena de valor de la energía eléctrica y sus procesos tradicionales, por lo que pasa de ser un usuario del servicio a aportar al sistema valores agregados con procesos bidireccionales, entendiendo el comportamiento de sus consumos de electricidad y sus patrones de uso, adecuándose a las situaciones del sistema y de los servicios complementarios que el mercado ofrece (Kipping & Trømborg, 2018; Shiraki, Nakamura, Ashina, & Honjo, 2016).

2.6.1 Programas de Gestión Activa de la demanda de energía (GAD)

Los programas GAD se pueden clasificar en programas de incentivos y programas de precios, ambos establecidos por las empresas eléctricas para influir en los cambios de los hábitos de consumo, para aumentar la fiabilidad del sistema (Hung & Huang, 2015). Algunos de los programas de GAD donde los usuarios ajustan voluntariamente su consumo de electricidad con base en señales de los precios de electricidad son (Coria, G.E.; Sanchez, A.M.; Al-Sumaiti, A.S.; Rattá, G.A.; Rivera, S.; Romero, 2019; Fera, Macchiaroli, Iannone, Miranda, & Riemma, 2016):

- Tiempo de uso (ToU): los usuarios pagan los kWh en función del período de consumo (Aalami, Parsa Moghaddam, & Yousefi, 2015).
- Tiempo de uso con precio pico crítico (ToU con CPP): se adiciona un evento crítico de demanda durante un período de tiempo (Harding & Lamarche, 2016; Wang & Li, 2016).
- Tarifa de predicción de uso (PoU): Es un marco para determinar una tarifa de predicción de uso destinada a coordinar agregadores de vehículos eléctricos enchufables (PEV). Es una metodología mejorada para la coordinación jerárquica de la carga PEV (Coria, G.E.; Sanchez, A.M.; Al-Sumaiti, A.S.; Rattá, G.A.; Rivera, S.; Romero, 2019).

Los programas de incentivos GAD son fundamentalmente estímulos brindados a los usuarios con el objetivo de que disminuyan su consumo en determinados periodos (Hu, Chiu, & Zhu, 2015). Algunos de los incentivos propuestos son: Descuentos en hora pico, control directo de la carga y programas de oferta de demanda. Además, los cambios en los hábitos de consumo proporcionan flexibilidad y participación activa de los usuarios para aumentar la eficiencia del sistema. La principal barrera que existe para su adopción y éxito es la falta de políticas institucionales (Langlois-Bertrand, Benhaddadi, Jegen, & Pineau, 2015).

2.6.2 El Agregador

Un agregador es un agente que actúa en nombre de un grupo de usuarios para la compra de energía, venta de servicios auxiliares y proporciona medios para la gestión activa de la demanda, ayudando con la flexibilidad de la carga para contribuir con el equilibrio del mercado (Ali et al., 2015). El agregador es una entidad legal que tiene un contrato bilateral como comprador de energía con un programa de tarifas negociadas, fijando precios de acuerdo a las necesidades de los usuarios residenciales. Al reunir un gran número de cargas bajo un solo control, se aumenta la capacidad de gestión por lo cual proporciona regulación al servicio y su escalabilidad, facilitando

la regulación de producción de energía (Mlecnik et al., 2019; Charlie Wilson et al., 2017). Cada país tiene su propia regulación y normas al respecto, pero en general todos buscan el mismo objetivo, la diferencia se encuentra en la estructura orgánica, el modelo de negocio, las características técnicas (potencia, nivel de tensión, regulación, etc.), así como los tipos de clientes.

El agregador interactúa con el operador de red, ya sea directamente o a través de minoristas, y con clientes conectados a la red de alta tensión. Esta nueva perspectiva genera modelos de negocios energéticos basados en: tamaño de la población, flexibilidad para responder a la demanda y el desplazamiento de carga. Además proporciona parámetros al sistema estimulando el crecimiento del mercado y dando mayor rentabilidad (Dave, Sooriyabandara, & Yearworth, 2013), por lo que los consumidores cuentan con una tarifa variable en tiempo real y pueden participar en los mercados energéticos sin tener que ser expertos en el tema (S.Huang, Tushar, Yuen, & Otto, 2015).

Los enfoques empleados por los agregadores para establecer la estimación de la flexibilidad de los contratos con los usuarios son: de arriba hacia abajo, es decir, sin ninguna información sobre características específicas de cada electrodoméstico, y el segundo enfoque es de abajo hacia arriba, donde se comprende la estructura jerárquica de control de los electrodomésticos (Hernandez et al., 2014). Con los anteriores enfoques se diseñan contratos como: el cliente paga el precio en tiempo real más un margen, o el cliente paga una cuota por participar (Yu et al., 2012), los cuales emplean modelos transaccionales de energía ya sea por intercambio, donde se reciben las ofertas para el día siguiente, por contrato bilateral o la combinación de los dos primeros (Palizban, Kauhaniemi, & Guerrero, 2014).

2.6.3 Respuesta de la demanda

La respuesta de la demanda (RD), da flexibilidad al control de cargas y proporciona beneficios a los sistemas de energía, lo cual hace que sea reconocido como una nueva fuente de flexibilidad para la integración de las energías renovables, por lo cual está siendo desarrollada por terceras

personas (Barot & Taylor, 2017). La RD corresponde a los cambios en el consumo de electricidad ante señales de precios de energía y/o incentivos, o en respuesta a la aceptación de las ofertas realizadas de varias maneras: control automático, control por intermedio de un agregador, y control manual de dispositivos (Nyeng et al., 2013).

Los modelos de RD ofrecen una interacción eficiente entre la demanda de electricidad, suministro, transporte y distribución, aumento de eficiencia al sistema, a través del desplazamiento de la carga a otras horas durante el precio pico y, gestión de la red a través de precios diferenciados, con lo cual se reduce la necesidad de instalar más capacidad de generación, entre otras (Faruqui, Harris, et al., 2010).

2.6.4 Predicción de Precios

La demanda de energía eléctrica se puede clasificar por períodos de tiempo para predecir el horizonte de la siguiente manera: predicción de carga a muy corto plazo, predicción de carga a corto plazo, predicción de carga a mediano y largo plazo (Hernandez et al., 2014). Cada usuario debe tener en cuenta la incertidumbre de los precios, sin embargo, la mayoría de modelos de predicción se enfocan en el corto plazo sin transacciones directas, trabajando con precios determinísticos lo cual puede proporcionar resultados que se alejan de la realidad (Calvillo, Sánchez-Miralles, Villar, & Martín, 2016).

(Shafie-khah, Parsa Moghaddam, Sheikh-El-Eslami, & Rahmani-Andebili, 2012), proponen los siguientes escenarios de implementación para la predicción de precios teniendo como eje central al agregador: El agregador contrata teniendo en cuenta las incertidumbres, el agregador participa con toda la capacidad de cada usuario, y el agregador realiza contratos basados en la auto-programación utilizando programas de incentivos.

2.6.5 Valores pagados de energía al inyectarla a la red

Varios países han implementado el pago de los excedentes de energía que se pueden inyectar a la red, tal es el caso de Chile, en donde el pago de tarifas a los generadores residenciales con capacidad de hasta 100 kW, por los excedentes tiene un valor cercano al 40% del valor al cual se compra la electricidad (A. M. Vega, 2018). En España, el gobierno bonifica el kWh vendido pagándolo a 5,75 veces el costo de compra base si la potencia instalada es menor a 100 kWp. Países como el Reino Unido y Dinamarca pagan el 50% sobre el precio comercial por los excedentes de energía (Arribas, 2012). En el caso de Colombia, a partir de la promulgación de la Ley 1715 de 2014 (Congreso de la República de Colombia, 2014), se abrió la posibilidad de generar energía con fuentes no convencionales y entregar los excedentes de energía a la red. Sin embargo, sólo hasta 2018 la resolución 030 de la CREG⁵ reguló las actividades de autogeneración a pequeña escala y de generación distribuida en el Sistema Interconectado Nacional, permitiendo la venta de excedentes de energía a la red (Comision de Regulacion de Energia y Gas CREG, 2018).

El Artículo 15 de la CREG 030 de 2018 establece que los GD:

“podrán comercializar su exportación de acuerdo con las siguientes alternativas:

- 1) Puede vender su generación de acuerdo a las reglas de comercialización establecidas en la Resolución CREG 086 de 1996 o aquellas que la modifican, adicionan o derogan.
- 2) Puede vender directamente al comercializador integrado con el operador de red. En este caso, el comercializador está obligado a comprarle la energía al generador distribuido...”.

(Comision de Regulacion de Energia y Gas CREG, 2018)

En este caso el valor de la energía inyectada será la suma del precio de bolsa (siempre y cuando no supere el precio de escasez ponderado).

⁵ Comisión de Regulación de Energía y Gas

Cuando el precio de bolsa supere el precio de escasez de activación definido en la Resolución CREG 140 de 2017 (Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), 2017), será igual al precio de escasez ponderado) más los beneficios (valor reconocido por los beneficios a los que contribuye la GD en la red de distribución al cual esté conectada, igual a la mitad del valor de las pérdidas técnicas en el sistema).

La Resolución 086 de 1996 (Comisión de Regulación de energía y gas (CREG), 1996) establece que las plantas menores con capacidad efectiva menor de 10 MW:

“no tendrán acceso al Despacho Central y por lo tanto no participarán en el Mercado Mayorista de electricidad. La energía generada por dichas plantas puede ser comercializada, teniendo en cuenta los siguientes lineamientos:

- 1) La energía generada por una planta menor puede ser vendida a una comercializadora que atiende mercado regulado, directamente sin convocatoria pública, siempre y cuando no exista vinculación económica entre el comprador y el vendedor. En este caso, el precio de venta será única y exclusivamente el Precio en la Bolsa de Energía en cada una de las horas correspondientes.
- 2) La energía generada por una planta menor puede ser ofrecida a una comercializadora que atiende mercado regulado, participando en las convocatorias públicas que abran estas empresas. En este caso la adjudicación se efectúa por mérito de precio.
- 3) La energía generada por una planta menor puede ser vendida, a precios pactados libremente, a los siguientes agentes: Usuarios No Regulados, Generadores, o Comercializadores que destinen dicha energía a la atención exclusiva de Usuarios No Regulados.”

(Comisión de Regulación de energía y gas (CREG), 1996)

El Artículo 17 de la CREG 030 de 2018 establece que en el caso de los Autogeneradores a pequeña escala (AGPE), los excedentes se reconocerán como créditos de energía al AGPE que utiliza FNCER de acuerdo con las siguientes reglas:

“1) Para AGPE con capacidad instalada menor o igual a 0,1 MW:

a) Los excedentes que sean menores o iguales a su importación serán permutados por su importación de energía eléctrica de la red en el periodo de facturación. Por estos excedentes, el comercializador cobrará al AGPE por cada kWh el costo de comercialización que corresponde al componente Cvm, i, j de la Resolución 119 de 2007...”.

“...b) Los excedentes que sobrepasen su importación de energía eléctrica de la red en el periodo de facturación, se liquidarán al precio de bolsa”.

“2) Para AGPE con capacidad mayor a 0,1 MW:

a) Los excedentes que sean menores o iguales a su importación serán permutados por su importación de energía eléctrica de la red en el periodo de facturación. Por estos excedentes, el comercializador cobrará al AGPE por cada kWh el costo de comercialización el cual corresponde a la variable Cvm, i, j y el servicio del sistema como la suma de las variables Tm, Dn, m, PRn, m, i, j y Rm, i; definidos en la Resolución 119 de 2007. En el caso de usuarios no regulados, estas variables corresponden a las pactadas entre las partes”.

“b) Los excedentes que sobrepasen su importación de energía eléctrica de la red en el periodo de facturación, se liquidarán al precio de bolsa”.

(Comision de Regulacion de Energia y Gas CREG, 2018)

En donde, de acuerdo a la Resolución 119 de 2007 (Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), 2007), el componente Cvm, i, j representa el margen de comercialización correspondiente al mes m, del comercializador minorista i, en el mercado de comercialización j que incluye los costos variables de la actividad de comercialización). Tm: Costo por uso del Sistema Nacional de Transmisión, Dn, m: PRn, m, i, j: Costo por uso de Sistemas de Distribución, Costo de compra, transporte y reducción de pérdidas de energía, Rm, i: Costo de Restricciones y de Servicios asociados con generación.

Capítulo 3

Propuesta de Modelo Estocástico. Predicción y Análisis de la Curva de Demanda

En este capítulo se efectúa la caracterización de los hábitos de consumo de los usuarios del estrato 4 de la ciudad de Bogotá, para predecir y analizar la curva de demanda, las actividades que se efectuaron fueron las siguientes:

- Determinar unidades de análisis y seleccionar los métodos de recolección de datos para obtener la información en el contexto de hábitos de consumo de energía eléctrica para usuarios domiciliarios.
- Establecer las curvas de carga típicas de los usuarios residenciales a partir de la información recopilada.
- Seleccionar y adaptar un modelo estocástico, que permita mostrar el efecto de los hábitos de consumo del usuario con las curvas de carga típicas.
- Incorporar datos aleatorios, mediante el modelo estocástico sobre posibles modificaciones en los hábitos de consumo para obtener diferentes curvas probabilísticas

que estimulen la interacción del usuario con el proceso energético domiciliario.

Esta caracterización se plantea como una metodología que se puede replicar en cualquier entorno residencial, para la presente investigación se realizó un caso de estudio en un sector de la ciudad de Bogotá perteneciente al estrato 4. Se establecieron unidades de análisis las cuales determinan los patrones de los datos que se quieren obtener. En cuanto al método de recopilación de información se efectuaron grupos focales y luego se aplicaron encuestas con preguntas cerradas. De igual manera, se correlaciona la tendencia de las encuestas con una curva de demanda base del estrato 4 la cual se obtuvo con: medición en el punto común de un conjunto residencial de la ciudad de Bogotá y mediciones de los registros en casas ubicadas en diferentes zonas pero que correspondían al mismo estrato.

Se diseñó y desarrolló un modelo estocástico o probabilístico en el cual se incorporó la incertidumbre para analizar el comportamiento aleatorio en diferentes simulaciones de curvas de carga en el proceso energético domiciliario. La importancia de conocer la variabilidad de la demanda a través del modelo propuesto radica en la asociación de los HEMS con el contexto energético moderno y las estrategias de gestión energética, cuya perspectiva es que traigan beneficios hacia una mejor planificación y operación de la red inteligente, ayudar a los usuarios a tener mejores hábitos de consumo para la conservación de energía, y su transición de un rol pasivo a uno activo; elementos que fueron analizado con más detalle en el capítulo tres del presente documento. A continuación, se explica el desarrollo de este capítulo.

3.1 Caracterización de hábitos de consumo de energía eléctrica

El consumo de electricidad está creciendo a un ritmo acelerado convirtiendo a los usuarios en los principales actores de los sistemas eléctricos. Las investigaciones sobre los hábitos de consumo de electricidad se están volviendo cada vez más importantes, es por esto que la adquisición

de datos relacionados con los comportamientos de consumo de electricidad es un gran desafío, pues los enfoques para resolver el problema deben preservar los comportamientos reales (Y. Huang et al., 2019).

Los cambios en el comportamiento energético del consumidor pueden conducir al ahorro de la energía, los entes reguladores de la gestión de la demanda de energía eléctrica saben que para cambiar el patrón de consumo de energía, existe un potencial a través de un cambio de comportamiento de las personas, el cual está influenciado por diversos factores como el precio de productos, conocimiento de los problemas, la seguridad en el proveedor, la comodidad, el medio ambiente, el compromiso para cambiar, acciones personales, conocimientos, habilidades, y, a veces las emociones (Zaeri et al., 2014).

El pronóstico del consumo de electricidad se emplea para detectar patrones anormales de uso de energía o para fines de conservación de recursos, es decir, eficiencia energética. Es una tarea difícil ya que el consumo de electricidad está relacionado con múltiples factores complejos, que incluyen la cantidad histórica de consumo, cantidad de personas, los días festivos y las vacaciones, así como los hábitos de consumo de energía residencial (Lei, Tang, Li, Ye, & Pan, 2019).

Los hogares tienden a consumir electricidad de acuerdo a patrones establecidos en el contexto, es decir que el comportamiento de consumo de electricidad, una vez que se establece el hábito de ahorrar electricidad, continúa. Las respuestas de los consumidores parecen ser más sensibles a las subidas de precios que a la disminución. Esto arroja la posibilidad de que la demanda de electricidad residencial baje aunque la tendencia al alza de las tarifas de electricidad siga en el futuro (Otsuka, 2019).

3.2 Unidades de análisis en el contexto de hábitos de consumo de energía eléctrica

Es necesario efectuar una recopilación de datos en el contexto de hábitos de consumo, para lo cual se debe seleccionar el método más adecua-

do para obtener la visión general de los usuarios y el contexto seleccionado que es el estrato 4, para conocer su comportamiento en función de la energía eléctrica.

3.2.1 Selección métodos de recolección de datos

Varios métodos de recolección de información fueron estudiados para seleccionar el más adecuado y utilizarlo en la investigación sobre aspectos específicos del comportamiento. Las técnicas analizadas fueron: entrevistas, grupos focales, encuestas, cuestionarios, protocolos verbales, lluvia de ideas, clasificaciones y la combinación de dos o más. Unas pueden ser más adecuadas que otras, dependiendo de la finalidad y la situación.

De acuerdo a las técnicas analizadas y considerando que los hábitos de consumo son factores inconscientes usados por los usuarios como costumbre, se establece utilizar las encuestas de manera anónima con preguntas cerradas para enfocar los datos que puedan impactar la curva de carga.

3.2.2 Determinar las unidades de análisis

Se plantean unidades de análisis las cuales determinan las pautas de los datos que se quieren obtener relacionados con los hábitos de consumo para categorizarlos según la información que se necesite en el momento de establecer la curva de carga. Plantear unidades de análisis fue indispensable para la elaboración de la encuesta ya que en ella están los diferentes insumos del modelo estocástico que se relacionó con los hábitos de consumo y su influencia frente al consumidor domiciliario.

Para la presente investigación se realizó un caso de estudio a un sector residencial en la ciudad de Bogotá perteneciente al estrato 4, se seleccionó esta estratificación ya que no recibe subsidios pero tampoco aporta como pasa en los estratos 5 y 6 de acuerdo a la Ley 142 de 1994 de Estratificación y Servicios Públicos (Senado de la República de Colombia, 1994), y se considera constitucionalmente como clase media, además de ser la

única población que paga un valor real por los servicios públicos. Esta caracterización se plantea como una metodología que se puede replicar en cualquier entorno residencial.

Las unidades de análisis seleccionadas y las respectivas variables a observar se muestran a continuación, las cuales se basan en un marco teórico, que abarca tanto los motivos económicos, psicológicos y uso de electrodomésticos en una vivienda para la toma de decisiones de consumo energético.

A. *Unidad de análisis - Factores demográficos básicos*

En esta unidad de análisis se pretende conocer algunas características, rasgos y estructuras de la población focal para el caso de estudio, el cual es el estrato cuatro de la ciudad de Bogotá, las variables analizadas son: edad, género, nivel de educación, número de habitantes usuales en la residencia, área de construcción de la residencia, propiedad térmica de la vivienda y decisiones de consumo de energía eléctrica en la residencia.

B. *Unidad de análisis - Hábitos de consumo*

Se construye la forma en que un usuario prefiere hacer uso del servicio de energía eléctrica, se dividió en tres aspectos: conocimiento de energía eléctrica, conductas habituales de consumo de energía eléctrica y comportamiento del uso de energía eléctrica:

Conocimiento: noción que tiene la población focal sobre aspectos básicos de energía eléctrica como: conocimiento sobre el uso apropiado de la energía eléctrica, concepto de eficiencia energética, conocimiento de hora pico y hora plana relacionada con la energía eléctrica, concepto del agente “agregador” y de redes eléctricas inteligentes o “Smart grid”. Esto va ligado a la etiqueta de eficiencia energética como herramienta que permite conocer de manera rápida el consumo de energía de los electrodomésticos y su nivel de eficiencia energética.

Conductas habituales de consumo de energía eléctrica: con este aspecto se recogen datos relacionados con los electrodomésticos para satisfacer las necesidades básicas del estrato 4 en un día determinado, los cuales se constituyeron de acuerdo a (Consorcio CORPOEMA CUSA, 2012), el porcentaje de empleo de ellos en diferentes horas del día y el uso de tecnología inteligente para gestión energética en las viviendas: dispositivos inteligentes para gestión energética, día en la semana donde se consume más energía eléctrica, cantidad de dispositivos y/o electrodomésticos, horas de uso, y porcentaje uso de dispositivos y/o electrodomésticos. Teniendo la recopilación de estas conductas, se revisa el uso de la energía, para establecer algunos de los patrones de consumo, así como la identificación de los períodos en donde se hace mayor uso de la energía.

Comportamiento sobre uso de energía eléctrica: es probable que los clientes deseen establecer sus preferencias de consumo con anticipación de acuerdo a elementos de respuesta de la demanda, como ofertas de la red para servicios de energía, utilización de recursos DER, etc. En este aspecto se pretende analizar la manera como el usuario se comporta con aspectos relacionados con el uso de la energía eléctrica: alteración de hábitos de consumo por precio dinámicos, uso de electrodomésticos (permanecen apagados o encendidos), iniciativas propias de ahorro de energía, iniciativas comunitarias sobre ahorro de energía, uso de fuentes renovables y otras motivaciones.

C. **Unidad de análisis – Elementos económicos relacionados con el servicio de energía eléctrica**

Se analizan algunos elementos que influencian el comportamiento de los usuarios con relación a las señales de precios de la energía eléctrica (Jordehi, 2019) y estímulos económicos en su ejecución para ser manejados en los mercados eléctricos modernos (Muratori et al., 2014), las variables son: conocer la tarifa de energía en tiempo real y pagar en función de ella,

recibir subsidios o devolución de impuestos por el empleo de algún tipo de energía renovable, contratos donde ofrezcan incentivos y/o sanciones enfocados a la parte de precios, costos de implementar sistemas de gestión en el hogar (medidores inteligentes). Uno de los programas para estimular a los usuarios es la gestión del lado de la demanda, la cual se categoriza en diferentes opciones como: eficiencia energética y sus respectivos indicadores, respuesta a la demanda y los recursos energéticos distribuidos, estos últimos incluyen principalmente las energías renovables de pequeña y mediana escala.

D. Unidad de análisis - Relación entre Usuario y Proveedor del servicio

Con esta unidad de análisis se equipara la correlación entre las partes interesadas como son: los usuarios y el proveedor del servicio de energía eléctrica, se muestran las siguientes variables: confianza con el proveedor del servicio, provee información del comportamiento dinámico del mercado, realiza estrategias de marketing con los usuarios, información completa y entendible en la factura, comparaciones de consumo, contratos de suministro de energía con energías renovables, contratos de suministro de energía con precios dinámicos.

E. Unidad de análisis - Otros elementos

Elementos con alguna influencia del uso de la energía eléctrica en las residencias como las fuentes de energía alternativa para la obtención de energía aprovechable distinta de las consideradas tradicionales y que están consagradas en la normatividad colombiana, las variables a analizar son las siguientes: conocimiento de la ley 1715 del 2014 (Congreso de la República de Colombia, 2014), autonomía en la producción de la energía eléctrica que consume, implicaciones del mal uso de la energía eléctrica y disminución del confort por ahorro de energía eléctrica. En la Figura 3.1, se muestra la interacción de cada una de las unidades de análisis y sus respectivas variables a considerar.

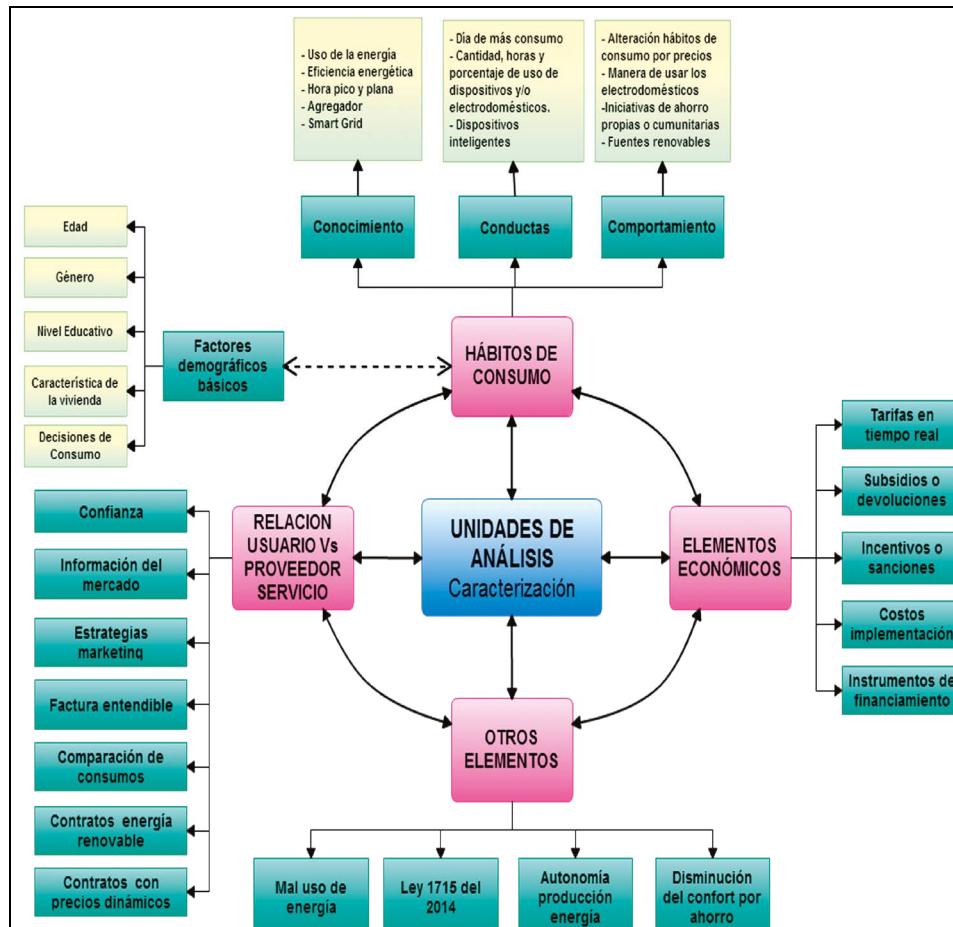


Figura 3.1 Interacción de las Unidades de análisis

Fuente: (A.M.Vega,2018)

De acuerdo con las unidades de análisis establecidas se procedió a desarrollar la plantilla de la encuesta (Tabla 3.1), la cual se aplicó a 4 grupos focales cada uno en diferente fecha, con los cuales de buscaba la mejor manera de llegar a los usuarios residenciales, para apuntar y explorar las necesidades relacionadas con los hábitos de consumo en el momento de realizar la encuesta.

Tabla 3.1 Formato de Encuesta

Fuente: (A.M.Vega,2018)

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSE DE CALDAS DOCTORADO DE INGENIERIA							
Encuesta: CARACTERIZACION HABITOS DE CONSUMO ENERGÉTICOS DE USUARIOS RESIDENCIAL							
Foco: Estrato 4, ciudad de Bogotá							
Introducción: Esta encuesta es de carácter académico y anónima, enfocada a obtener datos relacionados con los hábitos de consumo energético, se considerarán cinco temas de análisis. Por favor, para responder la encuesta, lea cuidadosamente cada pregunta señalando con una "X" en el lugar donde se adecue más su situación. Muchas gracias por la colaboración.							
A. Factores demográficos básicos							
1. ¿El rango de su edad está comprendida entre: Menos de 18 años Entre 30 y 40 años Más de 55 años Entre 18 y 30 años Entre 40 y 55 años							
2. Su género es: Femenino Masculino							
3. ¿Cuál es su nivel máximo de educación: Primaria Técnico o tecnólogo Postgrado Bachiller Profesional							
4. ¿Cuántas personas habitan su residencia? 1 persona 3 a 4 personas Más de 6 personas 2 personas 5 a 6 personas							
5. ¿Cuál es el área aproximada de su residencia? Menos de 50 Mt ² Entre 80 y 100 Mt ² Más de 150 Mt ² Entre 50 y 80 Mt ² Entre 100 y 150 Mt ²							
6. ¿Su residencia posee alguna de las siguientes propiedades térmicas? Aislamiento térmico en Aire acondicionado Otro ventanas Calefacción Sistema ventilación							
B. HÁBITOS DE CONSUMO							
Sobre Conocimiento de energía eléctrica							
7. ¿Usted es el que toma las decisiones de energía eléctrica en su residencia? Sí No No sabe / No responde							
8. ¿Cuál es su conocimiento sobre el uso apropiado de la energía eléctrica? Alto Medio Bajo No sabe / No responde							
9. ¿Conoce sobre el término de eficiencia energética? Sí No No sabe / No responde							
10. ¿Conoce los términos "hora pico y hora plana" relacionada con la energía eléctrica? Sí No No sabe / No responde							
11. ¿Está familiarizado con el concepto del agente "agregador" de energía eléctrica? Sí No No sabe / No responde							
12. ¿Está familiarizado con el concepto de "Redes Eléctricas Inteligentes o Smart Grid"? Sí No No sabe / No responde							
Sobre Conducta							
13. Seleccione el día que usted considera consume más energía eléctrica en su residencia y según eso conteste las siguientes preguntas: Lunes Martes Miércoles Jueves Viernes Sábado Domingo							
14. ¿Posee algún tipo de dispositivo inteligente "domótica" para gestión energética en su residencia? Sí No No sabe / No responde							
15. Marque la cantidad de dispositivos que tiene en su residencia.							
Iluminación (bombillos)	1-2	3-4	5-6	7-8	9-10	11-12	13-14
Dispositivos entretenimiento y estudio (Televisión, computadores, etc)							
Electrodomésticos para cocina							
Electrodomésticos para el frío (refrigeración, etc)							
Electrodomésticos para calor (plancha, secadores, etc)							
Electrodomésticos para ropa (Lavadora y Secadora)							
Electrodomésticos para aseo (Ducha y Calentador eléctrico)							
Otros electrodomésticos							
16. En la siguiente tabla marque el porcentaje de uso de cada uno de los dispositivos señaladas y en qué hora es usado habitualmente en su residencia							
		Hora de Uso en el día					
	Porcentaje Uso diario	0 – 6am	6 – 10 am	10am – 14pm	14 – 18 pm	18 – 21 pm	21 – 24pm
Iluminación (bombillos)	0 - 20%						

	20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Dispositivos de entretenimiento y estudio (Televisión, computadores, etc)	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Electrodomésticos para cocina	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Electrodomésticos para el frío (refrigeración, etc)	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Electrodomésticos para calor (plancha, secadores, etc)	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Electrodomésticos para ropa (Lavadora y Secadora)	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Electrodomésticos para aseo (Ducha y Calentador eléctrico)	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Otros electrodomésticos	0 - 20% 20% - 50% 50% - 80% Mayor 80%							
Sobre comportamiento energético en la residencia								
17. ¿Usted modificaría sus hábitos de consumo de energía eléctrica si le ofrecen precios variantes y más económicos a diferentes horas del día?	Si	No	No sabe / No responde					
18. ¿Cuándo usted está en su residencia y no hace uso de sus electrodomésticos estos permanecen desenchufados?	Si	No	No sabe / No responde					
19. ¿Lleva a cabo algún tipo de iniciativas propias de ahorro de energía eléctrica?	Si	No	No sabe / No responde					
20. ¿Ha participado en alguna iniciativa comunitaria sobre ahorro de energía eléctrica?	Si	No	No sabe / No responde					
21. ¿Para ahorra energía estaría dispuesto a emplear fuentes de energía renovable así la inversión inicial sea alta?	Si	No	No sabe / No responde					
22. ¿Cuál es su motivación principal para ahorrar energía eléctrica en su residencia?	Precio	Contribuir con el medio ambiente	Otro	Cual?				
C. PRECIOS DEL SERVICIO DE ENERGÍA ELÉCTRICA								
23. ¿Le gustaría conocer la tarifa de energía eléctrica en tiempo real y pagar en función de ella?	Si	No	No sabe / No responde					
24. ¿Si le ofrecen subsidios o devolución de impuestos por el empleo de algún tipo de energía renovable, estaría dispuesto a emplearla en su residencia?	Si	No	No sabe / No responde					
25. ¿Estaría dispuesto a suscribir un contrato en donde le ofrezcan incentivos o sanciones por el uso de la energía eléctrica (bien o mal)?	Si	No	No sabe / No responde					
26. ¿Si emplea un sistema inteligente en su residencia para ahorrar energía, cuánto estaría dispuesto a invertir?	Menos de \$100.000	Entre \$100.000 y \$1.000.000	Más de \$1.000.000	No sabe / No responde				
27. ¿Aceptaría algún instrumento financiero por emplear un sistema inteligente en su residencia para ahorrar energía?	Si	No	No sabe / No responde					
D. RELACIÓN CON USUARIO Y PROVEEDOR DEL SERVICIO								
28. ¿Usted confía en la información suministrada de consumos de su proveedor del servicio energético?	Si	No	No sabe / No responde					
29. ¿Le gustaría que su proveedor de servicio energético le suministrara información del comportamiento dinámico del mercado en tiempo real?	Si	No	No sabe / No responde					

30. ¿Su proveedor de servicio de energía eléctrica realiza estrategias de mercadeo para flexibilizar los precios de la energía?	Si	No	No sabe / No responde
31. ¿La información suministrada por su proveedor de servicio energético actualmente es completa y entendible en la factura?	Si	No	No sabe / No responde
32. ¿Usted considera que ahorraría más energía si conoce la comparación de consumos a diario?	Si	No	No sabe / No responde
33. ¿Estaría dispuesto a suscribir un contrato de suministro de energía sin interrupciones con la ayuda de fuentes renovables de energía?	Si	No	No sabe / No responde
34. ¿Estaría dispuesto a suscribir un contrato de suministro de energía basado en los precios dinámicos?	Si	No	No sabe / No responde
E. OTROS ELEMENTOS			
35. ¿Conoce la ley 1715 la cual regula la integración de energías renovables no convencionales al sistema energético nacional?	Si	No	No sabe / No responde
36. ¿Le gustaría tener autonomía en la generación de la energía que consume con fuentes renovables?	Si	No	No sabe / No responde
37. ¿Usted sabe de las implicaciones que trae el mal uso de la energía eléctrica en su residencia?	Si	No	No sabe / No responde
38. ¿Está dispuesto a sacrificar su confort por ahorrar energía eléctrica en su hogar?	Si	No	No sabe / No responde

3.2.3 Cálculo del Tamaño de la Muestra

La población objetivo es un conjunto de elementos con rasgos distintivos, pero cuando es muy grande se entorpece su parametrización, por lo tanto es necesario medir solo una parte o muestra de la población (De la Horra Navarro, 2014). La población a analizar son los usuarios residenciales de energía eléctrica en la ciudad de Bogotá D.C del estrato socioeconómico 4 (219.842 suscriptores en promedio), según la Superintendencia de servicios públicos domiciliarios (Superintendencia de servicios públicos domiciliarios, 2016) como se muestra en la Figura 3.2.

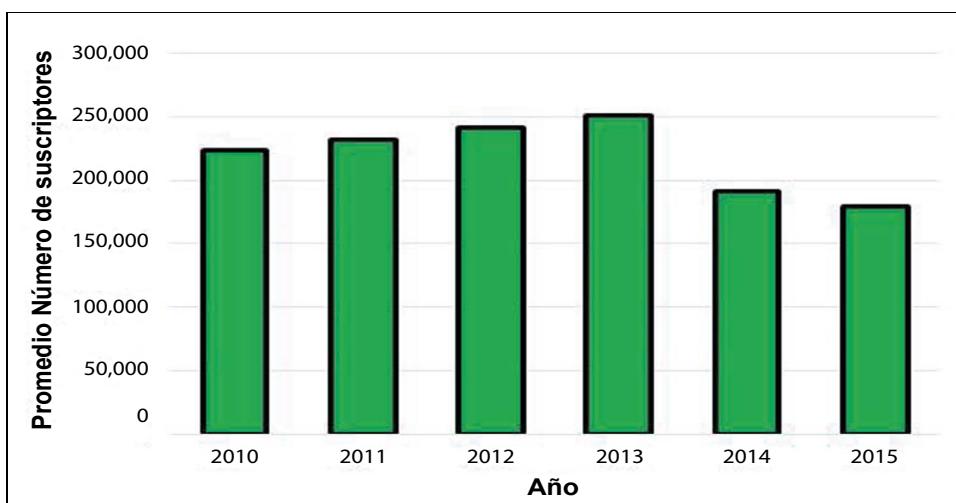


Figura 3.2 Número de suscriptores por año del estrato 4 en la ciudad de Bogotá
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

El muestreo aleatorio simple se escoge cuando la población tiene la misma probabilidad de ser seleccionada para integrar la muestra, y se extraen las particularidades que se medirán con variables aleatorias independientes las cuales tienen la misma distribución poblacional (Levine, 2010). Para la presente investigación el tamaño de la muestra basado en una muestra aleatoria simple, se calculó mediante la fórmula (Montgomery, 2014):

$$n = \frac{Z^2 * P * Q}{e^2}; \text{ donde } Q = 1 - P \quad (3-1)$$

Donde:

n = Tamaño de la muestra.

e = Margen de error (valor estándar).

Z = Nivel de confianza.

P = Proporción tomada en los grupos focales (ajuste de la encuesta).

Para determinar la prevalencia o proporción (P), se seleccionó en la Unidad de Análisis denominada: Hábitos de consumo, la pregunta 17. **¿Usted modificaría sus hábitos de consumo de energía eléctrica si le ofrecen precios variantes y más económicos a diferentes horas del día?**

$$P = \frac{\sum a_i}{n}; \text{ donde } \frac{a}{n} = \text{Número Exitos} \quad (3-2)$$

Con los grupos focales que se realizaron previamente para contrastar las preguntas a un total de 30 expertos, el 88% contesto que **SI** modificarían sus hábitos de consumo, de acuerdo a los resultados la proporción para calcular la muestra se estableció con dicho valor.

En la encuesta que se aplicó, se empleó la tabla de Distribución Normal o Gaussiana, que es una función de densidad simétrica y con forma de campana, para modelos con gran número de variables estadísticas (Vladimirovna & Gutiérrez González, 2014).

Con el cálculo de la proporción y por medio de la ecuación 3.2 sobre el tamaño de la muestra para un diseño de encuesta basado en una muestra aleatoria simple, se obtiene los datos de la Tabla 3.2, presentando las posibilidades de la Distribución Normal o Gaussiana para la investigación como son los niveles de confianza y los porcentajes de error bajo la proporción calculada.

La elección del nivel de confianza y el porcentaje de error tiene influencia en la forma cómo se acomete el problema para la consecución de los datos. Para determinar el tamaño de la muestra se analizó que entre más alto sea el nivel de confianza este proporciona mayor impacto pues está directamente asociado a la probabilidad, por lo tanto, se determinó que el Nivel de Confianza fuera del 90% y el Margen de Error del 5%, con estos datos la muestra se establece en 114 familias del estrato 4 de la Ciudad de Bogotá a las cuales se les aplicó la encuesta aleatoriamente.

Tabla 3.2 Determinación de la muestra

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Nivel Confianza	1- α	80%	85%	88%	90%	92%	95%	97%	98%	99%
Error	Distrib Normal	1.2816	1.4395	1.5548	1.6449	1.7507	1.9600	2.1701	2.3263	2.5758
1%		1734.3	2188.3	2552.7	2857.1	3236.5	4056.6	4973.0	5715.0	7006.5
2%		433.6	547.1	638.2	714.3	809.1	1014.1	1243.3	1428.7	1751.6
3%		192.7	243.1	283.6	317.5	359.6	450.7	552.6	635.0	778.5
4%		108.4	136.8	159.5	178.6	202.3	253.5	310.8	357.2	437.9
5%		69.4	87.5	102.1	114.3	129.5	162.3	198.9	228.6	280.3
6%		48.2	60.8	70.9	79.4	89.9	112.7	138.1	158.7	194.6
7%		35.4	44.7	52.1	58.3	66.1	82.8	101.5	116.6	143.0
8%		27.1	34.2	39.9	44.6	50.6	63.4	77.7	89.3	109.5
9%		21.4	27.0	31.5	35.3	40.0	50.1	61.4	70.6	86.5
10%		17.3	21.9	25.5	28.6	32.4	40.6	49.7	57.1	70.1

La encuesta se aplicó de manera virtual en la siguiente dirección: <https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSd5stgbAABdxD2jQ6aSZUhWzO-6YBMu6o3WEWWQvayRbSmgzuw/viewform>, a partir del 20 de enero del 2016. Sin embargo, en el momento de diseñar el modelo estocástico se vió la necesidad de incorporar información adicional como la cantidad individual y el tipo de electrodomésticos usuales que se emplean en las residencias, la dirección fue la siguiente: <https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSdC-GcXwvq2F61eEW86oXX4jzK73bBo9GuvJfrXOadRPVOrjew/viewform>.

Los datos obtenidos en cada una de las encuestas fueron debidamente tabulados y graficados para ser luego empleados en el diseño y desarrollo del modelo estocástico propuesto. A continuación, se muestran algunos de las respuestas dadas por los encuestados, de acuerdo a las unidades de análisis:

A. Unidad de análisis - Factores demográficos básicos

En una de las preguntas se quería conocer el nivel de formación y el rango de edad de las personas que contestaron la encuesta, se observa en la Figura 3.3, que en gran proporción fueron profesionales en un rango de edad no mayores a 30 años.

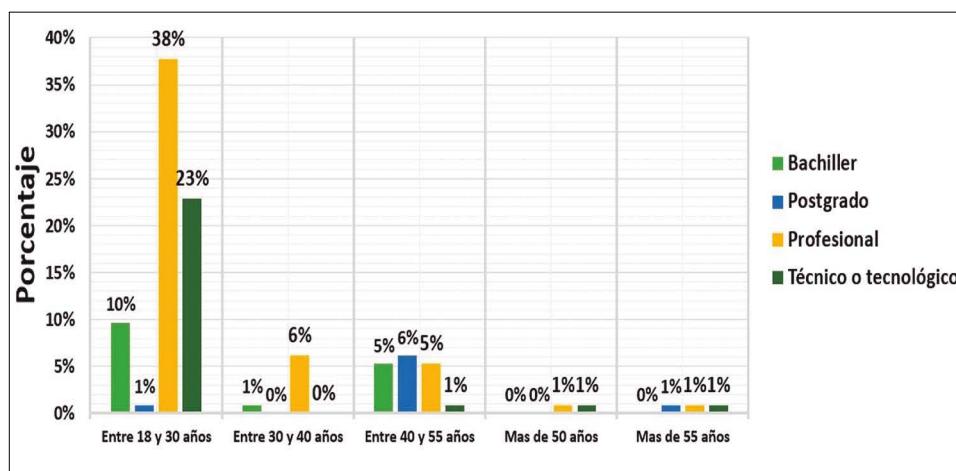


Figura 3.3 Rango edad y Nivel educación

Fuente: (A.M. Vega, 2018)

Otro elemento a resaltar es la relación del área de la vivienda con relación al número de habitantes, en la gran mayoría hay entre 3 y 4 personas y el área más común esta entre 50 y 80 m², tal como se muestra en la Figura 3.4.

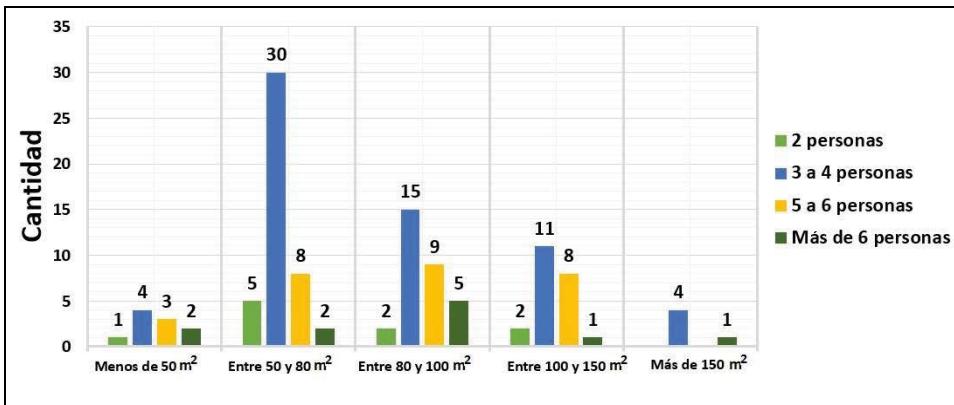


Figura 3.4 Número de Personas y Área de la Residencia
Fuente: (A.M.Vega,2018)

B. Unidad de análisis - Hábitos de consumo - Conocimiento

Con relación al conocimiento sobre energía eléctrica, el 51% de los encuestados manifiestan tener nivel medio y el 14% un nivel bajo (Ver Figura 3.5).

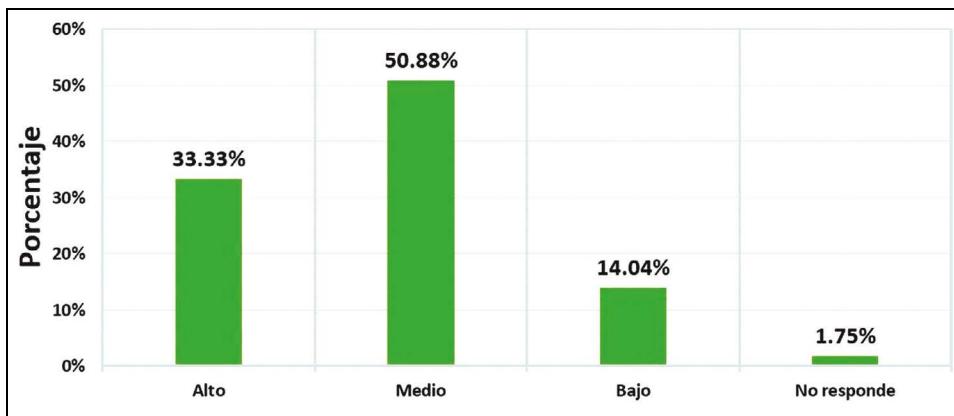


Figura 3.5 Nivel Conocimiento Energía Eléctrica
Fuente: (A.M.Vega,2018)

C. Unidad de análisis - Hábitos de consumo – Conductas

En la encuesta se realizaron preguntas de uso diario de los dispositivos basados en grupos, los cuales fueron seleccionados de acuerdo a colecciones similares, y se determinaron siete períodos de tiempo, en la Figura 3.6 y Figura 3.7, se muestra el comportamiento de consumo de los

dispositivos de iluminación y de la cocina respectivamente de acuerdo a las respuestas dadas por los usuarios encuestados, en ambas se observa que en el periodo de 6 - 9 pm hay un pico de consumo.

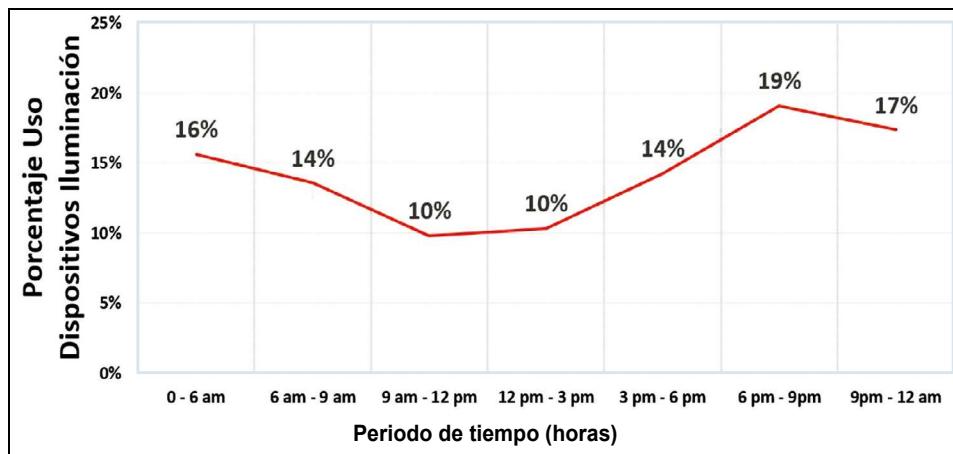


Figura 3.6 Consumo en Iluminación

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

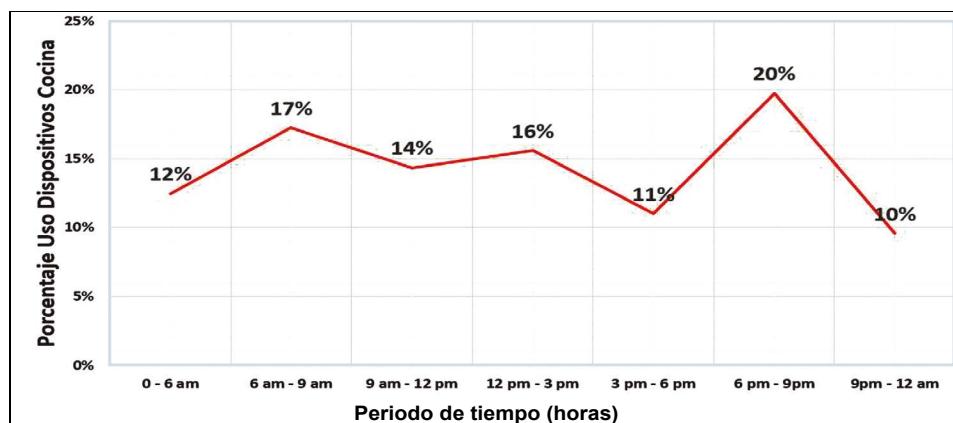


Figura 3.7 Consumo en Cocina

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

La Figura 3.8 muestra el promedio de consumo de la totalidad de los grupos de dispositivos, se observa que los mayores consumos son en el periodo de tiempo de 6 pm a 9 pm con un 17,71%, seguido del consumo de 6 a.m. a 9 a.m. con un 17,09%.

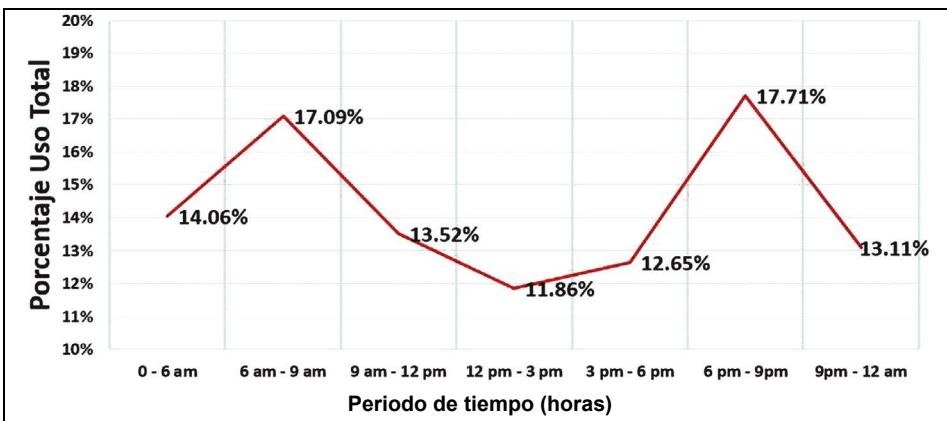
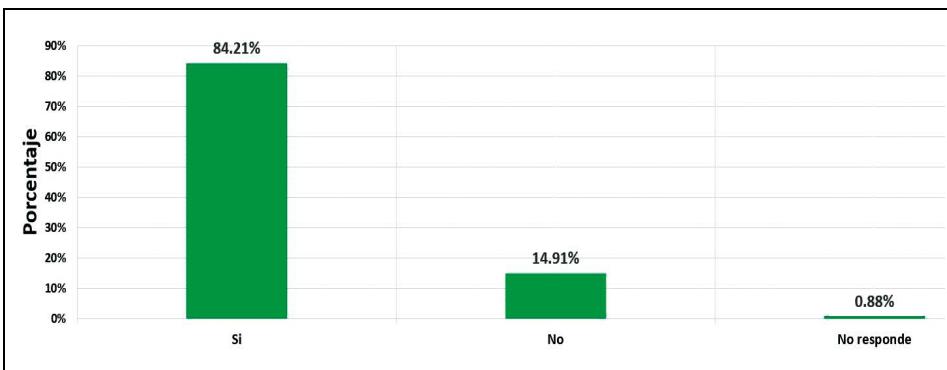


Figura 3.8 Tendencia Curva Demanda Dispositivos

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

D. Unidad de análisis - Hábitos de consumo – Comportamiento

En las preguntas relacionadas con el comportamiento de las personas con el uso de la energía eléctrica, el 84,21%, afirman cambiar sus hábitos de consumo si se le ofrecen precios más económicos como se muestra en la Figura 3.9.

Figura 3.9 Modificaría sus Hábitos de Consumo de Energía Eléctrica si le Ofrecen Precios más Económicos
Fuente: (A.M.Vega,2018)

Con relación al comportamiento sobre la manipulación de dispositivos en casa, el 71,93% contestaron que sus electrodomésticos no permanecen desenchufados mientras no los están utilizando, el 25,44 si hacen

la operación de desconectarlos y el 2,63% no respondieron esta pregunta (Figura 3.10).

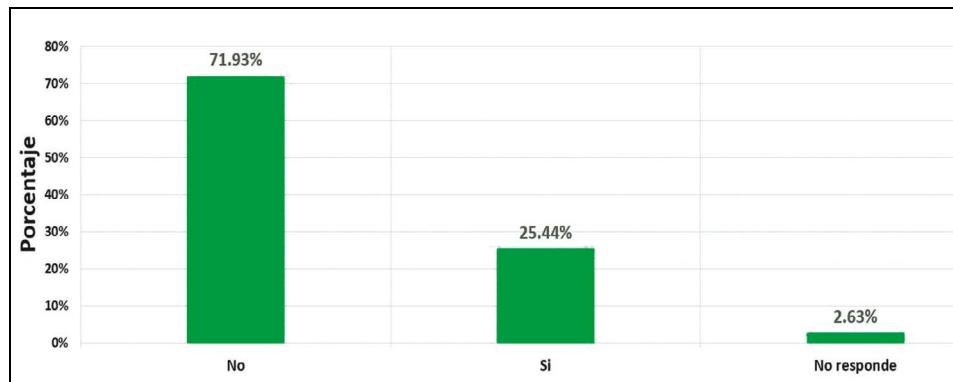


Figura 3.10 Electrodomésticos Permanecen Desconectados

Fuente: (A.M.Vega,2018)

E. Unidad de análisis - Elementos económicos

Referente a la unidad de análisis de elementos económicos, se muestra en la Figura 3.11, si a los usuarios les gustaría conocer las tarifas de energía eléctrica en tiempo real, a esto el 91,23% contestaron afirmativamente, mientras que solo el 4,39% dijo que no y el 4,39% no respondió la pregunta.

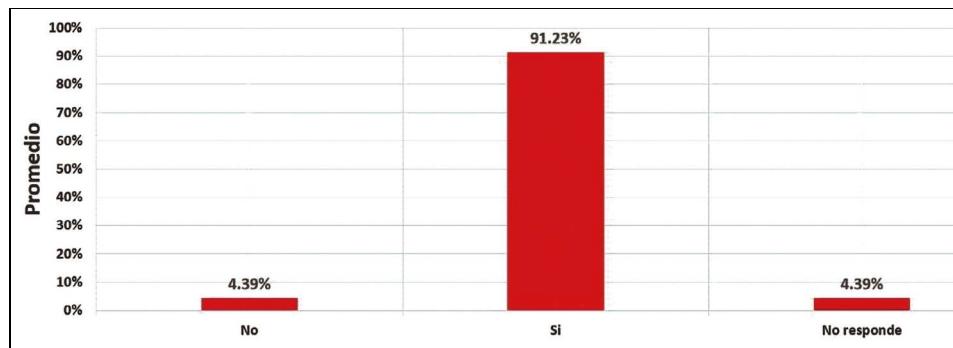


Figura 3.11 Conocer la Tarifa de Energía Eléctrica en Tiempo Real

Fuente: (A.M.Vega,2018)

F. Unidad de análisis - Relación usuario vs Proveedor del servicio

Con esta unidad de análisis se pretendía conocer la interacción del usuario con las empresas prestadoras del servicio. La Figura 3.12 muestra

las respuestas relacionadas con las estrategias de mercadeo para flexibilización de los precios por parte de las empresas comercializadoras, donde indican el 77,19% manifiestan que no ofrecen este tipo de estrategias, el 7% que sí y el 15,79% no respondió la pregunta.

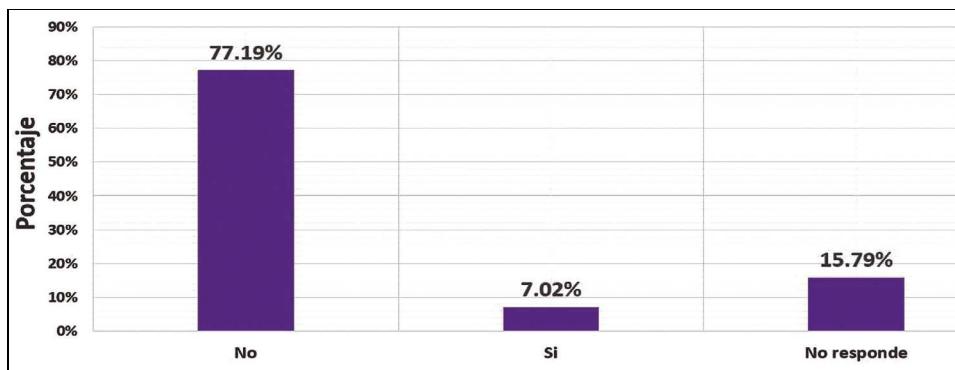


Figura 3.12 Estrategias de mercadeo

Fuente: (A.M.Vega,2018)

G. Unidad de análisis - Otros elementos

Otros elementos que se analizaron en esta investigación son los relacionados con la normatividad vigente, es así que se preguntó sobre la ley 1715 del 2014 enfocada con la regulación de la integración de las energías renovables no convencionales al Sistema Energético Nacional. A lo anterior el 71,93% no conocen al respecto de esta ley y el 26,32% si la conocen (Figura 3.13).

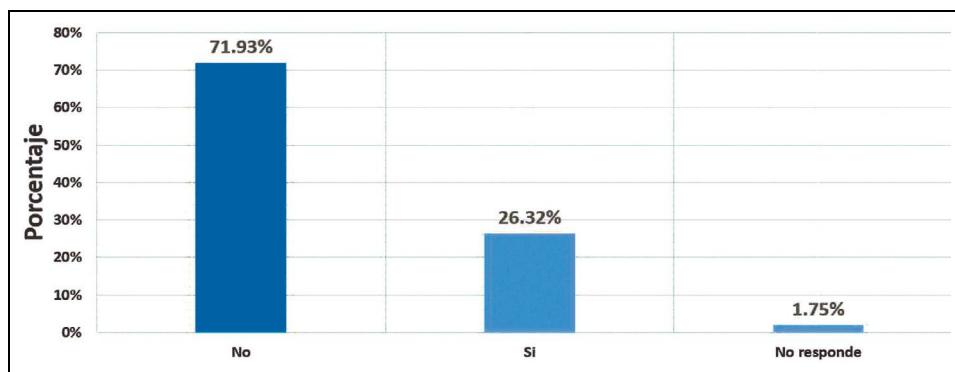


Figura 3.13 Conoce la Ley 1715 del 2014

Fuente: (A.M.Vega,2018)

3.2.4 Construcción Curva de carga de usuarios residenciales del estrato 4

Se solicitó información a entidades reconocidas en el sector como la UPME (Unidad de Planeación Minero Energético), XM (Expertos en Mercados) y Codensa S.A (Comercializadora de Energía), para establecer un escenario base de la curva de carga típica de los usuarios residenciales del estrato 4, y correlacionar la tendencia de las encuestas con datos obtenidos, sin embargo, no fue posible conseguirla ya que las mediciones las realizan en cada transformador de distribución (Macromedición), el cual mezcla mediciones residenciales, comerciales e industriales y no por separado para el proceso de investigación.

Se procedió a efectuar mediciones de los registros en las residencias de los usuarios y en el punto común de un conjunto residencial, con los siguiente seis equipos: trece (13) mediciones con cuatro (4) PQA823 de HT Instruments (HT Instruments, 2019), una (1) medición con un (1) Fluke 435 (Fluke Brands, 2019a) y cuatro (4) mediciones con un (1) Fluke 1730 (Fluke Brands, 2019b), a 18 usuarios residenciales estrato cuatro en diferentes puntos de la ciudad de Bogotá durante ocho semanas, las mediciones en cada unidad residencial se realizaron en periodos completos diarios (00:00 hasta 23:59) entre 2 y 5 días de la semana. Los datos obtenidos fueron: Corriente, Tensión, Potencia y Factor de potencia, empleando los protocolos de medición para cada equipo.

Determinación de la curva de demanda del usuario Estrato 4

Los registros obtenidos se procesaron y con los datos de potencia consumida de cada hora (0 - 23 horas) se obtuvo el promedio en cada lapso, el mismo procedimiento se realizó para cada día, obteniendo el consumo de potencia por hora para cada día del usuario (Ver Figura 3.14). Se observa el comportamiento aleatorio de consumo de las viviendas en donde se tomaron las mediciones, en algunas hay picos de consumo que sobrepasan las demás en diferentes períodos del día. Este comportamiento estocástico es el que se debe incluir en el modelo que se propone.

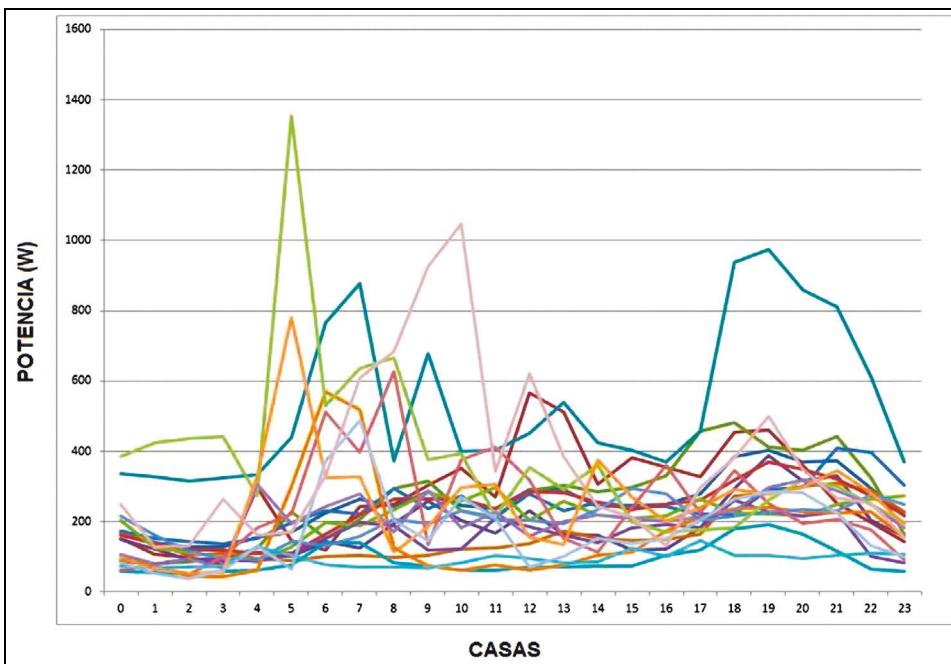


Figura 3.14 Curvas de medidas en los registros de las casas.

Fuente: (A.M.Vega, 2018)

Los consumos por hora de cada día de la semana se promediaron y se estableció la curva final de consumo del estrato cuatro de la ciudad de Bogotá. Para determinar la curva no se eliminaron datos aunque su comportamiento fuera atípico, ya que con esto se muestra la variación de la curva y lo disperso de los consumos en las diferentes residencias, por lo anterior para incluir la dispersión, fue necesario calcular la desviación estándar del total de las mediciones, la curva final se observa en la Figura 3.15. De igual manera el consumo promedio en el mes es de 168,87 kWh.

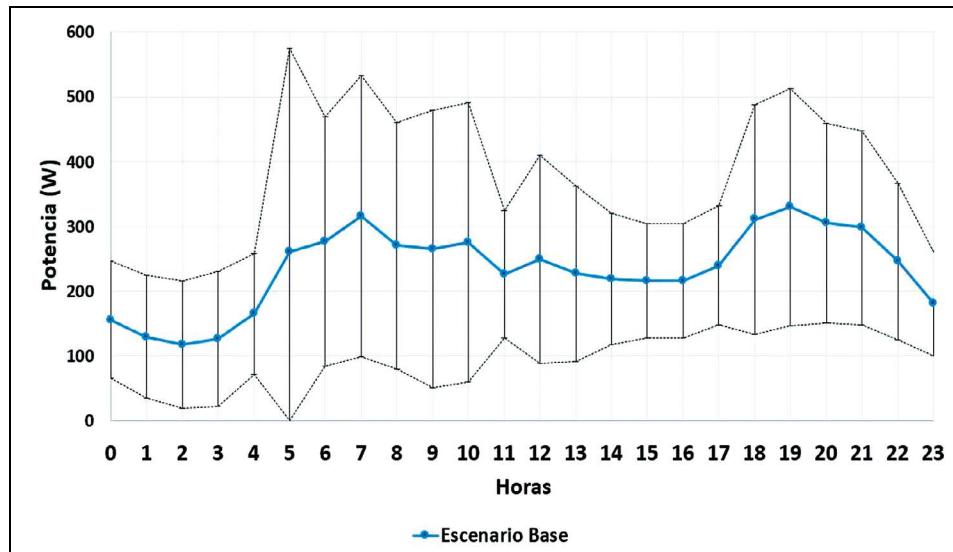


Figura 3.15 Proyección Curva consumo estrato 4 en la ciudad de Bogotá.
Fuente: (A.M.Vega,2018)

3.3 Modelo estocástico de hábitos de consumo de energía eléctrica

Los pronósticos de carga se basan en el conocimiento obtenido de la experiencia usando una técnica adecuada. Los datos tanto estáticos como dinámicos están incluidos los cuales se representan como un conjunto de variables a los que se les define un valor, estático o dinámico.

Para adaptar el modelo se tuvo cuenta las principales características de los modelos empíricos probalisticos, ya que por su naturaleza permiten analizar los intervalos de tiempo en los periodos donde se requiere el análisis del comportamiento de la curva de carga.

3.3.1 Adaptación del modelo

De los modelos empíricos probalisticos analizados se extrajo las principales características de cada uno de ellos, de igual manera los datos ob-

tenidos por medio de las encuestas sirvieron para agregar otras funcionalidades y adaptar el modelo propuesto en esta investigación.

Se empleará la dinámica de sistemas la cual es una ciencia para estudiar multiplicidad de sistemas y sus relaciones causales, incluyendo sistemas sociales, económicos, políticos, entre otros, lo que permite analizar el comportamiento y realizar diferentes simulaciones en el tiempo (Rasouli, 2010). De igual manera permite el estudio de las características de los sistemas, analizando toda su estructura, las decisiones y acciones que influyen en su comportamiento a futuro (Borshchev & Filippov, 2004). Su objetivo es observar que puede pasar a lo largo del tiempo para diferentes escenarios, sin embargo no es un instrumento de pronóstico, por tal razón no es necesario tener los datos completos, ya que por medio de la definición de eventos y cambios en las variables se obtienen las diferentes simulaciones (Castaño, 2013).

Para la simulación se empleó el software PowerSim ® en su versión “Studio Academic” (PowerSim, 2019), para desarrollar el modelo propuesto de curva de carga, ya que permite efectuar modelado de flujos entre las variables, manejo de unidades, creación de interfaces de usuario, conectarse a bases de datos, desarrollar funciones personalizadas, con lo anterior se establecen unos datos de entrada a los cuales se les efectúa un procesamiento que brinda los datos de salida específicos sobre posibles modificaciones en los hábitos de consumo para obtener diferentes curvas de demanda, estos elementos se observan en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3 Elementos modelo estocástico propuesto

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

DATOS ENTRADA	PROCESAMIENTO EMPLEADO	DATOS SALIDA
<ul style="list-style-type: none"> • Información de número ocupantes de la vivienda (limitada a 5 personas). • Selección de uso (semana o fin de semana). • Información relacionada con alumbrado, electrodomésticos de calor y/o frío, entretenimiento, cocina, ropa, ducha y varios (30 en total). • Curvas carga individual de ocho agrupaciones de dispositivos. • Características socioeconómicas relacionadas con el número de ocupantes. • Tasa uso cada electrodoméstico por periodo. • Estimación demanda potencia máxima. 	<ul style="list-style-type: none"> • Asignación de número aleatorio con simulación predeterminada por el software para la cantidad de electrodomésticos encendidos por períodos de tiempo, teniendo en cuenta el numero de ocupantes en la vivienda y el dia de uso. • Aplicación de la probabilidad de que un evento de demanda de energía ocurra (encendido). • Intervalos de aleatoriedad de uso de los electrodomésticos. • Probabilidad de ciclos de operación en cada periodo. • Factor de uso diario de cada electrodoméstico (máximo 30). • Determinación encendido por medio de probabilidades comparadas con número aleatorio. 	<ul style="list-style-type: none"> • Curva específica diaria por grupo de dispositivos. • Curva total de energía de una sola vivienda. • Energía total por grupos de dispositivos en un dia. • Energía total de la vivienda en un día. • Porcentajes de consumo por grupos de dispositivos. • Valor estimado de energía al mes.

El diseño del modelo estocástico propuesto está conformado por datos de entrada, el procesamiento de los mismos y los datos de salida como se observa en la Figura 3.16. El diseño de este modelo es uno de los principales aportes de esta investigación ya que los hábitos de consumo son muy difíciles de predecir y con el comportamiento aleatorio propuesto se observan los cambios que se pueden presentar en la curva de demanda en este estrato residencial.

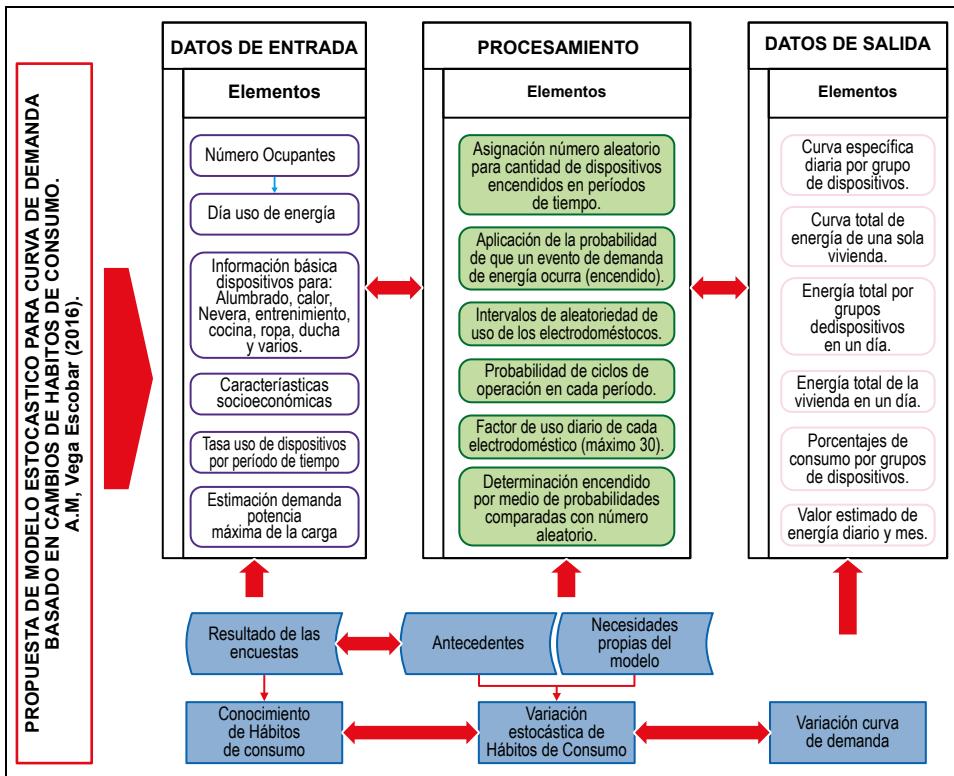


Figura 3.16 Esquema propuesto del modelo estocástico hábitos de consumo

Fuente: (A.M.Vega, 2018)

3.3.2 Diseño y desarrollo del modelo estocástico propuesto de hábitos de consumo

Para proponer el modelo se determinaron unas variables de entrada las cuales están ligadas a las tendencias de los datos conseguidos en las encuestas y en la curva típica obtenida de las mediciones en el estrato 4 de la ciudad de Bogotá. Se trabajó con cada una de las 24 horas al día y con períodos de tiempo, dividiendo el día en seis (6) momentos: 0 – 6, 6 – 10, 10 – 14, 14 – 18, 18 – 21 y 21 – 24, para extraer otras conclusiones de gestión sobre los hábitos de consumo. Se consideró importante establecer dos períodos en la semana: entre semana y los fines de semana, ya que de acuerdo a la encuesta se observó variación de consumo de energía los fines de semana con un 77,2%. Se incorporó la variación del número de ocupantes con un máximo de 6, el cual se puede variar de acuerdo a la simulación que se realice.

Ocho (8) grupos de electrodomésticos principales fueron establecidos los cuales se dividieron en subgrupos y se les asignó el respectivo consumo promedio el cual se obtuvo de los siguientes autores: (Electrocalculator, 2018) y (Instituto Nicaraguense de energía, 2018).

El modelo propuesto tiene unas variables que su diseño se trabajó de manera similar para todos los grupos de electrodomésticos planteados, las cuales se explican a continuación:

- **Energía grupo electrodomésticos por periodo (EGE_p):** energía promedio consumida por el total (ET) de los electrodomésticos en cada periodo de tiempo.

$$EGE_p = \sum_{i=1}^n ET_{nxn} \quad (3-3)$$

- **Energía por tipo de electrodoméstico (EE):** consumo total de la energía por tipo de electrodoméstico analizado.

$$EE = \sum_{i=1}^n ET_{Tipo\;electrodoméstico} \quad (3-4)$$

- **Energía día electrodoméstico (ED_E):** sumatoria de la energía consumida de cada grupo de electrodoméstico de cada periodo de tiempo.

$$ED_E = \sum_{i=1}^n EE_E \quad (3-5)$$

- **Energía mes electrodoméstico (EM_E):** Proyección estimada de la energía total diaria por 30 días al mes.

$$EM_B = ED_E \times 30 \quad (3-6)$$

- **Gráfica de demanda de electrodoméstico en el día:** Representación gráfica de la curva de energía del electrodoméstico en un día, la cual tiene un comportamiento aleatorio de acuerdo a cada simulación, esta se puede visualizar de dos maneras; por horas o por periodos de tiempo.

- **Valor kWh:** Valor variable que se puede asignar del kWh para efectuar proyecciones.
- **Valor estimado de energía por el mes:** es la multiplicación de la energía consumida en un mes por el valor del kWh.

En la presente sección se explica el diseño de uno de los grupos de electrodomésticos involucrados en el modelo estocástico propuesto que contiene la simulación:

A. Grupo Alumbrado

- **Escenario base Cantidad Bombillos (EBC_B):** Número de bombillos estimados para cada vivienda de estrato 4, que se tienen como base para el análisis. El número se repite para cada periodo pues es la base de los bombillos que puede haber en una casa y se estructura en una matriz para efectos de facilitar el cálculo con las posteriores operaciones en donde intervienen probabilidades. Aquí se tuvo en cuenta la encuesta realizada donde se establece que el 54% de las viviendas tienen entre 6 y 10 bombillos, el 18% entre 11 y 15 bombillos y el 8% entre 16 y 20 bombillos. Se realizó la eliminación de los extremos o medida de tendencia central estadística, que son entre 1 y 5 bombillos el 16% y más de 21 bombillos el 4%, se tendría un intervalo de cobertura del 80%, que es representativo del estrato 4. Con lo anterior la cantidad promedio se determinó en 15 bombillos por vivienda.
- **Porcentaje Tipo de Bombillos (PT_B):** es la cantidad de bombillos de cada tipo que se tienen en las viviendas estrato 4, y fue determinada de acuerdo a los resultados obtenidos en las encuestas en los siguientes porcentajes: Incandescentes: 25%, Fluorescente compacto: 59%, Led: 11%, y Halógenos: 5%.
- **Variación Cantidad Bombillos (VC_B):** para cada experimento se establece la cantidad de bombillos ajustada a las viviendas

de estrato 4. Se establece un intervalo de aleatoriedad para simular un tipo de vivienda que tenga un mínimo y máximo número de bombillos por medio de una variable denominada Random Cantidad Bombillos (RC_B), la cual genera un número aleatorio entre 0 y 1 siguiendo los algoritmos implementados por el Sistema PowerSim que se basan en cuatro funciones aleatorias que permiten generar los números aleatorios de acuerdo a una distribución de probabilidad para las variables continuas, la cuales son: distribución Exponencial, normal/Gauss, de Poisson, y uniforme. A este número se le establece un rango de probabilidad de acuerdo a los porcentajes establecidos en la variable Porcentaje Tipo de Bombillos.

$$VC_B = PT_B * (1 - RC_B) \quad (3-7)$$

- **Probabilidad de encendido de Bombillos por Período de Tiempo (PE_B):** Esta variable maneja las probabilidades de encendido de cada uno de los cuatro tipos de bombillos seleccionados, en cada uno de los seis periodos del día, lo cual se maneja con una matriz $4x24$ teniendo en cuenta la variación de la curva de demanda base obtenida.

$$PE_B_{4x24} = 1 - PE_B(E)_{4x24} \quad (3-8)$$

- **Cantidad probable de bombillos encendidos (CPE_B):** Posibilidad de encendido de los bombillos en cada uno de los períodos de tiempo el cual se genera con la probabilidad de encendido de manera aleatoria y la variación de la cantidad de bombillos que se tienen en cada simulación.

$$CPE_B = VC_B_{4x1} * PE_B_{4x24} \quad (3-9)$$

- **Tiempo de uso base de los bombillos en cada periodo de tiempo (TB_B):** este dato se proyectó de acuerdo a la encuesta y la curva de demanda sobre el uso de los Bombillos en horas y para cada periodo de tiempo, estableciendo valores fijos para proyectar la aleatoriedad posterior de uso en cada simulación.

- **Probabilidad Horas Uso Alumbrado por Periodo de Tiempo (PHU_B):** Esta variable maneja las probabilidades de encendido de cada uno de los bombillos seleccionados, en cada uno de los periodos del día, lo cual se maneja con una matriz 4x24 teniendo en cuenta el porcentaje de uso promedio arrojado en la encuesta.
- **Tiempo uso probable bombillos (TP_B):** Es la variación en el tiempo de uso (encendido) de cada tipo de bombillo en los diferentes periodos de tiempo. Su tiempo máximo se determinó con la variable tiempo de uso base diario alumbrado por periodo de tiempo y la probabilidad de uso de la siguiente manera:

$$TP_B \text{ } 4X24 = TB_B \text{ } 4X24 * PHU_B \text{ } 4X24 \quad (3-10)$$

- **Factor de Operación (FO_B):** Es un valor que contiene un porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los bombillos y el número de ocupantes de la vivienda. Este valor está determinado por un porcentaje de empleo de acuerdo a la simulación que se realice, teniendo en cuenta el porcentaje de utilización que arrojo la encuesta.
- **Energía total Bombillos (ET_B):** Es el resultado de la multiplicación de las siguientes variables: la cantidad probable de bombillos encendidos, la variación en el tiempo de uso de los bombillos y el factor de operación, teniendo en cuenta el consumo (C_B) de cada tipo de bombillo.

$$ET_B \text{ } 4X24 = CPE_B \text{ } 4X24 * TP_B \text{ } 4X24 * FO_B \text{ } 6x1 * C_B \quad (3-11)$$

La Figura 3.17, muestra el diseño de la simulación efectuada para el grupo de dispositivos de alumbrado, en el cual se establecen por medio de matrices, elementos de entrada y salida en las variables establecidas, al igual que componentes probabilísticos de ocurrencia.

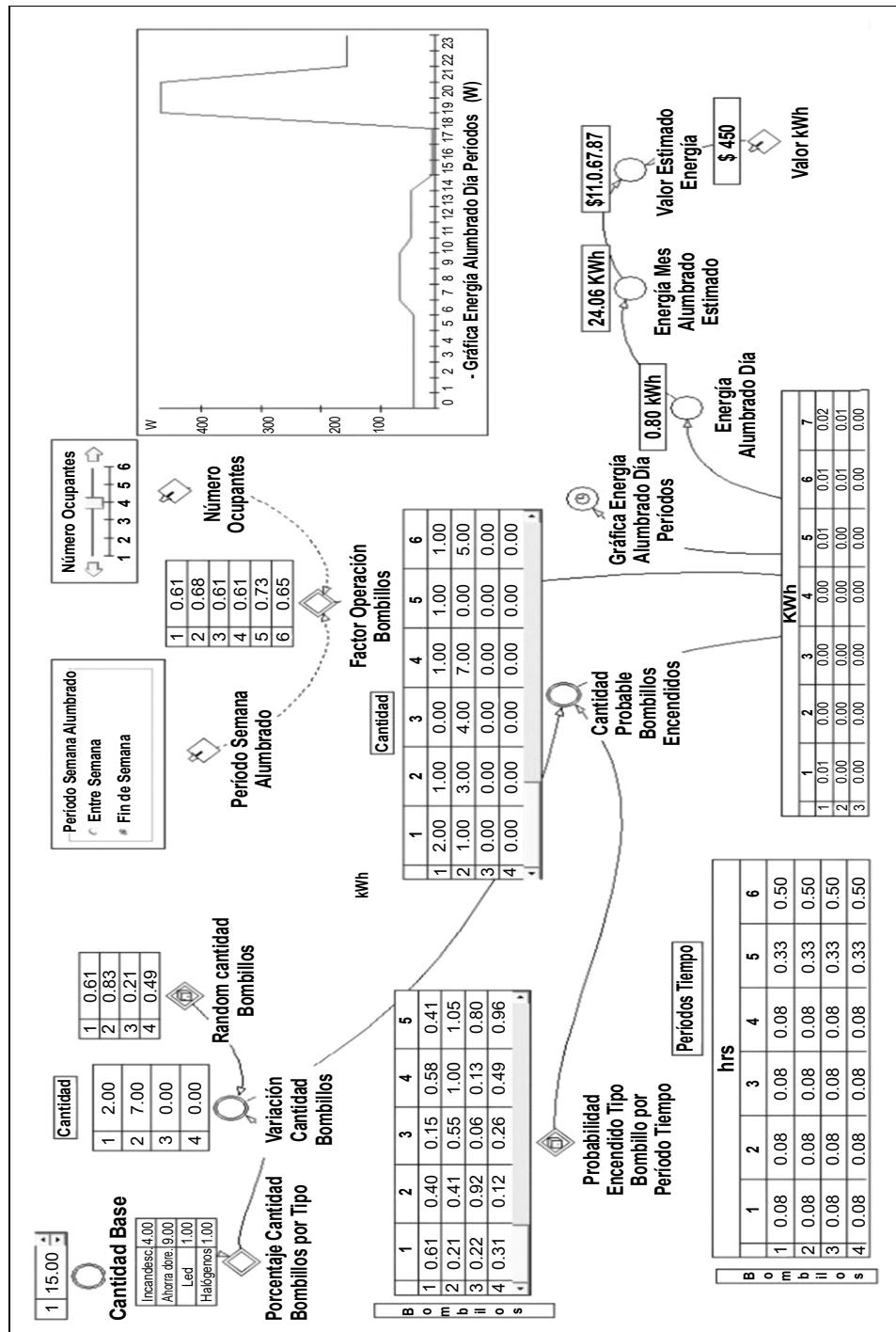


Figura 3.17 Simulación con el software PowerSim - alumbrado

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

B. Grupo Nevera

- **Escenario base Cantidad Nevera (EBC_N):** Número de neveras en cada vivienda, la cantidad máxima de neveras que se estableció fue una (1) ya que de acuerdo con los datos de la encuesta el 99% de los encuestados poseen al menos una nevera.
- **Consumo Día Nevera seleccionada:** Como referencia se clasificaron los siguientes cuatro tipos de neveras: 7 pies, 9 pies, 12 pies y Nevecón. Se selecciona una nevera en cada simulación, teniendo en cuenta las probabilidades del tipo de nevera de acuerdo a los datos de la encuesta.

Para determinar el consumo se investigó en el mercado sus respectivas fichas técnicas y el promedio de consumo de cada uno de los tipos de nevera, como se muestra en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Grupo neveras - consumos

Fuente: (A.M.Vega,2018)

	Consumo kWh/año	Consumo W/día
Nevera 7 pies	461,11	53,37
Nevera 9 pies	485,45	56,18
Nevera 12 pies	638,70	73,92
Nevecón	576,70	66,74

- **Tiempo de uso base Nevera (TUB_N):** Teniendo en cuenta que este electrodoméstico permanece conectado las veinticuatro (24) horas del día, no se trabajó con los seis períodos de tiempo establecidos para todos los grupos de dispositivos analizados, sino por horas.
- **Intervalo Aleatoriedad Nevera (IA_N):** Porcentaje de referencia del tiempo que está prendida o apagada la nevera. Los valores para los intervalos se trabajaron por horas de uso considerando que aproximadamente en una hora está 20 min (0,33 horas) prendida y 40 min (0,66) apagada, y de acuerdo con lo establecido en la curva de demanda base se le adicionó al porcentaje en determinados períodos de tiempo donde hay

mayor probabilidad de apertura de puerta y se considera que está prendida más tiempo hasta alcanzar la temperatura.

- **Tiempo de Uso probable de la nevera (TUP_N):** Es la variación en el tiempo de uso (encendido y apagado) de la nevera en cada hora del día. Su tiempo máximo se determinó con las variables tiempo de uso base nevera y el intervalo de aleatoriedad de uso de la nevera de la siguiente manera:

$$TUP_{N \text{ } 1X24} = TUB_{N \text{ } 1X24} * IA_{N \text{ } 1X24} \quad (3-12)$$

- **Factor de Operación Nevera (FO_N):** Valor que contiene un porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen la nevera y el número de ocupantes de la vivienda. Está determinado por un porcentaje mayor de empleo de acuerdo a la simulación que se realice, teniendo el porcentaje de utilización de la encuesta (Tabla 3.5).

Tabla 3.5 Factor operación Nevera
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Entre semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo	0,15	0,18	0,23	0,29	0,39	0,55
2 periodo	0,20	0,24	0,30	0,39	0,53	0,74
3 periodo	0,18	0,22	0,27	0,35	0,47	0,66
4 periodo	0,15	0,18	0,23	0,29	0,39	0,55
5 periodo	0,22	0,26	0,33	0,43	0,58	0,81
6 periodo	0,15	0,18	0,23	0,29	0,39	0,55
Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo	0,17	0,20	0,25	0,32	0,43	0,61
2 periodo	0,22	0,26	0,33	0,43	0,58	0,81
3 periodo	0,20	0,24	0,30	0,39	0,52	0,73
4 periodo	0,17	0,20	0,25	0,32	0,43	0,61
5 periodo	0,24	0,29	0,36	0,47	0,64	0,89
6 periodo	0,17	0,20	0,25	0,32	0,43	0,61

- **Energía total Nevera (ET_N):** Resultado de la multiplicación de las siguientes variables: la cantidad de neveras, la variación en el tiempo de uso de la nevera y el factor de operación de la nevera, teniendo en cuenta el consumo (C_N) de cada tipo de nevera.

$$ET_{N \text{ } 1x24} = 1 * TUP_{N \text{ } 1x24} * FO_{N \text{ } 6x1} * C_N \quad (3-13)$$

C. Grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios

En este apartado se explicará el comportamiento de los grupos de entretenimiento, cocina, calor y varios. Se agrupó así ya que el comportamiento de las respectivas variables es similar para cada simulación.

- **Escenario base Cantidad Entretenimiento (EBC_E):** Se seleccionaron seis electrodomésticos representativos que se emplean para entretenimiento (Computador mesa, computador portátil, televisor, equipo de sonido, reproductor y teatro en casa). Se asignó el número de dispositivos de entretenimiento estimados para cada vivienda de estrato 4, que se tienen como base para el análisis, este valor fue sacado de las encuestas, el más representativo es la cantidad de televisores, el cual se estableció en máximo 3, puesto que el 32% de los encuestados posee esa cantidad, de igual manera se estableció que le 31,86 tienen televisores de 21 pulgadas seguido por el 29% de 32 pulgadas.
- **Escenario base cantidad electrodomésticos cocina (EBC_c):** se seleccionaron seis (6) tipos de dispositivos de cocina más comunes (cafetera, estufa (4 puestos) eléctrica, licuadora, microondas, sanduchera y tostadora), la cantidad máxima promedio se determinó en uno (1) de acuerdo a los datos de la encuesta.
- **Escenario base cantidad electrodomésticos calor ($EBCa_c$):** se seleccionaron cinco (5) tipos de dispositivos de calor más comunes (horno eléctrico, secador de cabello, plancha de ropa, calefactor aire, plancha de cabello), la cantidad máxima pro-

medio se determinó en uno (1) de acuerdo a los datos de la encuesta.

- **Escenario base cantidad electrodomésticos varios (EBC_V):** se seleccionaron 6 tipos de electrodomésticos varios más comunes (aspiradora, enrutador, brilladora, máquina de coser, despertador, miscelánea), la cantidad máxima promedio de los cuatro primeros electrodomésticos se determinó en uno (1), la miscelánea son todos aquellos electrodomésticos que de alguna manera están conectados y tienen un consumo mínimo, a este tipo de electrodomésticos se le asignaron 7 en total.
- **Variación Cantidad electrodomésticos de los grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios (VC_E):** Se establece una cantidad de electrodomésticos que varía sin exceder la cantidad base establecida para las viviendas de estrato 4. Los intervalos de aleatoriedad se simulan con números aleatorio (RC_B) diferentes entre 0 y 1 en cada periodo de tiempo siguiendo los algoritmos implementados por el Sistema PowerSim®. A este número aleatorio se le establece un rango de posibilidad de acuerdo a los porcentajes establecidos:

$$VC_E = EBC_X * (1 - RC_B) \quad (3-14)$$

- **Probabilidad de encendido de electrodomésticos por Periodo de Tiempo (PE_E) grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios:** Probabilidades de encendido de cada uno de los electrodomésticos de cada grupo analizado, en los seis periodos del día, lo cual se maneja con una matriz 6x6. Teniendo en cuenta la variación de la curva de demanda base obtenida se le establece un rango de probabilidad:

$$PE_{E\ 6x24} = 1 - PE_E(E)_{6x24} \quad (3-15)$$

- **Cantidad probable de electrodomésticos encendidos (CPE_E) grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios:** Posibilidad de encendido de los electrodomésticos en cada uno de

los períodos de tiempo el cual se genera con la probabilidad de encendido de manera aleatoria y la variación de la cantidad de electrodomésticos en cada simulación.

$$CPE_E = VC_{E \text{ } 6x24} * PE_{E \text{ } 6x24} \quad (3-16)$$

- **Tiempo de uso base de los electrodomésticos grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios en cada periodo de tiempo (TUB_E):** este dato se proyectó de acuerdo a la encuesta y la curva de demanda sobre el uso de los electrodomésticos en cada periodo de tiempo y de estos valores se determinó el dato de cada hora, estableciendo los valores de la Tabla 3.6, los cuales son fijos para proyectar la aleatoriedad de uso en cada simulación:

Tabla 3.6 Elementos modelo estocástico Tiempo de uso base grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

	(0-6am)	(6-10am)	(10 - 2pm)	(2 - 6pm)	(6 - 9pm)	(9 - 0am)
ENTRETENIMIENTO						
Computador Mesa	0,25	1	1	2	2	0,25
Portátil	0,25	1	1	2	2	1
Televisor	0,5	1,5	1	1	2,5	2
Equipo Sonido	0,25	1	1,5	0	1	0
Reproductor	0	0	0	0	1	0,5
Teatro Casa	0	0	0	0	1,5	1,5
COCINA						
Cafetera,	0,13	0,13	0,25	0,13	0,25	0,13
Estufa eléctrica,	0,15	0,5	1	0	0,75	0,15
licuadora	0,08	0	0,08	0	0	0
microondas	0,08	0,08	0,17	0,08	0,08	0,08
Sanduchera	0,08	0	0	0	0,05	0
Tostadora	0,08	0	0	0	0,05	0
CALOR						
Horno eléctrico	0	0	1	0	1	0
Secador de cabello	0,16	0,25	0	0	0,16	0
Plancha de ropa	0	0,08	0,5	2	0,25	0
Calefactor aire	0	0	0	0	1	1
Plancha de cabello	0,16	0,16	0	0	0,16	0
VARIOS						
Aspiradora	0	1	1	1	0	0
Enrutador	5	4	4	4	3	3
Brilladora	0	1	1	1	0	0
Máquina coser	0	1	0	1	1	0
Despertador	5	4	4	4	3	3
Miscelánea	3	2	2	2	1,5	1,5

- **Probabilidad Horas Uso grupos Entretenimiento,Cocina,Calor y Varios por Periodo de Tiempo (PHU_B)**: Esta variable maneja las probabilidades de encendido de cada uno de los electrodomésticos seleccionados, en cada uno de los periodos del día, lo cual se maneja con una matriz 6x6 teniendo en cuenta el porcentaje de uso promedio arrojado en la encuesta para entretenimiento, cocina y calor.

Con relación a los electrodomésticos del grupo varios, la probabilidad se manejó con la tendencia de la curva de consumo general.

- **Tiempo uso probable electrodomésticos grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios (TP_E)**: Es la variación en el tiempo de uso (encendido) de cada electrodoméstico en los diferentes períodos de tiempo. Su tiempo máximo se determinó con la variable tiempo de uso base por periodo de tiempo y la probabilidad de uso de la siguiente manera:

$$TP_E \text{ } 6X24 = TB_E \text{ } 6X24 * PHU_E \text{ } 6X24 \quad (3-17)$$

- **Factor de Operación Entretenimiento (FO_E)**: Porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de entretenimiento y el número de ocupantes de la vivienda. Este valor está determinado por un porcentaje mayor de empleo de acuerdo a la simulación que se realice, teniendo en cuenta el porcentaje de utilización que arroja la encuesta (Tabla 3.7).

*Tabla 3.7 Factor de operación entretenimiento
Fuente: (A.M.Vega,2018)*

Entre semana		Habitantes					
		1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)		0,08	0,09	0,10	0,12	0,15	0,19
2 periodo (6 – 10)		0,17	0,19	0,22	0,26	0,32	0,41
3 periodo (10 – 14)		0,10	0,11	0,13	0,15	0,19	0,24
4 periodo (14 – 18)		0,10	0,11	0,13	0,15	0,19	0,24
5 periodo (18 – 21)		0,20	0,22	0,25	0,30	0,38	0,49
6 periodo (21 – 0)		0,15	0,17	0,19	0,23	0,28	0,36

Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,10	0,11	0,12	0,15	0,18	0,23
2 periodo (6 – 10)	0,20	0,22	0,26	0,31	0,39	0,50
3 periodo (10 – 14)	0,12	0,13	0,15	0,18	0,23	0,29
4 periodo (14 – 18)	0,12	0,13	0,15	0,18	0,23	0,29
5 periodo (18 – 21)	0,24	0,26	0,30	0,36	0,46	0,58
6 periodo (21 – 0)	0,18	0,20	0,23	0,27	0,34	0,44

- **Factor de Operación Cocina (FO_c):** Porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de cocina y el número de ocupantes de la vivienda (Tabla 3.8).

Tabla 3.8 Factor operación cocina
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Entre semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,08	0,09	0,10	0,12	0,15	0,20
2 periodo (6 – 10)	0,10	0,11	0,13	0,15	0,19	0,25
3 periodo (10 – 14)	0,15	0,17	0,19	0,23	0,28	0,37
4 periodo (14 – 18)	0,05	0,06	0,06	0,08	0,09	0,12
5 periodo (18 – 21)	0,17	0,19	0,22	0,26	0,32	0,42
6 periodo (21 – 0)	0,08	0,09	0,10	0,12	0,15	0,20

Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,10	0,11	0,12	0,15	0,18	0,24
2 periodo (6 – 10)	0,12	0,13	0,15	0,18	0,23	0,30
3 periodo (10 – 14)	0,18	0,20	0,23	0,27	0,34	0,44
4 periodo (14 – 18)	0,06	0,07	0,08	0,09	0,11	0,15
5 periodo (18 – 21)	0,20	0,22	0,26	0,31	0,39	0,50
6 periodo (21 – 0)	0,10	0,11	0,12	0,15	0,18	0,24

- **Factor de Operación Calor (FO_{CA}):** Porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de calor y el número de ocupantes de la vivienda (Tabla 3.9).

Tabla 3.9 Factor operación calor

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Entre semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,05	0,06	0,06	0,08	0,09	0,12
2 periodo (6 – 10)	0,08	0,09	0,10	0,12	0,15	0,20
3 periodo (10 – 14)	0,04	0,04	0,05	0,06	0,08	0,10
4 periodo (14 – 18)	0,03	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07
5 periodo (18 – 21)	0,10	0,11	0,13	0,15	0,19	0,25
6 periodo (21 – 0)	0,05	0,06	0,06	0,08	0,09	0,12

Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,06	0,07	0,08	0,09	0,12	0,15
2 periodo (6 – 10)	0,10	0,11	0,13	0,15	0,19	0,25
3 periodo (10 – 14)	0,05	0,06	0,06	0,08	0,09	0,12
4 periodo (14 – 18)	0,04	0,04	0,05	0,06	0,07	0,09
5 periodo (18 – 21)	0,13	0,14	0,16	0,19	0,24	0,31
6 periodo (21 – 0)	0,06	0,07	0,08	0,09	0,12	0,15

- **Factor de Operación Varios (FO_v):** Porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de varios y el número de ocupantes de la vivienda (Tabla 3.10).

Tabla 3.10 Factor operación varios

Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Entre semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,05	0,05	0,06	0,07	0,08	0,10
2 periodo (6 – 10)	0,10	0,11	0,12	0,13	0,16	0,20
3 periodo (10 – 14)	0,08	0,08	0,09	0,11	0,13	0,16
4 periodo (14 – 18)	0,05	0,05	0,06	0,07	0,08	0,10
5 periodo (18 – 21)	0,12	0,13	0,14	0,16	0,19	0,24
6 periodo (21 – 0)	0,05	0,05	0,06	0,07	0,08	0,10

Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,06	0,06	0,07	0,08	0,09	0,11
2 periodo (6 – 10)	0,12	0,12	0,13	0,15	0,18	0,23
3 periodo (10 – 14)	0,09	0,10	0,11	0,12	0,15	0,18
4 periodo (14 – 18)	0,06	0,06	0,07	0,08	0,09	0,11
5 periodo (18 – 21)	0,14	0,14	0,16	0,18	0,22	0,27
6 periodo (21 – 0)	0,06	0,06	0,07	0,08	0,09	0,11

- **Energía total electrodomésticos grupos Entretenimiento, Cocina, Calor y Varios (ET_E)**: Resultado de la multiplicación de las siguientes variables: la cantidad probable de electrodomésticos encendidos, la variación en el tiempo de uso de los electrodomésticos y el factor de operación, teniendo en cuenta el consumo (C_E) de cada uno.

$$ET_{E\ 6x24} = CPE_{E\ 6x24} * TP_{E\ 6x24} * FO_{E\ 6x1} * C_E \quad (3-18)$$

D. Grupos Ropa y Baño

Se presentan los grupos de ropa y baño, los cuales tienen un comportamiento similar y se maneja una menor cantidad de electrodomésticos en ellos, algunas explicaciones de variables se omitirán ya que su procedimiento de diseño se efectúa como en los grupos anteriores.

- **Escenario base cantidad electrodomésticos Ropa (EBC_R)**: se seleccionaron dos (2) tipos de dispositivos de ropa (Lavadora y Secadora), la cantidad máxima promedio se determinó en uno (1) de acuerdo a los datos de la encuesta.
- **Escenario base cantidad electrodomésticos Ducha (EBC_D)**: se seleccionaron tres (3) tipos de dispositivos de ducha (ducha eléctrica, calentador eléctrico y calentador gas), la cantidad máxima promedio para los calentadores se determinó en uno (1) al igual que para las duchas eléctricas de acuerdo a los datos de la encuesta.

- **Intervalo Cantidad Ropa (IC_R):** se efectuaron dos intervalos de cantidad de dispositivos de ropa, de acuerdo a los resultados de la encuesta en donde el 100% posee lavadora mientras que tan solo el 7% poseen secadora, estos intervalos son para conservar la probabilidad de que se cumplan estos porcentajes.
- **Intervalo Cantidad Ducha (IC_D):** se efectuaron tres intervalos de cantidad de dispositivos de ducha, de acuerdo a los resultados de la encuesta en donde el 32% posee calentador a gas, el 16 % calentador eléctrico y el 52% ducha eléctrica, estos intervalos son para conservar la probabilidad de que se cumplan estos porcentajes.
- **Tiempo de uso base de los electrodomésticos grupo Ducha en cada periodo de tiempo (TUB_{ED}):** este dato se proyectó de acuerdo a la encuesta y la curva de demanda sobre el uso de los electrodomésticos en cada periodo de tiempo, estableciendo los valores de la Tabla 3.11, los cuales son fijos para proyectar la aleatoriedad de uso en cada simulación:

Tabla 3.11 Tiempo de uso base grupo Baño

Fuente: (A.M.Vega,2018)

	(0 – 6)	(6 – 10)	(10 – 14)	(14 - 18)	(18 – 21)	(21 – 0)
Ducha eléctrica	0,17	0,25	0	0	0,16	0
Calentador eléctrico	1	1	0	0	0	1
Calentador Gas	0,17	0,25	0	0	0,16	0

- **Tiempo de uso base de los electrodomésticos grupo Ropa en cada periodo de tiempo (TUB_{ER}):** este dato se proyectó teniendo en cuenta que no son de uso diario sino semanal, aproximadamente 3 horas a la semana, por lo cual se dividió en los siete días a la semana, obteniendo un valor de 0,42 horas día, dato que se distribuyó en los 5 horas del día que posiblemente se hace uso de estos electrodomésticos el cual es 0,0858 horas día.

- **Probabilidad Horas Uso grupos Ropa y Baño por Periodo de Tiempo (PHUE):** Esta variable maneja las probabilidades de encendido de cada uno de los electrodomésticos seleccionados, en cada uno de los periodos del día, lo cual se maneja con una matriz 6x6 teniendo en cuenta el porcentaje de uso promedio arrojado en la encuesta para Ropa y Baño.
- **Factor de Operación Ropa (FO_R):** Es un valor que contiene un porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de ropa y el número de ocupantes de la vivienda (Tabla 3.12):

Tabla 3.12 Factor de operación ropa

Fuente: (A.M.Vega 2018)

Entre semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,01	0,01	0,01	0,02	0,02	0,03
2 periodo (6 – 10)	0,10	0,12	0,14	0,17	0,22	0,30
3 periodo (10 – 14)	0,03	0,03	0,04	0,05	0,07	0,09
4 periodo (14 – 18)	0,03	0,03	0,04	0,05	0,07	0,09
5 periodo (18 – 21)	0,15	0,17	0,21	0,26	0,34	0,45
6 periodo (21 – 0)	0,05	0,06	0,07	0,09	0,11	0,15
Fin de semana						
	Habitantes					
	1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)	0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
2 periodo (6 – 10)	0,13	0,15	0,18	0,22	0,29	0,39
3 periodo (10 – 14)	0,04	0,04	0,05	0,07	0,09	0,12
4 periodo (14 – 18)	0,04	0,04	0,05	0,07	0,09	0,12
5 periodo (18 – 21)	0,20	0,22	0,27	0,34	0,44	0,59
6 periodo (21 – 0)	0,07	0,07	0,09	0,11	0,15	0,20

- **Factor de Operación Ducha (FO_D):** Es un valor que contiene un porcentaje de operación que varía de acuerdo al periodo de la semana en que se empleen los electrodomésticos de Ropa y el número de ocupantes de la vivienda (Tabla 3.13):

Tabla 3.13 Factor operación Ducha

Fuente: (A.M.Vega,2018)

Entre semana		Habitantes					
		1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)		0,10	0,12	0,15	0,20	0,26	0,37
2 periodo (6 – 10)		0,20	0,24	0,30	0,39	0,53	0,74
3 periodo (10 – 14)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
4 periodo (14 – 18)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
5 periodo (18 – 21)		0,05	0,06	0,08	0,10	0,13	0,18
6 periodo (21 – 0)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04

Fin de semana		Habitantes					
		1	2	3	4	5	6
1 periodo (0 – 6)		0,11	0,13	0,17	0,21	0,29	0,41
2 periodo (6 – 10)		0,22	0,26	0,33	0,43	0,58	0,81
3 periodo (10 – 14)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
4 periodo (14 – 18)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04
5 periodo (18 – 21)		0,06	0,07	0,08	0,11	0,14	0,20
6 periodo (21 – 0)		0,01	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04

En la Figura 3.18, se muestra el resultado de los datos de salida cuando se realiza una simulación con el software PowerSim®, de tal forma en la parte superior está el consumo de cada uno de los ocho grupos de electrodomésticos por día y mes, el porcentaje de uso y la energía aproximada por año, en la parte inferior se observa la gráfica de consumo de energía diaria, la cual cambia cuando se realiza una simulación diferente.

Consumos por grupo de electrodomésticos				
	Energía Día	% Día	Energía Mes	Energía Aprox Año
Energía Iluminación	1,23 KWh	21,57 %	37,04 KWh	
Energía Nevera	1,05 KWh	18,31 %	31,45 KWh	
Energía Electrod Entretenimiento	0,29 KWh	5,06 %	8,69 KWh	
Energía Cocina	0,37 KWh	6,41 %	11,00 KWh	
Energía Electrodomésticos Calor	2,20 KWh	38,40 %	65,95 KWh	
Energía Electrodomésticos de Ropa	0,05 KWh	0,89 %	1,53 KWh	
Energía Electrodomésticos de Ducha	5,45e-3 KWh	0,10 %	0,16 KWh	
Energía Electrodomésticos Varios	0,53 KWh	9,27 %	15,92 KWh	
TOTAL ENERGIA	5,72 KWh		171,74 KWh	5.152,18 KWh

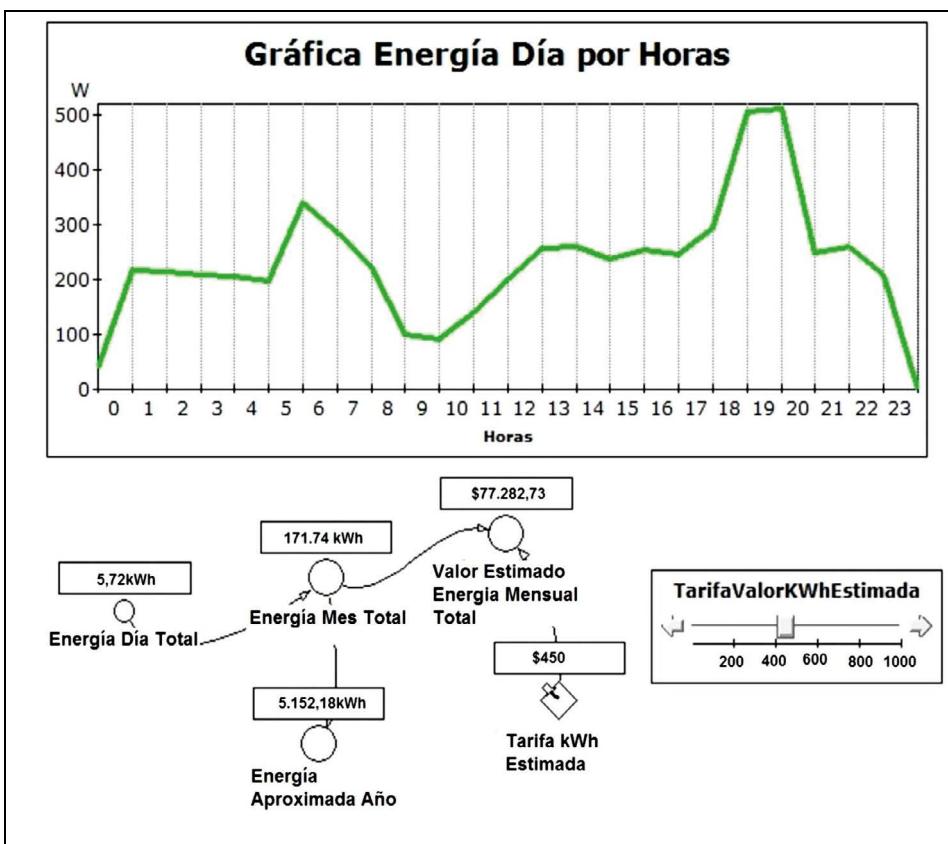


Figura 3.18 Resultados mostrados del modelo en PowerSim®
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

3.4 Pruebas y Resultados

Con el desarrollo del modelo estocástico propuesto en el software PowerSim® se procedió a incorporar datos aleatorios sobre posibles modificaciones en los hábitos de consumo de los usuarios domiciliarios estrato 4 de la ciudad de Bogotá, para obtener diferentes curvas probabilísticas que estimulen la interacción del usuario con el proceso energético domiciliario.

3.4.1 Proyección del Escenario Base

La primera simulación se realizó sin efectuar cambio alguno en los hábitos de consumo, para analizar si el comportamiento del modelo establecido estaba correlacionado con la curva obtenida por medio de las mediciones en las residencias previamente analizado, en la Figura 3.19 se observa el comportamiento aleatorio que presenta la curva de demanda en las diferentes simulaciones (100 en total) y la dispersión que presenta la misma, sin embargo existen dos picos uno en horas de la mañana y otro en horas de la noche. Se realizó un promedio a estas simulaciones para establecer una curva base de consumo (color rojo), la cual es el referente para la evaluación de los escenarios planteados que se explicarán a lo largo del capítulo.

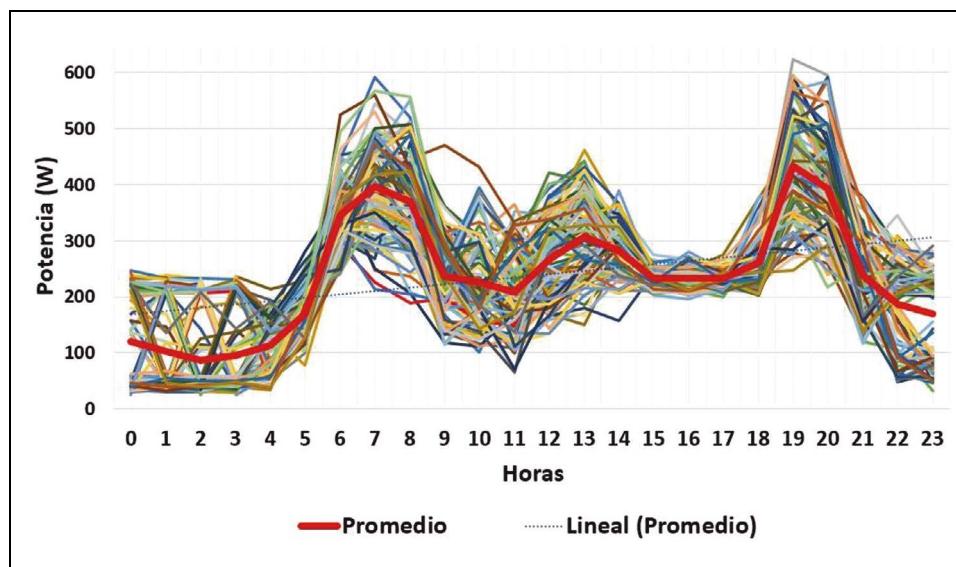


Figura 3.19 Simulación del modelo sin cambios en los hábitos de consumo
Fuente: (A.M.Vega,2018)

La curva de demanda determinada con las mediciones y los diferentes comportamientos examinados que se observaban en las residencias con relación a la dispersión presentada, se calculó la desviación estándar de la curva con respecto a su valor promedio, lo anterior para tener una visión de la distribución de los datos dentro del intervalo calculado y que se ajustaran a la situación para interpretarlos según el modelo estocástico planteado.

Con lo anterior se hizo necesario efectuar un análisis de las dos curvas que se habían construido previamente, la curva de demanda de las mediciones de color azul, y de color rojo es la curva de las simulaciones promedio con el modelo estocástico establecido como se muestra en la Figura 3.20, también está el intervalo establecido por la desviación estándar calculado con antelación, se observa que las dos se encuentran dentro de los rangos durante todo el día, y este comportamiento se adecuado a lo real que se quiere analizar.

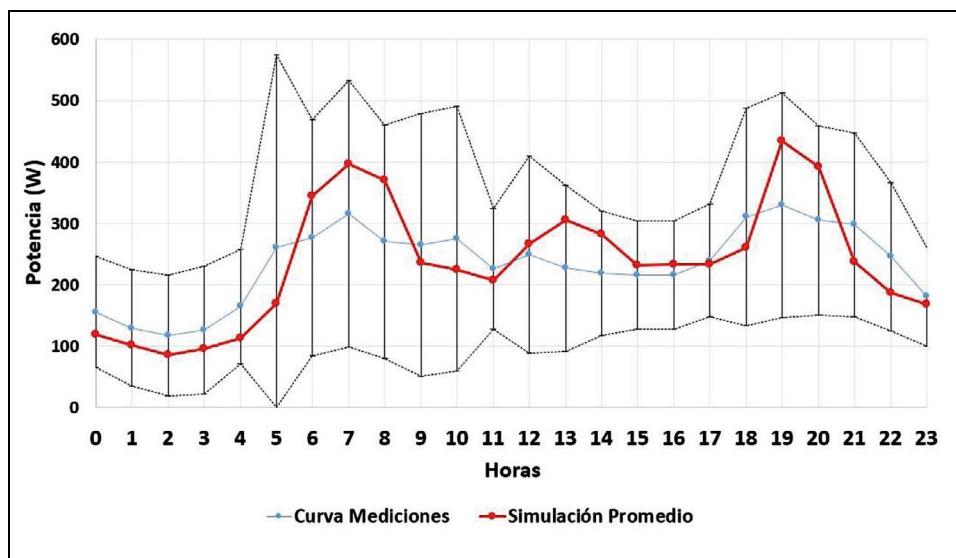


Figura 3.20 Curvas construidas y la desviación estándar
Fuente: (A. M. Vega, 2018)

Adicionalmente, se realizó un análisis de la energía al mes de las dos curvas planteadas y el promedio estadístico de consumo del estrato 4 en la ciudad de Bogotá, proponiendo diferentes opciones entre los tres, para

ver cómo se comportaba el grado de dispersión de la desviación estándar. El mayor fue de 4,35 comparando el consumo promedio total (kWh/mes) entre la curva de mediciones y el estadístico, lo cual se debe a la variación de consumos presentadas en las diferentes viviendas en donde se tomaron las mediciones, de igual manera esta toma fue aleatoria y por su grado de complejidad y tiempo el número de muestras representa una porción aproximada de las residencias estrato 4 de la ciudad de Bogotá. El menor fue 1,52 en su desviación estándar, entre la simulación promedio y la curva de mediciones, datos que son coherentes ya que el modelo se approximó a la curva teniendo como base los datos obtenidos en la encuesta (Ver Tabla 3.14).

Sin embargo, al calcular el nivel de dispersión de todas las desviaciones estándar arroja un valor 1,16, el cual es un valor pequeño. Por lo anterior se tomó como base para los escenarios propuestos la simulación promedio, ya que se encuentra dentro del margen de dispersión siguiendo la misma tendencia de la curva de mediciones y arrojó un consumo intermedio.

Tabla 3.14 Paralelo de los consumos de energía aproximados para determinar el escenario base
Fuente: (A.M.Vega,2018)

Curva Mediciones (kWh/mes)	Simulación Promedio (kWh/mes)	Estadístico (kWh/mes)	Desviación estándar
168,87	171,01	175,02	3,12
	171,01	175,02	2,84
168,87	171,01		1,52
168,87		175,02	4,35

3.4.2 Escenarios simulados

Doce escenarios de simulación fueron propuestos que se agregan al modelo estocástico diseñado, realizando las modificaciones respectivas en cada escenario, los cuales se simularon 100 veces sobre el mismo evento para observar las modificación en la curva de demanda, los escenarios se construyeron teniendo en cuenta los ocho grupos de electrodomésticos planteados y horarios donde la curva de demanda se incrementaba para visualizar la tendencia de la misma, de igual manera se propuso dos esce-

narios atípicos en su comportamiento: un escenario donde el cambio en los hábitos fuera dominante y otro donde el usuario cambiara de tecnología de sus electrodomésticos. Estos escenarios sirven como base para el planteamiento de un sistema de gestión energética domiciliaria que ayudará a los usuarios a mejorar el desempeño energético con el cambio de sus hábitos de consumo y mejorar la eficiencia energética. Los escenarios planteados son:

- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en la iluminación del 10% menos en el periodo de 18 – 21 horas.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en la iluminación del 10% menos en los periodos comprendidos entre las 5 – 7 y 18 – 21 horas.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en la iluminación del 20% menos en todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en entretenimiento del 20% menos en todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en entretenimiento y nevera del 20% menos en todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en calor del 20% menos en los periodos (6 – 8 y 19 – 21 horas).
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en cocina del 20% menos durante todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo ducha y ropa del 10% menos todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en electrodomésticos varios 20% menos durante todo el día.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo en toda la carga del 10% menos durante el periodo de 18 – 21 horas.
- Escenario haciendo cambios de tecnología en las residencias.
- Escenario con un cambio de hábitos de consumo del 30% menos en consumo de toda la carga.

Las pruebas y resultados realizados en los escenarios propuestos son explicados a continuación, las proyecciones se obtuvieron teniendo en

cuenta un precio base para el kWh de \$438,96 en el mes de agosto de 2016 (Codensa, 2016).

A. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del 10% en el Horario Comprendido entre las 18 y 21 horas

En esta simulación se proyectó en un 10% menos en el software de programación en el grupo de dispositivos de iluminación en el horario de 18 a 21 horas, las siguientes variables se modificaron de acuerdo a este periodo en donde recaía el cambio de los hábitos de consumo: Probabilidad de encendido de Bombillos por Periodo de Tiempo (PE_B), Cantidad probable de bombillos encendidos (CPE_B), Tiempo de uso base de los bombillos en cada periodo de tiempo (TB_B), Probabilidad Horas Uso Alumbrado por Periodo de Tiempo (PHU_B), Tiempo uso probable bombillos (TP_B) y el Factor de Operación (FO_B). La simulación se efectuó en el modelo 100 veces para ver su aleatoriedad y los consumos se promediaron por hora (Figura 3.21), dando una reducción del 2,03%.

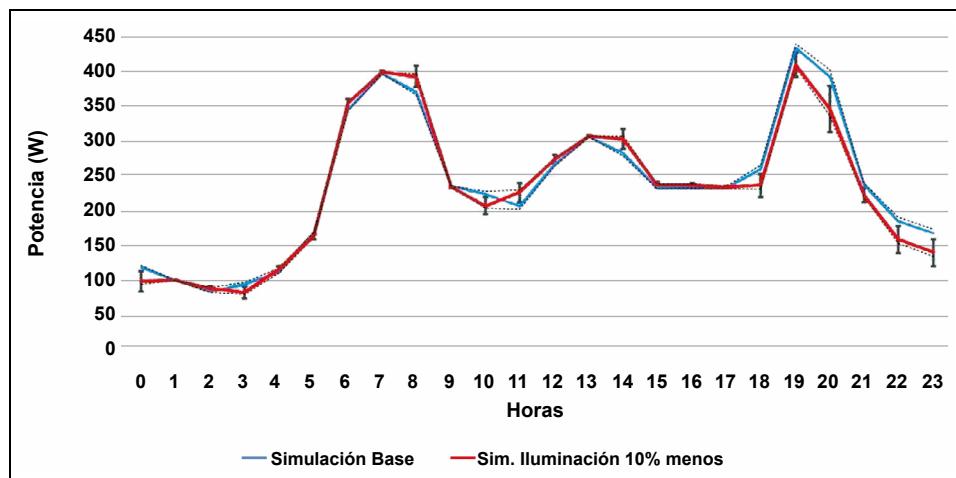


Figura 3.21 Curva hábitos de consumo en la iluminación del 10% en el horario 18 y 21pm
Fuente: (A.M.Vega,2018)

En la Tabla 3.15 está el consolidado de los consumos de carga de: la curva base y la curva obtenida con el cambio de los hábitos de consumo en un 10% en iluminación para el periodo analizado, se calculó la desviación

estándar entre ambos resultados y el porcentaje de variación con respecto a la curva base. El consumo promedio es de 167,53 kWh/mes.

Tabla 3.15 Consumos de energía y variación del escenario 1
Fuente: (A.M.Vega,2018)

Horas	Curva Base (kWh/mes)	Simulación Iluminación 10% Menos (kWh/mes)	Desviación Estándar	Porcentaje Variación
0	119,73	100,22	13,80	16%
1	102,00	102,27	0,19	0,26%
2	85,95	90,38	3,13	5,15%
3	96,31	84,16	8,59	13%
4	113,35	118,02	3,30	4,12%
5	169,55	163,94	3,97	3%
6	344,87	354,22	6,61	2,71%
7	396,41	398,83	1,71	0,61%
8	370,53	391,80	15,04	5,74%
9	235,97	234,61	0,96	1%
10	225,12	207,73	12,29	8%
11	207,27	226,75	13,78	9,40%
12	266,81	274,85	5,69	3,02%
13	305,91	307,22	0,93	0,43%
14	282,56	303,05	14,49	7,25%
15	232,45	237,79	3,77	2,30%
16	233,35	237,49	2,93	1,78%
17	232,77	234,97	1,56	0,95%
18	260,85	236,86	16,96	9%
19	433,78	409,34	17,28	6%
20	392,02	345,91	32,61	12%
21	237,39	223,10	10,11	6%
22	186,59	159,81	18,93	14%
23	168,81	141,05	19,63	16%
Consumo Mensual	171,01	167,53		2.03%

B. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del 10% en los Periodos Comprendidos entre las 5 – 7 y las 18 – 21 horas

Las variables a tener en cuenta en los dos períodos (5 – 7 y 18 – 21 horas) en donde ocurre el cambio de los hábitos de consumo son: Probabilidad de encendido de Bombillos por Período de Tiempo (PE_B), Cantidad probable de bombillos encendidos (CPE_B), Tiempo de uso base de los bombillos en cada periodo de tiempo (TB_B), Probabilidad Horas Uso Alumbrado por Período de Tiempo (PHU_B), Tiempo uso probable bombillos (TP_B) y el Factor de Operación (FO_B). Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.22).

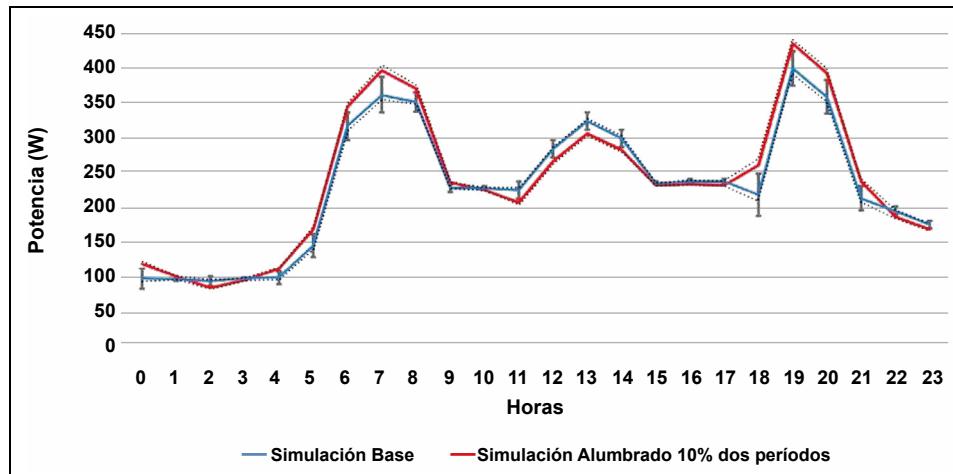
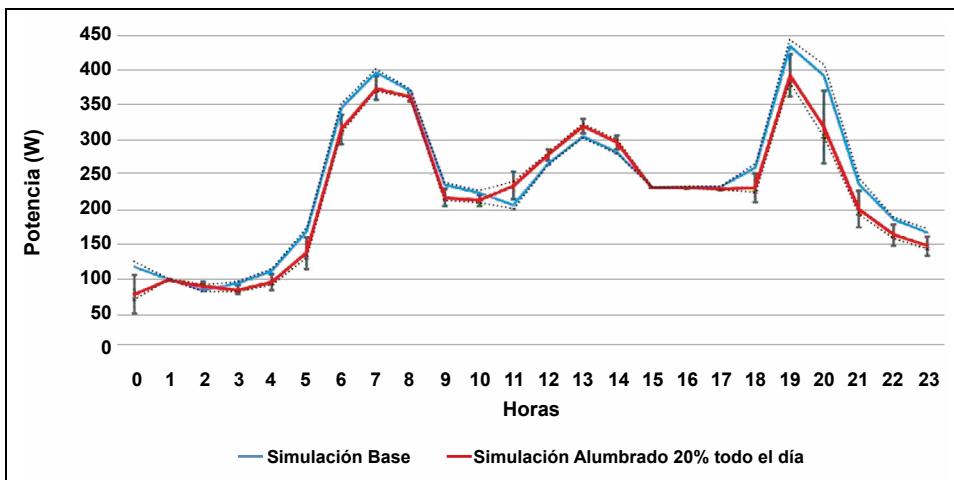


Figura 3.22 Hábitos de consumo en la iluminación del 10% en los períodos: 5 – 7 am y 18 y 21pm
Fuente: (A.M.Vega,2018)

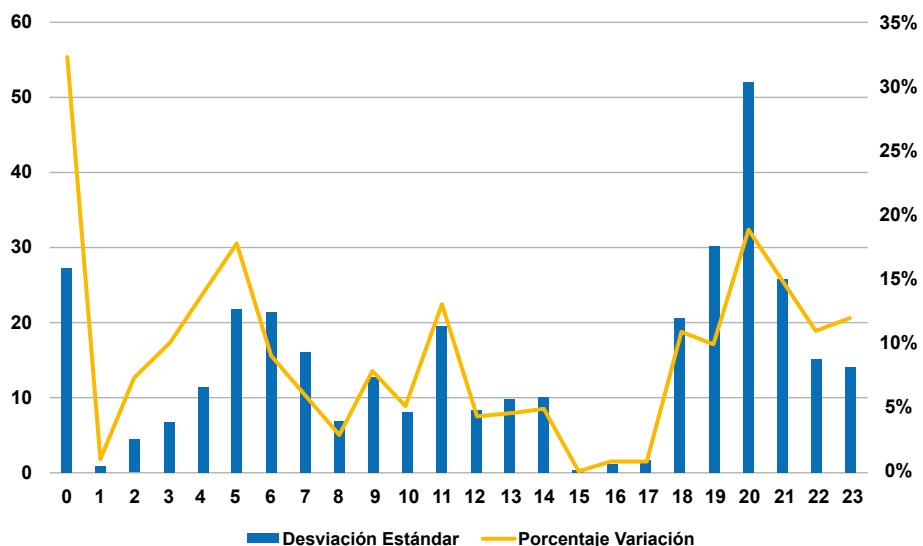
El consumo promedio en esta simulación es de 165,88 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 2,99% con relación a la simulación base. Este escenario indica que cambiando los hábitos de consumo en esa proporción la disminución en el precio de la factura es de \$ 2.248,20 al mes y en el año \$ 26.978,40 para un solo usuario.

C. Cambio de Hábitos de Consumo en la Iluminación del 20% en todo el día

Este escenario se trabajó con un 20% menos en el grupo de dispositivos de iluminación, las variables empleadas son: Probabilidad de encendido de Bombillos por Periodo de Tiempo (PE_B), Cantidad probable de bombillos encendidos (CPE_B), Tiempo de uso base de los bombillos en cada periodo de tiempo (TB_B), Probabilidad Horas Uso Alumbrado por Periodo de Tiempo (PHU_B), Tiempo uso probable bombillos (TP_B) y el Factor de Operación (FO_B). Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.23).



El consumo promedio con el cambio de los hábitos de consumo en un 20% en iluminación para todo el día es de 160,72 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 6,01% con relación a la simulación base, en el horario de la noche es donde se presenta la mayor variación porcentual. La Figura 3.24, muestra el porcentaje de variación del escenario con relación a la curva base y la respectiva desviación estándar.



D. Cambio de Hábitos de Consumo en Entretenimiento del 20% en todo el día

En este escenario las siguientes variables fueron empleadas: Probabilidad de encendido de Entretenimiento por Periodo de Tiempo (PE_E), Cantidad probable de Entretenimiento encendidos (CPE_E), Tiempo de uso base de Entretenimiento en cada periodo de tiempo (TB_E), Probabilidad Horas Uso Entretenimiento por Periodo de Tiempo (PHU_E), Tiempo uso probable Entretenimiento (TP_E) y el Factor de Operación (FO_E). Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.25).

El consumo promedio con el cambio de los hábitos de consumo en entretenimiento del 20% todo el día es de 163,84 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 4,19% con relación a la simulación base.

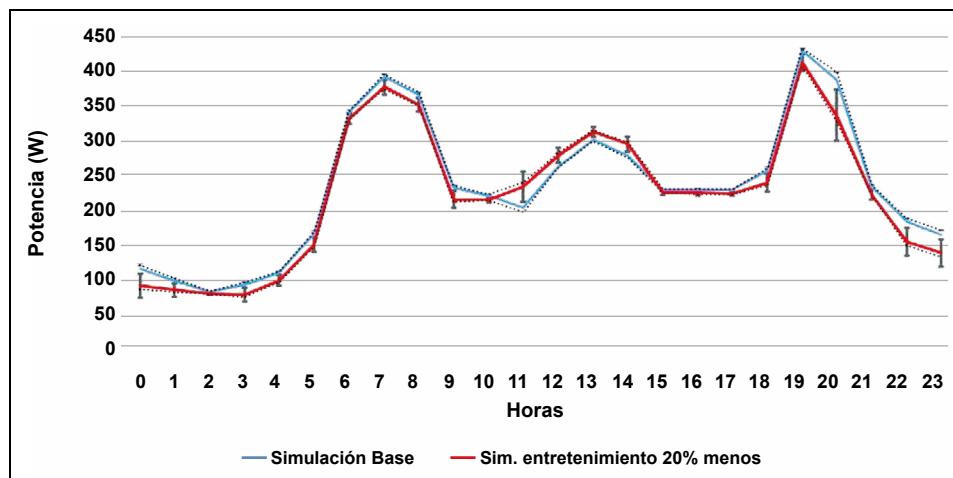


Figura 3.25 Hábitos de consumo en Entretenimiento del 20% en todo el Día
Fuente: (A.M.Vega,2018)

E. Cambio de Hábitos de Consumo en Entretenimiento y Refrigeración del 20% en todo el día

Este escenario se propuso un 20% menos en el grupo de dispositivos de entretenimiento y refrigeración, este último se estimularía con la no apertura de puertas, ciclos bajos de congelación, etc, durante todo el día, las variables a tener en cuenta son las relacionadas con entretenimiento y refrigeración. Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.26).

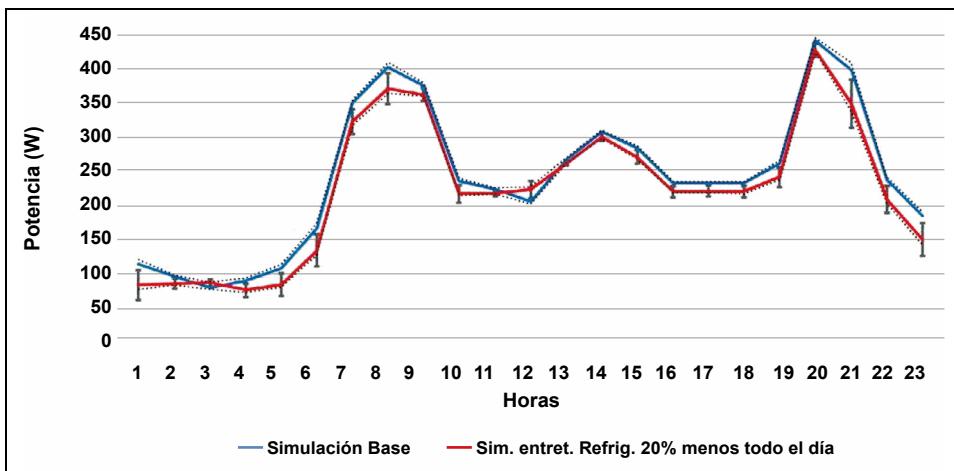


Figura 3.26 Hábitos de consumo en Entretenimiento y Refrigeración del 20% en todo el Día

Fuente: (A.M.Vega,2018)

La Tabla 3.16, está el consolidado de las simulaciones con el cambio de los hábitos de consumo en entretenimiento y refrigeración del 20% en todo el Día. El consumo promedio es de 159,15 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 6,93% con relación a la simulación base.

Tabla 3.16 Consumos de energía y variación del escenario 5

Horas	Curva Base (kWh/mes)	Simulación Entretenimiento y Refrigeración 20% menos todo el día (kWh/mes)	Desviación Estándar	Porcentaje Variación
0	119,73	89,84	21,13	25%
1	102,00	91,51	7,42	10%
2	85,95	92,77	4,83	7,94%
3	96,31	82,64	9,66	14%
4	113,35	90,82	15,93	20%
5	169,55	138,26	22,12	18%
6	344,87	319,75	17,76	7%
7	396,41	365,56	21,81	8%
8	370,53	357,74	9,04	3%
9	235,97	218,49	12,36	7%
10	225,12	218,73	4,51	3%
11	207,27	224,06	11,88	8,10%
12	266,81	261,19	3,97	2%
13	305,91	297,54	5,92	3%
15	232,45	221,41	7,81	4,7%
16	233,35	222,26	7,84	5%
17	232,77	220,91	8,38	5%
18	260,85	241,60	13,61	7%
19	433,78	419,95	9,78	3%
20	392,02	344,24	33,78	12%
21	237,39	210,46	19,04	11%
22	186,59	153,82	23,17	18%
23	168,81	151,86	11,98	10%
Consumo Mensual	171,01	159,15		6,93%

F. Cambio de Hábitos de Consumo en Calor del 20% en dos Periodos (6 – 8 y 19 – 21 horas)

Este escenario se planteó un 20% menos en el grupo de dispositivos de calor, durante dos períodos (6 – 8 y 19 – 21 horas), las variables a tener en cuenta son las relacionadas con las simulaciones de calor. Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.27).

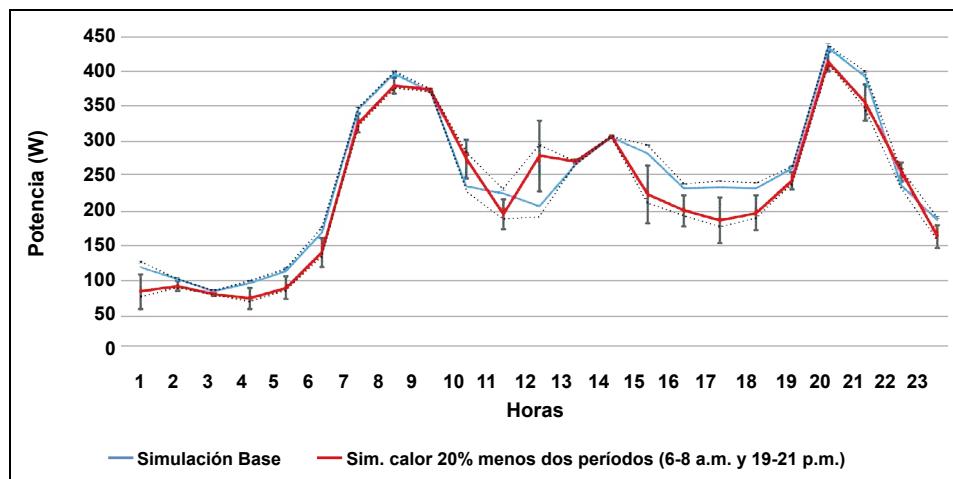


Figura 3.27 Hábitos de consumo en Calor del 20% en los Períodos (6 – 8 y 19 – 21)
Fuente: (A.M.Vega,2018)

El consumo promedio con el cambio de los hábitos de consumo en calor del 20% en los períodos (6 – 8 y 19 – 21 horas), es de 160,47 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 6,16% con relación a la simulación base.

G. Cambio de Hábitos de Consumo en Cocina del 20% Durante todo el día

Este escenario se llevó a cabo con un 20% menos en el grupo de dispositivos de cocina, durante todo el día, las variables a tener en cuenta son las relacionadas con cocina. Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.28).

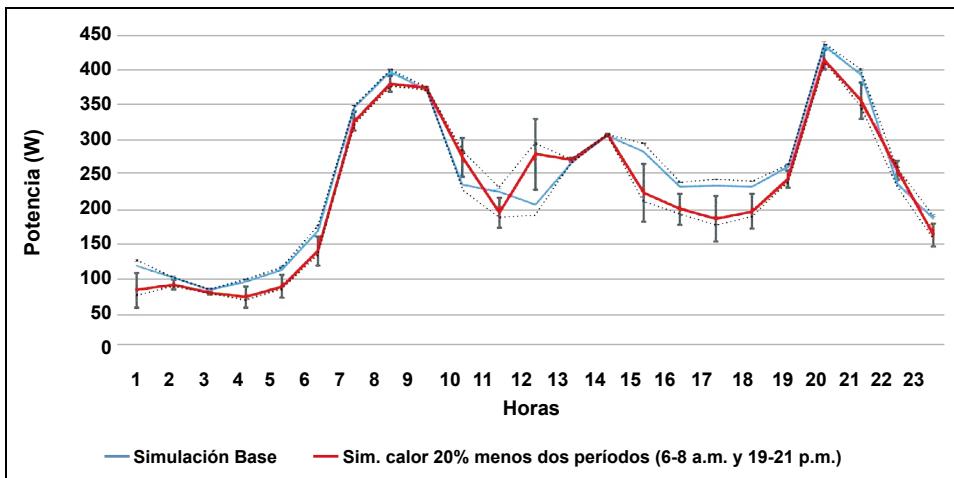


Figura 3.28 Hábitos de consumo en Cocina del 20% Durante todo el Día

Fuente: (A.M.Vega,2018)

El consumo promedio con el cambio de los hábitos de consumo en cocina del 20% durante todo el día es de 166,27 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 2,77% con relación a la simulación base.

H. Cambio de Hábitos de Consumo Ducha y Ropa del 10% todo el día

Este escenario se consolidó con un 10% menos en el grupo de dispositivos de ducha y ropa, durante todo el día, las variables a tener en cuenta son las relacionadas con ducha y ropa. Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.29).

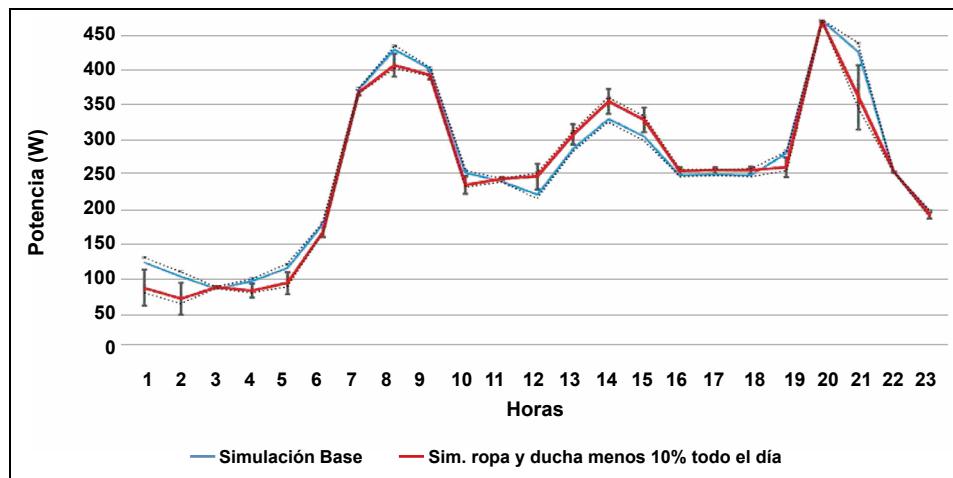


Figura 3.29 Hábitos de consumo en Ducha y Ropa del 10% todo el Día

Fuente: (A.M.Vega,2018)

En la Tabla 3.17 se presenta el consolidado de las simulaciones con el cambio de los hábitos de consumo en Ducha y Ropa del 10% todo el día. El consumo promedio es de 167,00 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 2,34% con relación a la simulación base.

Tabla 3.17 Consumos de energía y variación del escenario 8
Fuente: (A.M.Vega,2018)

Horas	Curva Base (kWh/mes)	Simulación Ropa y Ducha menos 10% todo el día (kWh/mes)	Desviación Estándar	Porcentaje Variación
0	119,73	87,00	23,14	27%
1	102,00	72,65	20,75	29%
2	85,95	87,49	1,09	1,80%
3	96,31	83,26	9,23	14%
4	113,35	93,07	14,33	18%
5	169,55	159,57	7,05	6%
6	344,87	340,29	3,24	1%
7	396,41	375,59	14,72	5%
8	370,53	362,77	5,49	2%
9	235,97	220,08	11,24	7%
10	225,12	228,45	2,36	1,48%
11	207,27	231,13	16,88	11,51%
12	266,81	285,67	13,34	7,07%
13	305,91	328,76	16,16	7,47%
14	282,56	304,60	15,59	7,80%
15	232,45	238,56	4,32	2,63%
16	233,35	239,01	4,01	2,43%
17	232,77	239,57	4,81	2,92%
18	260,85	242,96	12,65	7%
19	433,78	432,41	0,97	0%
20	392,02	333,67	41,26	15%
21	237,39	236,82	0,40	0%
22	186,59	180,99	3,95	3%
23	168,81	162,43	4,50	4%
Consumo Mensual	171,01	167,00		2,34%

I. Cambio de Hábitos de Consumo en Electrodomésticos

Varios 20% Durante todo el día

Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.30). Del consolidado de las simulaciones con el cambio de los hábitos de consumo en el grupo de electrodomésticos varios durante todo el día, se analiza que el consumo promedio es de 167,82 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 1,87% con relación a la simulación base.

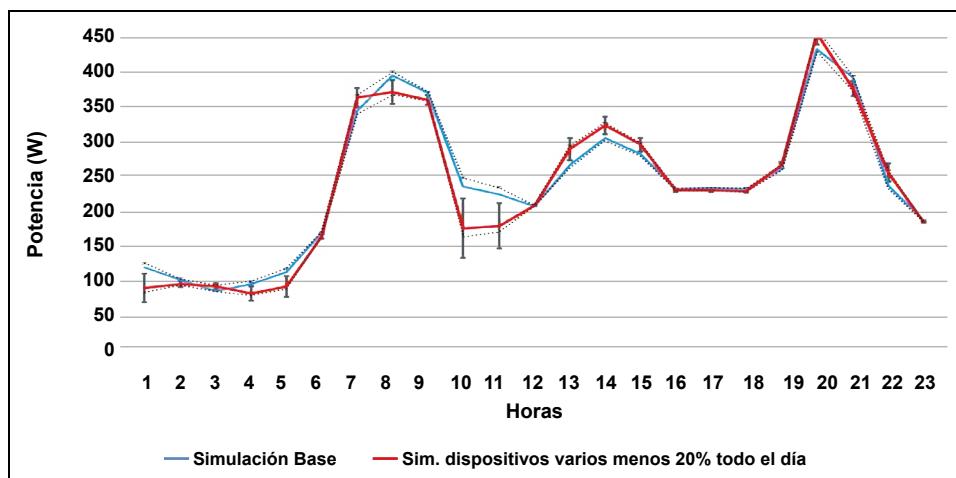


Figura 3.30 Hábitos de consumo el grupo de electrodomésticos varios durante todo el día

Fuente: (A.M.Vega,2018)

J. Simulación con un Cambio de Hábitos de Consumo en toda la Carga del 10% Durante el Periodo de 18 – 21 horas

Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.31). Del consolidado de las simulaciones con el cambio de los hábitos de consumo en toda la carga durante el periodo de 18 – 21, se determinó que el consumo promedio es de 167,04 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 2,32% con relación a la simulación base.

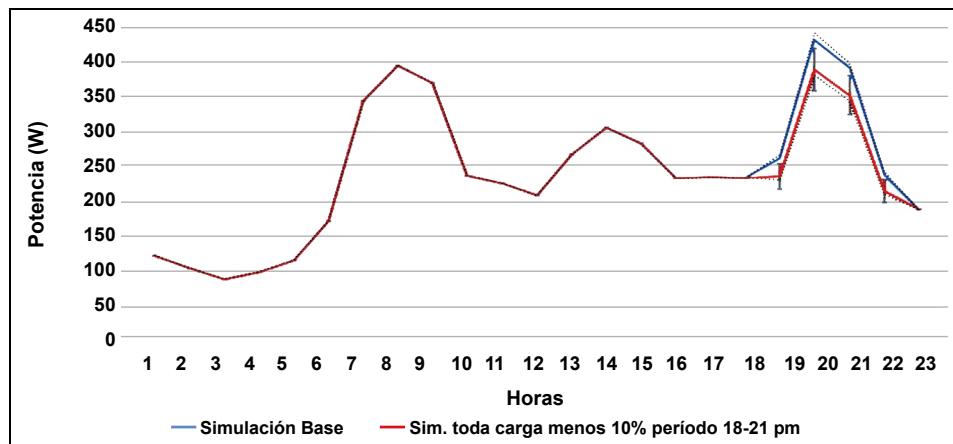


Figura 3.31 Hábitos de consumo en toda la Carga del 10% Durante el Periodo de 18 – 21 horas

Fuente: (A.M.Vega,2018)

K. Cambios de Tecnología en las Residencias

En este escenario se propuso el cambio en algunos de los electrodomésticos de las residencias, para esta simulación se tuvo en cuenta los siguientes parámetros:

- Iluminación: Cambio del 80% de los bombillos por tecnología LED, Incandescentes: 3%, Fluorescente: 12% y Halógeno: 5%.
- Nevera: La nevera más empleada es la de 9 pies, en este caso se realizó un cambio por una nevera con etiqueta de Clase A, que consume aproximadamente 340 kWh al año lo que equivale a 39,35 W por hora, y la de 12 pies, que es la segunda más empleada, se reemplazó por una con etiqueta Clase B que consume 360 kWh al año que equivale a 41,66 W por hora.
- Televisor: Cambio por Led de 21 pulgadas que tienen un consumo menos del 40% que los televisores LCD.
- Lavadora y Secadora: Cambio por una lavadora clase A, que puede consumir aproximadamente 350 W, y una secadora Clase B que consume 500 W aproximadamente.

Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.32). Del consolidado de las simulaciones con el cambio de tecnología, se tiene que el consumo promedio es de 147,81 kWh/mes, lo cual

significa una reducción de 13,57% con relación a la simulación base. En cuanto al ahorro del valor en la factura, es de \$ 10.184,04 al mes y en el año \$122.28,48 por usuario. En este escenario se observa con mayor claridad los beneficios al cambiar de tecnologías, pero muchos usuarios no proyectan esta sustitución por los altos costos iniciales.

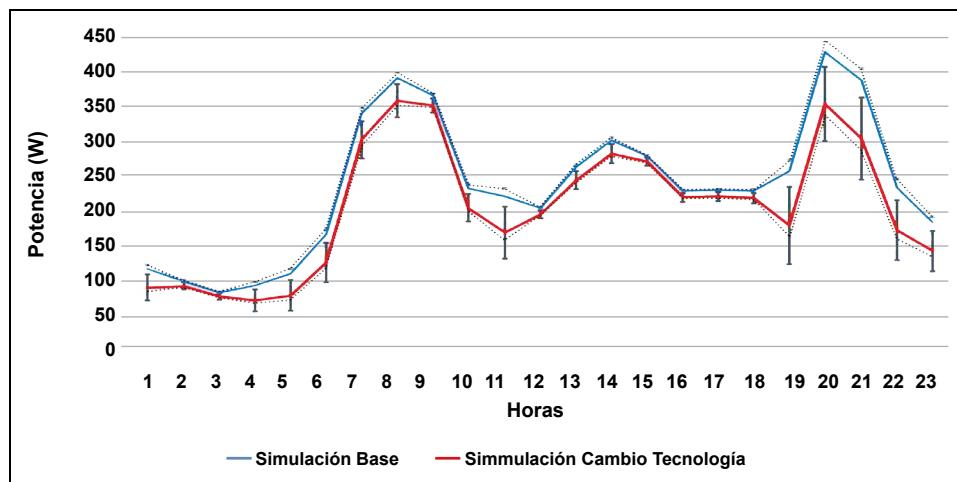


Figura 3.32 Cambios de Tecnología

Fuente: (A.M.Vega,2018)

L. 30% Menos en Consumo de toda la Carga durante todo el día

Los consumos de las 100 simulaciones se promediaron por hora (Figura 3.33). Del consolidado de las simulaciones para este escenario, se obtiene que el consumo promedio es de 110,32 kWh/mes, lo cual significa una reducción de 35,49% con relación a la simulación base. Lo que se pretendía con este escenario es mirar la contundencia de una disminución de los hábitos de consumo energético, y los ahorros que se pueden lograr a nivel residencial.

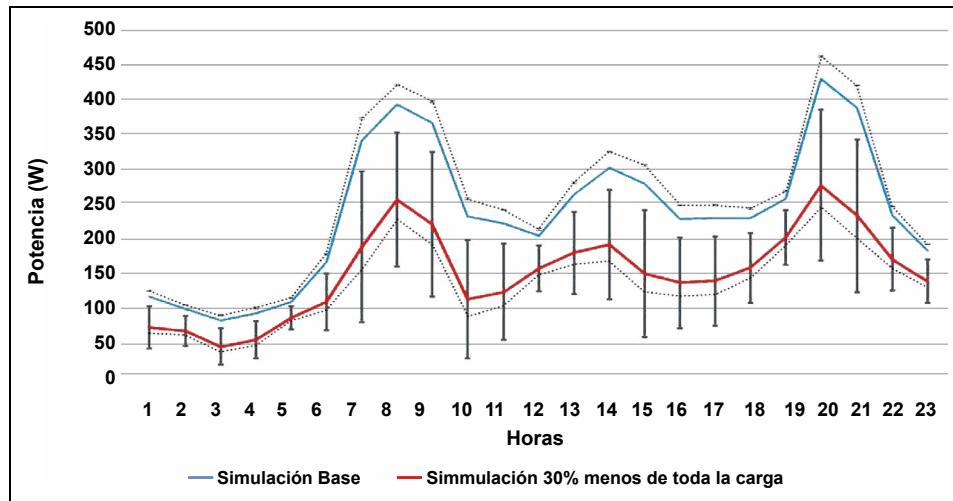


Figura 3.33 Hábitos de consumo en toda la Carga del 30%

Fuente: (A.M.Vega,2018)

3.5 Resultados Generales

De las simulaciones de los escenarios propuestos se lograron los resultados de la Tabla 3.18, en ésta se muestra: consumo (kWh/mes), el porcentaje ahorrado, la proyección del pago mensual y ahorro en la factura, por usuario. La variación porcentual con respecto a la simulación base se ordenó de mayor a menor para ver cuales tienen mayor impacto desde el punto de vista de eficiencia energética.

Tabla 3.18 Proyección de los escenarios simulados
Fuente: (A.M. Vega,2018)

Escenario	Características del escenario	Consumo kWh /mes	Ahorro	Pago Mensual Consumo	Ahorro Mensual
---	Simulación Base	171,01	---	\$ 75.066,82	---
L	Toda la carga 30% menos todo el día	110,32	35,49%	\$ 48.426,44	\$ 26.640,38
K	Cambio Tecnología en algunos electrodomésticos	147,81	13,57%	\$ 64.882,78	\$ 10.184,04
E	Entretenimiento y Nevera 20% menos todo el día	159,16	6,93%	\$ 69.862,72	\$ 5.204,10
F	Calor 20% menos dos periodos (6:00-8:00 y 19:00-21:00)	160,47	6,16%	\$ 70.441,45	\$ 4.625,37
C	Iluminación 20% menos todo el día	160,73	6,01%	\$ 70.552,40	\$ 4.514,42
D	Entretenimiento 20% menos todo el día	163,84	4,19%	\$ 71.918,56	\$ 3.148,26
B	Iluminación 10% menos periodos: 5:00–7:00 y 18:00–21:00	165,89	2,99%	\$ 72.818,62	\$ 2.248,20
G	Cocina 20% menos todo el día	166,27	2,77%	\$ 72.986,04	\$ 2.080,78
H	Ropa y Ducha 10% menos todo el día	167,01	2,34%	\$ 73.309,62	\$ 1.757,20
J	Toda la Carga 10% menos periodo 18:00-21:00	167,04	2,32%	\$ 73.323,21	\$ 1.743,61
A	Iluminación 10% menos periodo 18:00 – 21:00	167,53	2,03%	\$ 73.539,66	\$ 1.527,16
I	Dispositivos Varios 20% menos todo el día	167,82	1,87%	\$ 73.664,81	\$ 1.402,01

Dos escenarios especiales fueron planteados para observar cuales eran sus resultados: L. cambios en los hábitos de consumo en toda la carga de 30% en todo el día y K. cambios en la tecnología de algunos dispositivos. Estos dos escenarios presentan las mayores variaciones de ahorro con relación al escenario base, 35,49% y 13,57% respectivamente.

La Figura 3.34 muestra la variación de los consumos en los escenarios con relación a la simulación base, esto indica que el porcentaje de ahorro de energía es muy bajo si se plantea cambio en los hábitos de consumo por grupo de dispositivos y en diferentes periodos del día. Se evidencia una disminución en varias proporciones en todos los escenarios planteados para el grupo de dispositivos de iluminación; siendo el que más aporta cambiar los hábitos de consumo en un 20% durante todo el día con un resultado de 6,01% de ahorro, por ello es significativo incentivar el cambio de hábitos para este grupo de dispositivos.

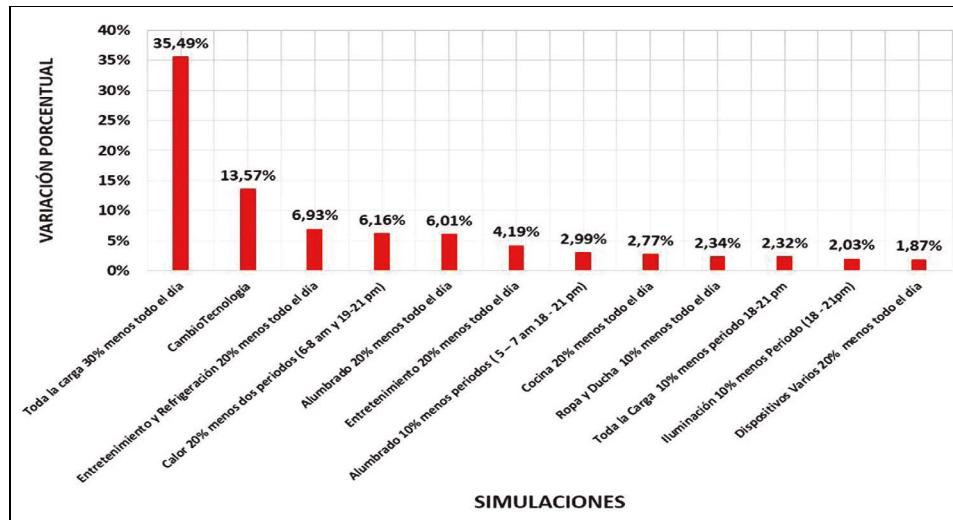


Figura 3.34 Variación de los consumos en los escenarios simulados

Fuente: (A.M.Vega,2018)

Para reflejar una variación en el consumo de energía es necesario estimular los cambios en los hábitos de consumo en todos los grupos de dispositivos que se manejan en una vivienda, haciendo énfasis en el grupo de iluminación. Un escenario bastante representativo en sus resultados fue “cambio de tecnología de los electrodomésticos”, si bien es cierto esta sustitución es costosa, el ahorro se evidencia en la factura.

En los datos obtenidos por la encuesta el 67,54% de los usuarios estarían dispuestos en sacrificar su confort por ahorrar energía, pero si las variaciones en el precio son muy bajas los cambios en los hábitos de consumo no se harán evidentes. Hay la necesidad de plantear más estrategias y programas a disposición de los usuarios para incentivar acciones que hagan realmente cambiar sus hábitos de consumo.

Teniendo en cuenta los 219.842 suscriptores del estrato 4 en la ciudad de Bogotá, se proyectó una aproximación de consumos y precios mensuales en todos los escenarios como se muestra en la Tabla 3.19.

Tabla 3.19 Proyección de los escenarios teniendo en cuenta el total de suscriptores estrato 4
Fuente: (A.M.Vega,2018)

Escenario	kWh /mes	Consumo x Suscriptores kWh /mes	Pago mensual consumo mes x precio	Ahorro proyectado mensual
Simulación Base	171,01	37595315,3	\$ 16.502.839.616,76	
L. Toda la carga 30% menos todo el día	110,32	24253154,8	\$ 10.646.164.834,14	\$ 5.856.674.782,62
K. Cambio Tecnología en algunos electrodomésticos	147,81	32494898,9	\$ 14.263.960.822,43	\$ 2.238.878.794,33
E. Entretenimiento y Nevera 20% menos todo el día	159,16	34988974,6	\$ 15.358.760.309,55	\$ 1.144.079.307,22
F. Calor 20% menos dos periodos: 6:00-8:00 y 19:00-21:00	160,47	35278815,8	\$ 15.485.988.969,33	\$ 1.016.850.647,43
C. Iluminación 20% menos todo el día	160,73	35334383,9	\$ 15.510.381.149,25	\$ 992.458.467,51
D. Entretenimiento 20% menos todo el día	163,84	36018589,3	\$ 15.810.719.965,54	\$ 692.119.651,22
B. Iluminación 10% menos periodos: 5:00-7:00 y 18:00-21:00	165,89	36469362,7	\$ 16.008.591.439,99	\$ 494.248.176,78
G. Cocina 20% menos todo el día	166,27	36553211,1	\$ 16.045.397.530,90	\$ 457.442.085,87
H. Ropa y Ducha 10% menos todo el día	167,01	36715268,2	\$ 16.116.534.119,73	\$ 386.305.497,03
J. Toda la Carga 10% menos periodo 18:00-21:00	167,04	36722071,1	\$ 16.119.520.334,85	\$ 383.319.281,91
A. Iluminación 10% menos periodo 18:00 – 21:00	167,53	36830476,2	\$ 16.167.105.850,47	\$ 335.733.766,30
I. Dispositivos Varios 20% menos todo el día	167,82	36893152,7	\$ 16.194.618.319,75	\$ 308.221.297,01

Con estos resultados se percibe la gestión por medio del cambio en los hábitos de consumo, el escenario que más impacto presenta es: “Toda la carga 30% menos todo el día”, con un ahorro en la factura mensual por el total de usuarios estrato 4 en \$ 5.856.674.782,62 (cinco mil millones ochocientos cincuenta y seis mil millones seiscientos setenta y cuatro mil setecientos ochenta y dos pesos), mientras que el escenario que menos impacto arroja en las proyecciones es “Dispositivos varios 20% menos todo el día”, el cual aporta en el ahorro de la factura al mes \$ 308.221.297,01 (trescientos ocho millones doscientos veintiún mil doscientos noventa y siete pesos) por el total de los usuarios estrato 4.

Lo anterior tiene varias implicaciones para los diferentes actores de la cadena de valor de la energía eléctrica:

- Nuevos modelos de mercado y estímulos por parte de las empresas comercializadoras de energía, como los programas de gestión activa de la demanda (GAD), para ofrecer incentivos diferenciadores a los usuarios de acuerdo a diferentes señales, como precios, tiempo de uso, etc.
- Ofertar incentivos por medio de la regulación para los usuarios residenciales de manera que ellos se vuelvan “Usuarios Activos” a través de sus cambios de hábitos de consumo, además el nuevos actores como el Agregador.
- Contribución con el medio ambiente en general por disminuir el consumo de energía.
- Agregar tecnología inteligente en las residencias por medio de HEMS o plataformas tecnológicas compuestas por hardware y software, en las cuales el usuario puede controlar, supervisar y monitorear el uso de la energía, su producción por medio de recursos DER, y apoyar con la gestión de la energía mediante la eficiencia energética en su hogar.
- El conocimiento de los usuarios residenciales sobre sus consumos de manera adecuada, por medio de indicadores de gestión energética (económicos, ambientales, técnicos), permite que ellos puedan tomar decisiones de la manera en como hacen uso de la energía en su hogar por medio de sus hábitos de consumo. Lo ideal es que la mayoría de estos indicadores estén inmersos en los sistemas de gestión energéticos HEMS, de manera comprensible y visual, para que faciliten la toma de decisiones a los usuarios residenciales.
- La cadena de valor de la energía incluye a varios actores, como las organizaciones que están vinculadas de una u otra manera con los usuarios residenciales, es importante que ellas establezcan dentro de sus procesos los sistemas de gestión integrales de energía – norma ISO 50001. El nuevo modelo de negocio incluye la gestión de las redes inteligentes y todo lo relacionado con empresas que se dediquen a la infraestructura de medición avanzada.

- La implementación de la norma ISO 5001, puede ser de interés para los usuarios residenciales en la medida en que les sirve para exigir a las empresas que adquieran el compromiso de la gestión energética en general y que sea un trabajo de todas las partes implicadas.

Conclusiones

Varios aportes encontrados en la literatura por autores de diferentes nacionalidades fueron tenidos en cuenta para la construcción de la investigación en un lapso de tiempo comprendido desde 1970 hasta 2019. Con lo cual se recogieron aspectos principales relacionados con los HEMS, desde un punto de vista innovador como los componentes de hardware y software, así como estrategias de gestión, lo anterior marca la diferencia con otros estudios, para dar confiabilidad en los resultados obtenidos. En las investigaciones analizadas tan solo un 7% tienen en cuenta los cambios en los hábitos de consumo y un 25% la importancia del usuario final en la cadena de valor de energía.

La gestión de la energía tiene amplios aspectos para los usuarios finales como cambios en los hábitos de consumo, mejores prácticas de operación, mantenimiento y modernización de equipos, reducción de picos de demanda, la inclusión de Recursos Energéticos Distribuidos (DER en inglés), gestión del lado de la demanda y respuesta de la demanda, entre otros. De igual manera con la norma ISO 50001 “Sistema de Gestión Integral de la Energía”, se puede regular hasta el 60% del consumo de energía y facilitar procesos de mejores prácticas, como la eficiencia energética.

Se realizó la caracterización de los hábitos de consumo para el estrato 4 de la ciudad de Bogotá mediante el diseño y desarrollo de una metodología la cual se puede replicar en cualquier estrato residencial. Para la caracterización fue necesario la aplicación de una encuesta a una muestra aleatoria simple con el objeto de conocer los principales hábitos de consumo de energía eléctrica del estrato seleccionado y la construcción de la curva de carga representativa del estrato 4 de la ciudad de Bogotá, la cual sirvió como escenario base para las pruebas del modelo estocástico desarrollado de hábitos de consumo. Esta curva de carga se estableció mediante mediciones directas en las viviendas de los usuarios.

El modelo diseñado y desarrollado presenta un comportamiento estocástico lo que permite evaluar los diferentes comportamientos de la curva de demanda cuando se realizan cambios en los hábitos de consumo, a diferencia de los modelos clásicos de tipo determinístico que se analizaron, con el modelo propuesto se alcanzan resultados cercanos a la realidad, puesto que tiene en cuenta comportamientos aleatorios de hábitos de consumo de los usuarios cuando consumen energía eléctrica. Para este modelo se proyectaron 12 escenarios de prueba en los cuales se reflejan algunos de los posibles cambios aleatorios de acuerdo a los hábitos de consumo de los usuarios y como estos se representan en la curva de carga.

Debido a lo anterior, el modelo presentado predice el comportamiento aleatorio característico de cualquier usuario residencial estrato 4 de la ciudad de Bogotá, facilitando su análisis, la proyección de la demanda y gestión de los recursos energéticos. La curva de demanda proyectada con el modelo estocástico y la curva de demanda construida con las mediciones en las residencias, presentan una tendencia equivalente, algunas diferencias se hallan dentro de la desviación estándar de la curva medida. La mayor demanda de energía esta entre las 5 y las 9 horas y entre las 18 y 21 horas, es necesario establecer incentivos o restricciones en estos períodos para que el usuario cambie los hábitos de consumo para disminuir el impacto que este produce en el sistema interconectado.

Entre los principales resultados se encontró una disminución en cada uno de los escenarios propuestos en el grupo de iluminación; el que más aporta es cambiar los hábitos de consumo en un 20% durante todo el día con un 6,01% de ahorro. Otro resultado interesante obtenido es la renovación de electrodomésticos por más eficientes energéticamente, con lo cual se alcanza una disminución en el consumo de energía eléctrica aproximadamente del 13,57%, evidenciando la importancia de las mejoras tecnológicas en los electrodomésticos. Con los escenarios A, B, D, G, H, I y J, en cambios de hábitos de consumo se disminuye entre 1,87% y 4,19 %, dichos porcentajes son muy significativos cuando se proyectan para varios usuarios y por lapsos de tiempos mayores a un mes, lo cual representa implicaciones para los diferentes actores de la cadena de valor de la energía eléctrica.

Los resultados del modelo estocástico propuesto junto con un sistema de gestión de energía (HEMS), en una época en que el ahorro al consumir energía, la conciencia del cuidado del medioambiente usando fuentes de energía no convencionales y el beneficio por disminuir los costos al pagar las facturas de energía es una constante, se encuentra como aliada estratégica a la gestión energética. Al tener información en tiempo real de lo que realmente se está consumiendo por medio de indicadores de gestión, sumado a las alertas por cambios en los precios a diferentes horas del día, se puede lograr una mayor eficiencia energética manteniendo los niveles de confort de los usuarios residenciales.

Bibliografía

Aalami, H. A., Parsa Moghaddam, M., & Yousefi, G. R. (2015). Evaluation of nonlinear models for time-based rates demand response programs. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 65, 282–290. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.10.021>

Abushnaf, J., Rassau, A., & Górniewicz, W. (2015). Impact of dynamic energy pricing schemes on a novel multi-user home energy management system. *Electric Power Systems Research*, 125, 124–132. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2015.04.003>

Afaneen A. Abbood, Mohammed A. Salih, H. N. M. (2010). Management of electricity peak load for residential sector in Baghdad city by using solar generation. *International Journal of Energy and Environment*, 1(3), 487–500

Ahmed, M. S., Mohamed, A., Khatib, T., Shareef, H., Homod, R. Z., & Ali, J. A. (2017). Real time optimal schedule controller for home energy management system using new binary backtracking search algorithm. *Energy and Buildings*, 138, 215–227. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.12.052>

Al Essa, M. J. M. (2019). Home energy management of thermostatically controlled loads and photovoltaic-battery systems. *Energy*, 176, 742–752. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.04.041>

Albert, A., & Maasoumy, M. (2016). Predictive segmentation of energy consumers. *Applied Energy*, 177, 435–448. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.05.128>

Ali, M., Alahäivälä, A., Malik, F., Humayun, M., Safdarian, A., & Lehtonen, M. (2015). A market-oriented hierarchical framework for residential demand response. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 69, 257–263. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.01.020>

Alimi, O., & Ouahada, K. (2018). Smart Home Appliances Scheduling to Manage Energy Usage. <https://doi.org/10.1109/ICASTECH.2018.8507138>

Allen, D., Janda, K., & College, O. (2006). The Effects of Household Characteristics and Energy Use Consciousness on the Effectiveness of Real-Time Energy Use Feedback : A Pilot Study Continuous Feedback : The Next Step In Residential Energy Conservation ? *Buildings*, (September), 1–12. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1037/0021-9010.69.3.416>

ALRababah, I., & Rababah, L. (2018). The Use of Brainstorming Strategy Among Teachers of Arabic for Speakers of Other Languages (ASOL) in Writing Classes. *International Journal of English Linguistics*, 9(1), 15. <https://doi.org/10.5539/ijel.v9n1p15>

Annala, S., Viljainen, S., Tuunanen, J., & Honkapuro, S. (2014). Does Knowledge Contribute to the Acceptance of Demand Response? *Journal of Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems*, 2, 51–60. <https://doi.org/10.13044/j.sdwes.2014.02.0005>

Arias, S. M., & Suarez, E. (2016). Evaluación de eficiencia energética en un conjunto residencial con la entrada masiva de vehículos eléctricos. Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Arribas, C. (2012). Análisis del balance neto fotovoltaico. Carlos III de Madrid. Retrieved from <https://core.ac.uk/download/pdf/30046508.pdf>

Ayan, O., & Turkay, B. E. (2017). Comparison of lighting technologies in residential area for energy conservation. In 2017 2nd International Conference Sustainable and Renewable Energy Engineering (ICSREE) (pp. 116–120). <https://doi.org/10.1109/ICSREE.2017.7951523>

Aznavi, S., Fajri, P., Asrari, A., & Khazaei, J. (2019). Two-Stage Energy Management of Smart Homes in Presence of Intermittencies. <https://doi.org/10.1109/ITEC.2019.8790479>

Baldi, S., Korkas, C. D., Lv, M., & Kosmatopoulos, E. B. (2018). Automating occupant-building interaction via smart zoning of thermostatic loads: A switched self-tuning approach. *Applied Energy*, 231(October), 1246–1258. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.188>

Barber, C., Borras, C., Hone, G., Macleod, I., Mcmaster, R., Salmon, P., & Stanton, N. (2005). Cognitive Task Analysis: Current use and practice in the UK Armed Forces and elsewhere.

Barot, S., & Taylor, J. A. (2017). A concise, approximate representation of a collection of loads described by polytopes. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 84, 55–63. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2016.05.001>

Bayindir, R., Colak, I., Fulli, G., & Demirtas, K. (2016). Smart grid technologies and applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 66, 499–516. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.08.002>

Beunder, A., & Groot, L. (2015). Energy consumption, cultural background and payment structure. *Journal of Cleaner Production*, 94, 137–143. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.01.083>

Borshchev, A., & Filippov, A. (2004). From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling: Reasons, Techniques, Tools. In The 22nd International Conference of the System Dynamics Society. Oxford.

Boynuegri, A. R., Yagcitekin, B., Baysal, M., Karakas, A., & Uzunoglu, M. (2013). Energy management algorithm for smart home with renewable energy sources. In International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives (pp. 1753–1758). <https://doi.org/10.1109/PowrEng.2013.6635883>

Byun, J., Jeon, B., Noh, J., Kim, Y., & Park, S. (2012). An intelligent self-adjusting sensor for smart home services based on ZigBee communications. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 58(3), 794–802. <https://doi.org/10.1109/TCE.2012.6311320>

Byun, Jinsung, Hong, I., & Park, S. (2012). Intelligent cloud home energy management system using household appliance priority based scheduling based on prediction of renewable energy capability. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 58(4), 1194–1201. <https://doi.org/10.1109/TCE.2012.6414985>

Caldera, M., Ungaro, P., Cammarata, G., & Puglisi, G. (2018). Survey-based analysis of the electrical energy demand in Italian households. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 5(3), 217–224. <https://doi.org/10.18280/mmep.050313>

Calvillo, C. F., Sánchez-Miralles, A., Villar, J., & Martín, F. (2016). Optimal planning and operation of aggregated distributed energy resources with market participation. *Applied Energy*, 182, 340–357. [https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.117](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.117)

Camero, A., Luque, G., Bravo, Y., & Alba, E. (2018). Customer Segmentation Based on the Electricity Demand Signature: The Andalusian Case. *Energies*. <https://doi.org/10.3390/en11071788>

Castaño, N. (2013). Una aproximación a la adopción de medidores inteligentes en el mercado eléctrico colombiano y su influencia en la demanda. Universidad Nacional.

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>

Choi, D.-H., & Xie, L. (2016). A framework for sensitivity analysis of data errors on home energy management system. *Energy*, 117, 166–175. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.062>

Choi, S., Haque, M. S., Arafat, A., & Toliyat, H. A. (2017). Detection and Estimation of Extremely Small Fault Signature by Utilizing Multiple Current Sensor Signals in Electric Machines. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 53(3), 2805–2816. <https://doi.org/10.1109/TIA.2017.2660463>

Codensa. (2016). Tarifas de energía de Codensa. Retrieved from <https://www.codensa.com.co/hogar/tarifas>

Collotta, M., & Pau, G. (2015). A solution based on bluetooth low energy for smart home energy management. *Energies*, 8(10), 11916–11938. <https://doi.org/10.3390/en81011916>

Comisión de Regulación de energía y gas (CREG). (1996). Resolución 086 de 1996. Retrieved from <http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/Indice01/Resoluci%25C3%25B3n-1996-CRG86-96>

Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). (2007). Resolución 119 de 2007. Retrieved from [http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/2b8fb-06f012cc9c245256b7b00789b0c/c63f06a9114e1a150525785a007a6fa2/\\$FILE/Creg119-2007.pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/2b8fb-06f012cc9c245256b7b00789b0c/c63f06a9114e1a150525785a007a6fa2/$FILE/Creg119-2007.pdf)

Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG). (2017). Resolución 140 de 2017. Retrieved from <http://apolo.creg.gov.co/Publicacion/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/eodf6446d8799169052581a-90076fa95?OpenDocument>

Comision de Regulacion de Energia y Gas CREG. (2018). Resolución 30 de 2018. Mme. Retrieved from [http://apolo.creg.gov.co/Publicacion.nsf/1c09d-18d2d5ffb5b05256eee00709c02/83b41035c2c4474f05258243005a1191/\\$FILE/Crego30-2018.pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicacion.nsf/1c09d-18d2d5ffb5b05256eee00709c02/83b41035c2c4474f05258243005a1191/$FILE/Crego30-2018.pdf)

Comoglio, C., & Botta, S. (2012). The use of indicators and the role of environmental management systems for environmental performances improvement: A survey on ISO 14001 certified companies in the automotive sector. *Journal of Cleaner Production*, 20(1), 92–102. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2011.08.022>

Congreso de la República de Colombia. Ley 1715 de 2014 (2014). Bogotá D.C., Colombia: Congreso de Colombia. Retrieved from http://www.secretariosenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1715_2014.html

Consorcio CORPOEMA CUSA. (2012). Caracterización Energética del Sector Residencial Urbano y Rural en Colombia.

Coria, G.E.; Sanchez, A.M.; Al-Sumaiti, A.S.; Rattá, G.A.; Rivera, S.; Romero, A. (2019). A Framework for Determining a Prediction-Of-Use Tari ff Aimed at Coordinating Aggregators of Plug-In Electric Vehicles. *Energies*, 12(23:4487). <https://doi.org/doi:10.3390/en12234487>

Corporación Ambiental Empresarial [CAEM], & Corporación Autónoma Regional [CAR]. (2013). Guía Metodológica para el cálculo de la Huella de Carbono Corporativa a Nivel Sectorial. Retrieved from <https://www.car.gov.co/index.php?idcategoria=42211&download=Y%oA>

Cui, T., Carr, J., Brissette, A., & Ragaini, E. (2017). Connecting the Last Mile: Demand Response in Smart Buildings. *Energy Procedia*, 111(September 2016), 720–729. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.03.234>

Da Silva Gonçalves, V., & Mil-Homens dos Santos, F. (2019). Energy management system ISO 50001:2011 and energy management for sustainable development. *Energy Policy*, 133, 110868. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.07.004>

Daae, J., & Boks, C. (2015). A classification of user research methods for design for sustainable behaviour. *Journal of Cleaner Production*, 106.

Darby, S. (2001). Making it Obvious: Designing Feedback into Energy Consumption BT - Energy Efficiency in Household Appliances and Lighting. In P. Bertoldi, A. Ricci, & A. de Almeida (Eds.), *Energy Efficiency in Household Appliances and Lighting* (pp. 685–696). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Dave, S., Sooriyabandara, M., & Yearworth, M. (2013). System behaviour modelling for demand response provision in a smart grid. *Energy Policy*, 61, 172–181. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.098>

De la Horra Navarro, J. (2014). *Estadística Aplicada*. (D. de Santos, Ed.). Madrid.

Dessens, O., Anandarajah, G., & Gambhir, A. (2016). Limiting global warming to 2 °C: What do the latest mitigation studies tell us about costs, technologies and other impacts? *Energy Strategy Reviews* 13.

Ding, Y., Wang, Q., Wang, Z., Han, S., & Zhu, N. (2019). An occupancy-based model for building electricity consumption prediction: A case study of three campus buildings in Tianjin. *Energy and Buildings*, 202, 109412. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2019.109412>

Domae, A., Oe, T., Kiryu, S., & Kaneko, N. (2016). Evaluation of a resistive voltage divider based on a quantized Hall resistance voltage divider. In 2016 Conference on Precision Electromagnetic Measurements (CPMEM 2016) (pp. 1–2). <https://doi.org/10.1109/CPEM.2016.7540762>

Eid, C., Koliou, E., Valles, M., Reneses, J., & Hakvoort, R. (2016). Time-based pricing and electricity demand response: Existing barriers and next steps. *Utilities Policy*, 40, 15–25. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jup.2016.04.001](https://doi.org/10.1016/j.jup.2016.04.001)

Electrocalculator. (2018). Tabla con los electrodomésticos por grupos. Retrieved from <http://www.electrocalculator.com/tabla-agrupada.php>

Esther, B. P., & Kumar, K. S. (2016). A survey on residential Demand Side Management architecture, approaches, optimization models and methods. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59, 342–351. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.282>

Farmani, F., Parvizimosaed, M., Monsef, H., & Rahimi-Kian, A. (2018). A conceptual model of a smart energy management system for a residential building equipped with CCHP system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 95, 523–536.

Faruqui, A., Harris, D., & Hledik, R. (2010). Unlocking the €53 billion savings from smart meters in the EU: How increasing the adoption of dynamic tariffs could make or break the EU's smart grid investment. *Energy Policy*, 38(10), 6222–6231. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.06.010>

Faruqui, A., Sergici, S., & Sharif, A. (2010). The impact of informational feedback on energy consumption-A survey of the experimental evidence. *Energy*, 35(4), 1598–1608. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.07.042>

Fera, M., Macchiaroli, R., Iannone, R., Miranda, S., & Riemma, S. (2016). Economic evaluation model for the energy Demand Response. *Energy*, 112, 457–468. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.06.123](https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.06.123)

Ferreri, E., Salotti, J. M., & Favier, P. A. (2016). Simulation of Habits and Planned Activities Related to Electrical Domestic Consumption. *Proceedings - UKSim-AMSS 17th International Conference on Computer Modelling and Simulation, UKSim 2015*, 171–175. <https://doi.org/10.1109/UKSim.2015.102>

Fluke Brands. (2019a). Fluke 435 Series II Power Quality and Energy Analyzer. Retrieved from <http://en-us.fluke.com/products/power-quality-analyzers/fluke-435-ii-power-quality.html>

Fluke Brands. (2019b). Registrador trifásico de energía Fluke 1730. Retrieved from <http://www.fluke.com/fluke/coes/medidores-de-calidad-de-la-energia-electrica/logging-power-meters/fluke-1730.htm?pid=77038>

Ford, R., Pritoni, M., Sanguinetti, A., & Karlin, B. (2017). Categories and functionality of smart home technology for energy management. *Building and Environment*, 123, 543–554. <https://doi.org/10.1016/j.bulenv.2017.07.020>

Gellings, C. W. (2016). Chapter 15 - Back to Basics: Enhancing Efficiency in the Generation and Delivery of Electricity. In F. P. B. T.-E. E. Sioshansi (Ed.), *Energy Efficiency and Renewable Energy Handbook* (Second, pp. 375–417). Boston: Academic Press. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397879-0.00015-3](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-397879-0.00015-3)

González, O., Pavas, A., & Sánchez, S. (2017). Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales Mediante Acciones de Gestión de Demanda. *UIS Ingenierías*, 1–8.

Gooding, L., & Gul, M. S. (2016). Energy efficiency retrofitting services supply chains: A review of evolving demands from housing policy. *Energy Strategy Reviews*, 11–12, 29–40.

Gosak, M., Markovič, R., Dolenšek, J., Slak Rupnik, M., Marhl, M., Stožer, A., & Perc, M. (2018). Network science of biological systems at different scales: A review. *Physics of Life Reviews*, 24, 118–135. <https://doi.org/10.1016/j.plrev.2017.11.003>

Grandjean, A., Adnot, J., & Binet, G. (2012). A review and an analysis of the residential electric load curve models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(9), 6539–6565.

Guo, X., Bao, Z., & Yan, W. (2019). Stochastic model predictive control based scheduling optimization of multi-energy system considering hybrid CHPs and EVs. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/app9020356>

Gupta, S., Campa, A., & Ruffo, S. (2014). Kuramoto model of synchronization: equilibrium and nonequilibrium aspects. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2014(8), R08001. <https://doi.org/10.1088/1742-5468/14/08/r08001>

Han, D., & Lim, J. (2010). Design and implementation of smart home energy management systems based on zigbee. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 56(3), 1417–1425. <https://doi.org/10.1109/TCE.2010.5606278>

Harding, M., & Lamarche, C. (2016). Empowering Consumers Through Data and Smart Technology: Experimental Evidence on the Consequences of Time-of-Use Electricity Pricing Policies. *Journal of Policy Analysis and Management*, 35(4), 906–931. <https://doi.org/10.1002/pam.21928>

Hernandez, L., Baladron, C., Aguiar, J. M., Carro, B., Sanchez-Esguevillas, A. J., Lloret, J., & Massana, J. (2014). A Survey on Electric Power Demand Forecasting: Future Trends in Smart Grids, Microgrids and Smart Buildings. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 16(3), 1460–1495. <https://doi.org/10.1109/SURV.2014.032014.00094>

Hiller, C. (2015). Factors influencing residents' energy use—A study of energy-related behaviour in 57 Swedish homes. *Energy and Buildings*, 87, 243–252.

Horta, L. A. (2010). Indicadores de políticas públicas en materia de eficiencia energética en América Latina y el Caribe, 131. <https://doi.org/LC/W.322>

HT Instruments. (2019). PQA823 de HT Instruments. Retrieved from <http://www.ht-instruments.com/en/products/power-quality-analyzers/touch-screen/pqa823/>

Hu, X., Chiu, Y.-C., & Zhu, L. (2015). Behavior Insights for an Incentive-Based Active Demand Management Platform. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 4(2), 119–133. <https://doi.org/https://doi.org/10.1260/2046-0430.4.2.119>

Huang, G., Yang, J., & Wei, C. (2016). Cost-Effective and Comfort-Aware Electricity Scheduling for Home Energy Management System. In 2016 IEEE International Conferences on Big Data and Cloud Computing (BDCloud), Social Computing and Networking (SocialCom), Sustainable Computing and Communications (SustainCom) (BDCloud-SocialCom-SustainCom) (pp. 453–460). <https://doi.org/10.1109/BDCloud-SocialCom-SustainCom.2016.73>

Huang, S., Tushar, W., Yuen, C., & Otto, K. (2015). Quantifying economic benefits in the ancillary electricity market for smart appliances in Singapore households. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 1, 53–62. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.segan.2014.12.002>

Huang, Y., Zhan, J., Luo, C., Wang, L., Wang, N., Zheng, D., ... Ren, R. (2019). An electricity consumption model for synthesizing scalable electricity load curves. *Energy*, 169, 674–683. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2018.12.050>

Hung, M.-F., & Huang, T.-H. (2015). Dynamic demand for residential electricity in Taiwan under seasonality and increasing-block pricing. *Energy Economics*, 48, 168–177. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eneeco.2015.01.010>

Hutton, R. B., Mauser, G. A., Filiatrault, P., & Ahtola, O. T. (1986). Effects of Cost-Related Feedback on Consumer Knowledge and Consumption Behavior: A Field Experimental Approach. *Journal of Consumer Research*, 13(3), 327–336. <https://doi.org/10.1086/209072>

IAEA Departamento de Asuntos Económicos y Sociales de las Naciones Unidas, IEA, Eurostat, & Agencia Europea de Medio Ambiente. (2008). Indicadores energéticos del desarrollo sostenible: directrices y metodologías. <https://doi.org/10.4016/46611.01>

Instituto Nicaraguense de energía. (2018). Consumo promedio de aparatos eléctricos en base a horas de uso domiciliario. Retrieved from http://www.ine.gob.ni/DAC/consultas/Tabla_Aparatos_Elec_Agost10.pdf.

International Energy Agency. (2014). Energy Efficiency Indicators. <https://doi.org/https://doi.org/https://doi.org/10.1787/9789264215672-en>

Issi, F., & Kaplan, O. (2018). The determination of load profiles and power consumptions of home appliances. *Energies*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/en11030607>.

Jordehi, A. R. (2019). Optimisation of demand response in electric power systems, a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 103, 308–319. <https://doi.org/10.1016/J.RSER.2018.12.054>

Jovanović, B., & Filipović, J. (2016). ISO 50001 standard-based energy management maturity model – proposal and validation in industry. Journal of Cleaner Production, 112, 2744–2755. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.10.023>

Kandil, M. S., El-Debeiky, S. M., & Hasanien, N. E. (2002). Long-Term Load Forecasting for Fast-Developing Utility Using a Knowledge-Based Expert System. Power Engineering Review, IEEE, 22, 78. <https://doi.org/10.1109/MPER.2002.4312144>

Kazmi, A. H., O'Grady, M. J., & O'hare, G. M. . (2013). Energy Management in the Smart Home. 2013 IEEE 10th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing.

Kipping, A., & Trømborg, E. (2018). Modeling aggregate hourly energy consumption in a regional building stock. Energies, 11(1). <https://doi.org/10.3390/en11010078>

Klöckner, C., Matthies, E., & Hunecke, M. (2003). Problems of Operationalizing Habits and Integrating Habits in Normative Decision-Making Models1. Journal of Applied Social Psychology, 33, 396–417. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.2003.tb01902.x>

Kowsari, R., & Zerriffi, H. (2011). Three dimensional energy profile:. A conceptual framework for assessing household energy use. Energy Policy, 39(12), 7505–7517. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.030>

Krishna, P. N., Gupta, S. R., Shankaranarayanan, P. V., Sidharth, S., & Sirphi, M. (2018). Fuzzy Logic Based Smart Home Energy Management System. 2018 9th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2018. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT.2018.8493744>

Lai, Y.-X., Lai, C.-F., Huang, Y.-M., & Chao, H.-C. (2013). Multi-appliance recognition system with hybrid SVM/GMM classifier in ubiquitous smart home. *Information Sciences*, 230, 39–55. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2012.10.002>

Langlois-Bertrand, S., Benhaddadi, M., Jegen, M., & Pineau, P.-O. (2015). Political-institutional barriers to energy efficiency. *Energy Strategy Reviews*, 8, 30–38. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2015.08.001>

Lavín, F. V., Dale, L., Hanemann, M., & Moezzi, M. (2011). The impact of price on residential demand for electricity and natural gas. *Climatic Change*, 109(1), 171–189. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0297-0>

Lei, M., Tang, M., Li, L., Ye, L., & Pan, Z. (2019). Forecasting Short-Term Residential Electricity Consumption Using a Deep Fusion Model. In *Proceedings of 2018 Chinese Intelligent Systems Conference. Lecture Notes in Electrical Engineering* (Vol. 529). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2291-4_36

Levine, D. M. (2010). *Estadística Para Administración*. (Pearson, Ed.). México.

Losi, A., Mancarella, P., & Vicino, A. (2015a). Active Consumer Characterization and Aggregation. In *Integration of Demand Response Into the Electricity Chain* (pp. 11–39). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119245636.ch2>.

Losi, A., Mancarella, P., & Vicino, A. (2015b). System-Level Benefits of Demand Response. In *Integration of Demand Response Into the Electricity Chain* (pp. 143–172). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119245636.ch7>.

Louis, J. N., Caló, A., Leiviskä, K., & Pongrácz, E. (2016). Modelling home electricity management for sustainability: The impact of response levels, technological deployment & occupancy. *Energy and Buildings*, 119, 218–232. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.03.012>.

Maguire, M. (2001). Methods to support human-centred design. *International Journal of Human-Computer Studies*, 55(4), 587–634. <https://doi.org/https://doi.org/10.1006/ijhc.2001.0503>

McKenna, E., Krawczynski, M., & Thomson, M. (2015). Four-state domestic building occupancy model for energy demand simulations. *Energy and Buildings*, 96, 30–39. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.03.013>

Megahed, T. F., Abdelkader, S. M., & Zakaria, A. (2019). Energy management in zero-energy building using neural network predictive control. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(3), 5336–5344. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2900558>

Mehdi, L., Ouallou, Y., Mohamed, O., & Hayar, A. (2018). New smart home's energy management system design and implementation for frugal smart cities. *2018 International Conference on Selected Topics in Mobile and Wireless Networking, MoWNeT 2018*, 149–153. <https://doi.org/10.1109/MoWNet.2018.8428865>

Meyers, R. J., Williams, E. D., & Matthews, H. S. (2010). Scoping the potential of monitoring and control technologies to reduce energy use in homes. *Energy and Buildings*, 42(5), 563–569. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.10.026>

Michael, J., Henke, C., & Trachtler, A. (2019). Decentralized Energy Management for Smart Home System of Systems. <https://doi.org/10.1109/SYSCON.2019.8836960>

Miu, L. M., Mazur, C. M., van Dam, K. H., Lambert, R. S. C., Hawkes, A., & Shah, N. (2019). Going smart, staying confused: Perceptions and use of smart thermostats in British homes. *Energy Research & Social Science*, 57, 101228. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.erss.2019.101228>

Mlecnik, E., Parker, J., Ma, Z., Corchero, C., Knotzer, A., & Pernetti, R. (2019). Policy challenges for the development of energy flexibility services. *Energy Policy*, 111147. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.111147>

Mohassel, R. R., Fung, A. S., Mohammadi, F., & Raahemifar, K. (2014). A survey on advanced metering infrastructure and its application in Smart Grids. In 2014 IEEE 27th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE) (pp. 1–8). <https://doi.org/10.1109/CCECE.2014.6901102>

Montgomery, D. C. (2014). *Diseño y análisis de experimentos*. (Limusa, Ed.). México.

Muratori, M., Schuelke-Leech, B. A., & Rizzoni, G. (2014). Role of residential demand response in modern electricity markets. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 546–553. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.027>

Niesten, E., & Alkemade, F. (2016). How is value created and captured in smart grids? A review of the literature and an analysis of pilot projects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 629–638. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.08.069>

Nyeng, P., Kok, K., Pineda, S., Grande, O., Sprooten, J., Hebb, B., & Nieuwenhout, F. (2013). Enabling demand response by extending the European electricity markets with a real-time market. In IEEE PES ISGT Europe 2013 (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2013.6695418>

O'Reilly, M., Wathey, D., & Gelber, M. (2000). ISO 14031: Effective mechanism to environmental performance evaluation. *Corporate Environmental Strategy*, 7(3), 267–275. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1066-7938\(00\)80121-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1066-7938(00)80121-9)

Otsuka, A. (2019). Natural disasters and electricity consumption behavior: a case study of the 2011 Great East Japan Earthquake. In *Asia-Pacific Journal of Regional Science* (pp. 887–910). <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s41685-019-00129-4>

Palizban, O., Kauhaniemi, K., & Guerrero, J. M. (2014). Microgrids in active network management—Part I: Hierarchical control, energy storage, virtual power plants, and market participation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 36, 428–439. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.016>

Panos, E., Densing, M., & Volkart, K. (2016). Access to electricity in the World Energy Council's global energy scenarios: An outlook for developing regions until 2030. *Energy Strategy Reviews*, 9, 28–49. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.esr.2015.11.003>

Patterson, Z., Darbani, J. M., Rezaei, A., Zacharias, J., & Yazdizadeh, A. (2017). Comparing text-only and virtual reality discrete choice experiments of neighbourhood choice. *Landscape and Urban Planning*, 157, 63–74. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2016.05.024>

Pinzon, J., Corredor, A., Santamaria, F., Hernandez, J., & Trujillo, C. (2014). Implementación de indicadores energéticos en centros educativos. Caso de estudio: Edificio Alejandro Suárez Copete-Universidad Distrital Francisco José de Caldas. *Revista Escuela de Administración de Negocios*, 0(77 SE-Casos empresariales), 186–200. Retrieved from <https://journal.universidadean.edu.co/index.php/Revista/article/view/823>

Podgornik, A., Sucic, B., & Blazic, B. (2016). Effects of customized consumption feedback on energy efficient behaviour in low-income households. *Journal of Cleaner Production*, 130, 25–34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.02.009>

Ponce, P., Peffer, T., & Molina, A. (2017). Framework for communicating with consumers using an expectation interface in smart thermostats. *Energy and Buildings*, 145, 44–56. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.03.065>

PowerSim. (2019). PowerSim Software. Retrieved from <http://www.powersim.com/main/products-services/academic-tools/>

Putra, L., Michael, Yudishtira, & Kanigoro, B. (2015). Design and Implementation of Web Based Home Electrical Appliance Monitoring, Diagnosing, and Controlling System. *Procedia Computer Science*, 59, 34–44. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.07.335>

Quevedo, A. D., Suarez, E. G., Arias, S. M., Santamaria, F., & Alarcon, J. A. (2016). Assessment of Energy Efficiency indicators on a residential building with Plug-in Electric Vehicles and energy action plans for users. In 2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Latin America, ISGT LATAM 2015 (pp. 881–886). <https://doi.org/10.1109/ISGT-LA.2015.7381271>

Rasouli, M. (2010). A Game-Theoretic Framework for Studying Dynamics of Multi Decision-maker Systems. In The 28th International Conference of the System Dynamics Society. Seul.

Richardson, I., Thomson, M., Infield, D., & Clifford, C. (2010). Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model. *Energy and Buildings*, 42(10), 1878–1887. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2010.05.023>

Roy, J., Dowd, A.-M., Muller, A., Pal, S., Prata, N., & Lemmet, S. (2012). Lifestyles, Well-Being and Energy. Global Energy Assessment (GEA), 1527–1548. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511793677.027>

S., R., & V., M. (2016). HEM algorithm based smart controller for home power management system. *Energy and Buildings*, 131, 184–192. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.09.026>

Sachdeva, A., & Wallis, P. (2010). Our demand : reducing electricity use in Victoria through demand management.

Sauter, R., & Watson, J. (2007). Strategies for the deployment of micro-generation: Implications for social acceptance. *Energy Policy*, 35(5), 2770–2779. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.12.006>

Schuschny, A., & Soto, H. (2009). Documento de proyecto Guía metodológica Diseño de indicadores compuestos de desarrollo sostenible. Retrieved from https://www.cepal.org/ilpes/noticias/paginas/9/35989/diseño_indicadores_compuestos_ddss.pdf

Seligman, C., & Darley, J. M. (1977). Feedback as a means of decreasing residential energy consumption. *Journal of Applied Psychology*, 62(4), 363–368. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.62.4.363>

Senado de la República de Colombia. (1994). Ley 142 de 1994. Retrieved from <http://www.alcaldiaabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=2752>

Shafie-khah, M., Parsa Moghaddam, M., Sheikh-El-Eslami, M. K., & Rahmani-Andebili, M. (2012). Modeling of interactions between market regulations and behavior of plug-in electric vehicle aggregators in a virtual power market environment. *Energy*, 40(1), 139–150. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.02.019>

Shahgoshtasbi, D., & Jamshidi, M. . (2014). A New Intelligent Neuro-Fuzzy Paradigm for Energy-Efficient Homes. *IEEE Systems Journal*, 8(2), 664–673.

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>

Shiraki, H., Nakamura, S., Ashina, S., & Honjo, K. (2016). Estimating the hourly electricity profile of Japanese households – Coupling of engineering and statistical methods. *Energy*, 114, 478–491. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.08.019>

Sim, J., & Waterfield, J. (2019). Focus group methodology: some ethical challenges. *Quality & Quantity*, 53(6), 3003–3022. [https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11135-019-00914-5](https://doi.org/10.1007/s11135-019-00914-5)

Smith, C. B., & Parmenter, K. E. (2016a). Chapter 1 - Introduction. In C. B. Smith & K. E. B. T.-E. M. P. (Second E. Parmenter (Eds.), *Energy Management Principles Applications, Benefits, Savings* (pp. 1–12). Oxford: Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802506-2.00001-X>

Smith, C. B., & Parmenter, K. E. (2016b). Chapter 3 - General Principles of Energy Management. In C. B. Smith & K. E. B. T.-E. M. P. (Second E. Parmenter (Eds.), *Energy Management Principles Applications, Benefits, Savings* (pp. 35–44). Oxford: Elsevier. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802506-2.00003-3>

Sorrell, S. (2015). Reducing energy demand: A review of issues, challenges and approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 47, 74–82. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.002>

Southern California Edison. (2012). Design & Engineering Services Demand Response Potential of Residential Appliances – Refrigerator (LG) (Report No. DR12SCE1.08). Retrieved from <http://www.etcc-ca.com/reports/dr-potential-residential-appliancesrefrigerator-%oAlg>

Southern California Edison. (2013). Demand Response Potential of Residential Appliances: Dishwasher (Report No. DR10SCE1.16.03), (December). Retrieved from <http://www.etcc-ca.com/reports/demand-response-potential-residentialappliances-%oAdishwasher>

Stokes, M. (2005). Removing barriers to embedded generation : load a model to support low voltage network performance analysis network performance analysis. Sustainable Development, 447.

Thiaux, Y., Dang, T. T., Schmerber, L., Multon, B., Ben Ahmed, H., Bacha, S., & Tran, Q. T. (2019). Demand-side management strategy in stand-alone hybrid photovoltaic systems with real-time simulation of stochastic electricity consumption behavior. Applied Energy, 253, 113530. <https://doi.org/10.1016/J.APENERGY.2019.113530>

Toogoshi, M., Kano, S. S., & Zempo, Y. (2015). The Maximum Entropy Method for Optical Spectrum Analysis of Real-Time TDDFT. Journal of Physics: Conference Series, 640(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/640/1/012069>

Trujillo, C. L., Santamaría, F., Hernández, J. A., Jaramillo, A. A., Gaona, E. E., Rivas, E., ... Rojas, H. E. (2015). Microrredes eléctricas. Microrredes Eléctricas (Vol. Primera Ed). Bogotá D.C.: Universidad Distrital Francisco José de Caldas.

Trujillo, C., & Santamaría, F. (2017). PERS Cundinamarca: Diagnóstico energético del departamento de Cundinamarca. Bogotá, Colombia.

Ueno, T., Inada, R., Saeki, O., & Tsuji, K. (2006). Effectiveness of an energy-consumption information system for residential buildings. Applied Energy, 83(8), 868–883. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2005.09.004>

Ueno, T., Tsuji, K., & Nakano, Y. (2003). Effectiveness of Displaying Energy Consumption Data in Residential Buildings: To Know Is to Change. ECEEE Summer Study on Energy Efficiency in Buildings, (Ueno 2003), 264–277. Retrieved from https://energytaxincentives.org/files/proceedings/2006/data/papers/SS06_Panel7_Paper22.pdf

UPME. (2008). Guía para la Implementación Sistema de Gestión Integral de la Energía.

UPME. (2016). Plan de Acción Indicativo de Eficiencia Energética 2017-2022. Ministerio de Minas y Energía, 1–157. Retrieved from http://www1.upme.gov.co/DemandaEnergetica/MarcoNormatividad/PAI_PAURE_2017-2022.pdf

Vallés Rodríguez, M., Frías Marín, P., Reneses Guillén, J., & González Sotres, L. (2013). Gestión Activa de la Demanda para una Europa más eficiente. Anales De Mecánica Y Electricidad, (2009), 55–61.

Vega, A. M. (2018). Gestión de la Energía Eléctrica Domiciliaria con base en la gestión activa de la demanda. Retrieved from <https://doctoradoingenieria.udistrital.edu.co/index.php/es/inicio/documentos/repositorio-de-tesis-doctoral/item/510-energia-electrica-domiciliaria-con-base-en-la-gestion-activa>

Vega, A., Santamaría, F., & Rivas, E. (2015). Modeling for home electric energy management : A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 52, 948–959. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.023>

Vega, A., Santamaría, F., & Rivas, E. (2018). Supervision, monitoring and control of home appliances through power line communication. In 2018 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T&D-LA) (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/TDC-LA.2018.8511636>

Villa, D., Martin, C., Villanueva, F. J., Moya, F., & Lopez, J. C. (2011). A dynamically reconfigurable architecture for smart grids. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 57(2), 411–419. <https://doi.org/10.1109/TCE.2011.5955174>

Vladimirovna, O., & Gutiérrez González, E. (2014). Probabilidad y Estadística: Aplicaciones a la Ingeniería y Ciencias. (G. E. Patria, Ed.).

Wade, N. S., Taylor, P. C., Lang, P. D., & Jones, P. R. (2010). Evaluating the benefits of an electrical energy storage system in a future smart grid. *Energy Policy*, 38(11), 7180–7188. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.07.045>

Wang, Y., & Li, L. (2016). Critical peak electricity pricing for sustainable manufacturing: Modeling and case studies. *Applied Energy*, 175, 40–53. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.04.100>

Wilson, Caroline, & Marselle, M. R. (2016). Insights from psychology about the design and implementation of energy interventions using the Behaviour Change Wheel. *Energy Research & Social Science*, 19, 177–191.

Wilson, Charlie, Hargreaves, T., & Hauxwell-Baldwin, R. (2017). Benefits and risks of smart home technologies. *Energy Policy*, 103(January), 72–83. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.12.047>

Wood, G., & Newborough, M. (2003). Dynamic energy-consumption indicators for domestic appliances: environment, behaviour and design. *Energy and Buildings*, 35(8), 821–841. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00241-4](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00241-4)

Yao, R., & Steemers, K. (2005). A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK. *Energy and Buildings*, 37(6), 663–671. <https://doi.org/10.1016/J.ENBUILD.2004.09.007>

Yousef, E Hamouda, M. (2019). Optimal home energy management for smart home using random bit climbing. Computer and Information Sciences.

Yu, Z., McLaughlin, L., Jia, L., Murphy-Hoye, M. C., Pratt, A., & Tong, L. (2012). Modeling and stochastic control for home energy management. IEEE Power and Energy Society General Meeting, (July). <https://doi.org/10.1109/PESGM.2012.6345471>

Yue, T., Long, R., & Chen, H. (2013). Factors influencing energy-saving behavior of urban households in Jiangsu Province. *Energy Policy*, 62, 665–675. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.07.051](https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.07.051)

Zaeri, M., Sharda, N., & Zahedi, A. (2014). A five layer model for simulating a virtual power plant. *IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT ASIA)*, 435–440. <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2014.6873831>

Zhang, Y., Zhang, T., Wang, R., Liu, Y., & Guo, B. (2015). Optimal operation of a smart residential microgrid based on model predictive control by considering uncertainties and storage impacts. *Solar Energy*, 122, 1052–1065.

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>

Zhu, N., Bai, X., & Meng, J. (2011). Benefits Analysis of All Parties Participating in Demand Response. *2011 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*.

Impreso en papel bond 90 gr.
en familia tipográfica Candara a 11,5 pts.

Amadgraf Impresores Ltda.
Bogotá, D.C., Colombia
Octubre de 2020.

OTROS TÍTULOS DE ESTA COLECCIÓN

**RADIACIÓN-MATERIA:
GEANT4 Hands On!**

**REDES NEURONALES
CONVOLUCIONALES
USANDO KERAS Y
ACELERANDO CON GPU**

**GESTIÓN Y CIBERSEGURIDAD
PARA MICRORREDES
ELÉCTRICAS RESIDENCIALES**

**DETECCIÓN Y CORRECCIÓN
DE PROPAGACIONES
ANÓMALAS EN RADARES
METEOROLÓGICOS**

**INTRODUCCIÓN A LA
INVESTIGACIÓN SOBRE
DESASTRES NATURALES Y
CIUDADES INTELIGENTES**

**INVESTIGACIÓN EN INGENIERÍA
FUNDAMENTADA EN LA
GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO**

**LOS RECURSOS DISTRIBUIDOS
DE BIOENERGÍA EN COLOMBIA**

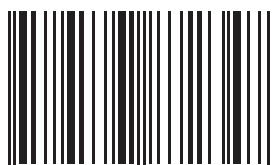
**ARQUITECTURAS DE RED
NEURO-CONVOLUCIONAL
PARA APLICACIONES DE
ROBÓTICA ASISTENCIAL**

Los sistemas para la gestión de energía en el hogar (HEMS), desempeñan un papel preponderante en el nuevo contexto energético, puesto que los sistemas de generación, transmisión, distribución e instalaciones eléctricas se han modernizado, además de incorporar las fuentes de energía renovable en el hogar y la participación activa de los usuarios finales. Por esta razón, conocer el comportamiento de los consumos de energía se ha vuelto relevante para las proyecciones en el sector eléctrico.

La predicción de las curvas de demanda residencial, contribuye en aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales tanto para los usuarios como para el sistema energético en general, pues permite realizar gestión energética en el sector domiciliario al implementar programas de ahorro de energía en tiempo real y de autogeneración de energía.

Por lo anterior se desarrolló un modelo estocástico enfocado a usuarios residenciales. Con este modelo es posible predecir y analizar cómo es el comportamiento de las diferentes curvas de demanda cuando los usuarios finales hacen modificaciones en sus hábitos de consumo. Para validar el modelo se simularon 12 escenarios y se analizaron comportamientos de uso de electrodomésticos en diversos momentos del día.

ISBN 978-958-787-234-7



9 789587 872347

