



UNIVERSIDAD  
**NACIONAL**  
DE COLOMBIA

# Evaluación del Potencial de Gestión de Demanda para un Grupo de Usuarios a partir del Análisis de sus Perfiles de Consumo

**Orlando Alexander González Vivas**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica  
Bogotá, Colombia  
2017



# Evaluación del Potencial de Gestión de Demanda para un Grupo de Usuarios a partir del Análisis de sus Perfiles de Consumo

**Orlando Alexander González Vivas**

Tesis o trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:  
**Magister en Ingeniería Eléctrica**

Director:  
Ph.D. MSc. IE. Fabio Andrés Pavas Martínez

Línea de Investigación:  
Gestión Activa de la Demanda  
Grupo de Investigación:  
Programa de Adquisición y Análisis de Señales, Grupo PAAS-Unal

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica  
Bogotá, Colombia  
2017



(Dedicatoria)

Dedico este trabajo a mi familia que en todos los momentos de mi vida, buenos y malos, han estado a mi lado para animarme y seguir adelante.

“Es la combinación entre el talento razonable y la capacidad de perseverar ante el fracaso lo que conduce al éxito.”

Daniel Goleman



# Agradecimientos

Agradezco a mi Director de Tesis Andrés Pavas por enseñarme y ayudar en mi formación como investigador. Al grupo de investigación PAAS por acogerme como investigador, y a mis profesores que junto con la Universidad Nacional me dieron la oportunidad de avanzar en mis metas profesionales.



## Resumen

La gestión de demanda es una herramienta que permite enfrentar escenarios de escasez en los sistemas eléctricos. También permite convertir a los usuarios en agentes activos del mercado energético, y en Colombia puede convertirse en un instrumento de control energético determinante que podría mantener la disponibilidad y confiabilidad del servicio en el mediano y largo plazo. El presente trabajo busca evaluar el potencial de gestión de los usuarios partiendo del análisis de sus perfiles de consumo. En primer lugar se desarrolla el modelo de demanda con metodología no intrusiva de agregado, lo que implica desarrollar modelos individuales de las cargas que son agregadas en el perfil de demanda del usuario. Segundo se programan diferentes estrategias de gestión sobre los electrodomésticos, y son aplicados de acuerdo a características de los usuarios que son modelados. Tercero los resultados son evaluados sobre la muestra de población simulada, que en este caso son los usuarios residenciales estrato 4 de la ciudad de Bogotá. La gestionabilidad de los recursos energéticos entregan un potencial cercano al 20 % sobre el consumo total de los usuarios, y una población objetivo que corresponde a usuarios de medio consumo, que estadísticamente son los más numerosos.

**Palabras clave:** Agregado No Intrusivo, Ahorro de Energía, Desplazamiento de Carga, Flexibilidad, Gestión de Demanda, Perfil de Carga, Perfil de Demanda, Respuesta de la Demanda.

## Abstract

The demand management is a tool that allows to face scenarios of scarcity in the electrical systems. It also allows users to become active agents in the energy market, and in Colombia can become a determinant energy control instrument that could maintain the availability and reliability of the service in the medium and long term. The present work seeks to evaluate the management potential of users based on the analysis of their consumption profiles. First, the demand model is developed with non-intrusive aggregate methodology, which involves developing individual models of the loads that are aggregated into the user's demand profile. Second, different management strategies are programmed on household appliances, and are applied according to user characteristics that are modeled. Third, the results are evaluated on the simulated population sample, which in this case are the residential users stratum 4 of the city of Bogotá. The manageability of energy resources deliver a potential close to 20 % of the total consumption of users, and an objective population that corresponds to users of medium consumption, who are statistically the most numerous.

**Keywords:** Demand Profile, Demand Response, Demand Side Management, Energy Savings, Flexibility, Load Profile, Load Shifting, Non Intrusive Aggregate.

# Contenido

<b>Agradecimientos</b>	<b>vii</b>
<b>Resumen</b>	<b>ix</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
<b>2. Caracterización de la Demanda</b>	<b>7</b>
2.1. Introducción . . . . .	7
2.1.1. Redes Inteligentes ( <i>Smart Grids</i> ) . . . . .	8
2.1.2. Gestión de Demanda ( <i>Demand Side Management - DSM</i> ) . . . . .	9
2.1.3. Respuesta a la Demanda ( <i>Demand Response</i> ) . . . . .	9
2.1.4. Agregador ( <i>Aggregator</i> ) . . . . .	9
2.2. Características de la Gestión de Demanda . . . . .	10
2.2.1. Ventajas, Beneficios u Objetivos . . . . .	11
2.2.2. Desventajas o Retos de la Gestión de la Demanda . . . . .	14
2.2.3. Acciones de Gestión de la Demanda . . . . .	15
2.2.4. Estrategias de Gestión de Demanda . . . . .	16
2.3. Contexto actual de la Demanda . . . . .	17
2.3.1. Factores Políticos . . . . .	17
2.3.2. Factores Económicos . . . . .	18
2.3.3. Factores Sociales . . . . .	19
2.3.4. Factores Tecnológicos . . . . .	20
2.3.5. Factores Ambientales . . . . .	21
2.3.6. Factores Legales . . . . .	21
2.4. Antecedentes en Colombia Programas Respuesta de la Demanda . . . . .	23
2.5. Potencial de Gestión de Demanda . . . . .	24
2.5.1. Flexibilidad . . . . .	25
2.5.2. Flexibilidad en Diferentes tipos de Carga . . . . .	26
2.5.3. Gestionabilidad . . . . .	26
2.5.4. Evaluación del Potencial de Gestión y Flexibilidad . . . . .	26
2.6. Resumen . . . . .	31

<b>3. Construcción de Modelos de Electrodomésticos</b>	<b>35</b>
3.1. Contexto . . . . .	35
3.1.1. Información Pública de la Nación . . . . .	35
3.1.2. Estudios y reportes estadísticos . . . . .	37
3.1.3. Recolección de Información . . . . .	37
3.1.4. Matriz de Electrodomésticos por Estrato en la ciudad de Bogotá . . . . .	38
3.2. Metodología del Modelado . . . . .	39
3.2.1. Modelo Semideterminístico . . . . .	40
3.2.2. Modelo Exponencial . . . . .	41
3.2.3. Modelo Cadenas de Markov . . . . .	42
3.3. Recopilación de Datos Técnicos y Hábitos de Consumo Dispositivos Modelados	43
3.4. Resumen . . . . .	44
<b>4. Composición de la Demanda</b>	<b>51</b>
4.1. Introducción . . . . .	51
4.2. Caracterización de los usuarios . . . . .	51
4.2.1. Usuarios Residenciales: . . . . .	52
4.2.2. Ranking de electrodomésticos por consumo en Bogotá . . . . .	55
4.2.3. Función de distribución de Demanda para usuarios residenciales según estratificación en Bogotá . . . . .	57
4.3. Métodos de Composición de Carga . . . . .	57
4.3.1. Desagregación . . . . .	58
4.3.2. Agregación . . . . .	60
4.3.3. Modelo propuesto: Agregación No Intrusiva . . . . .	62
4.4. Aproximación al Modelado de la Demanda . . . . .	62
4.4.1. Modelado de Cargas Residenciales: Electrodomésticos . . . . .	62
4.4.2. Agregado de Demanda: Método Matricial Desarrollado . . . . .	74
4.5. Resumen . . . . .	78
<b>5. Aplicación de Estrategias de Gestión de Demanda</b>	<b>81</b>
5.1. Caracterización de las Estrategias . . . . .	81
5.2. Ejemplos de Composición y Gestión . . . . .	83
5.2.1. Evaluación del Potencial de Gestión basado en Perfiles de Consumo . . . . .	83
5.2.2. Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales mediante Acciones de Gestión de Demanda . . . . .	90
5.2.3. Evaluación de la Flexibilidad de Demanda en Usuarios Residenciales.	96
5.2.4. Dinámicas de Opinión . . . . .	101
5.3. Resumen Capítulo . . . . .	111
<b>6. Conclusiones y recomendaciones</b>	<b>115</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	115

6.2. Contribuciones . . . . .	116
6.3. Trabajos Futuros . . . . .	117
<b>A. Anexo: Análisis Norma NTC 5020 Refrigeradores</b>	<b>119</b>
A.1. Preliminar . . . . .	119
A.2. Descripción . . . . .	119
A.3. Definiciones . . . . .	119
A.4. Análisis Diferido de la Norma 5020 . . . . .	121
A.5. Resumen . . . . .	124
<b>B. Anexo: Cadenas de Markov</b>	<b>125</b>
B.1. Preliminar . . . . .	125
B.2. Definición . . . . .	125
B.2.1. Conceptos relacionados . . . . .	125
B.2.2. Matriz de Transición . . . . .	126
B.2.3. Matriz Estocástica . . . . .	127
B.3. Propiedades de las Cadenas de Markov . . . . .	127
B.3.1. Irreducibilidad . . . . .	127
B.3.2. Aperiodicidad . . . . .	130
B.3.3. Reversibilidad . . . . .	134
<b>C. Anexo: Algoritmo METROPOLIS - HASTINGS</b>	<b>136</b>
C.1. Preliminar . . . . .	136
C.2. Definición . . . . .	136
C.2.1. Ejemplo . . . . .	136
C.3. Proceso de funcionamiento: . . . . .	137
C.4. Resultado Función Objetivo: . . . . .	140
<b>D. Anexo: Código de programación para modelos de electrodomésticos en MatLab</b>	<b>141</b>
D.1. Nevera NTC 5020 . . . . .	141
D.2. Luminaria de Corto Uso . . . . .	147
D.3. Luminarias Zona Comun . . . . .	149
D.4. Tv y Codificador . . . . .	152
D.5. PC Escritorio y Monitor . . . . .	155
D.6. Ducha Electrica . . . . .	158
D.7. Plancha y Lavadora . . . . .	161
D.8. Licuadora y Horno Microondas . . . . .	164
D.9. Equipo de Sonido . . . . .	167
D.10. Cargadores de Celular y Tablets . . . . .	170
D.11. PC Laptop . . . . .	172
D.12. Consola de Videojuegos . . . . .	175

Contenido	1
D.13.Router Wifi . . . . .	178
<b>E. Anexo: Artículos académicos producto de la presente Investigación</b>	<b>180</b>

# 1. Introducción

Los programas de Gestión de Demanda se han aplicado en cerca de 30 países (incluyendo USA, Canadá, China, Japón, Unión Europea y otros). Estos experimentos con iniciativas y programas son dirigidos a la respuesta de la demanda y han obtenido resultados positivos en ahorro en la tarifa e inversión en construcción de redes, mejoras de confiabilidad en el sistema de potencia, reducción del crecimiento de la inversión en la capacidad generadora, entre muchos otros. Colombia es pionero del sector eléctrico en Latinoamérica, y tiene bastantes lecciones que aprender de los programas exitosos propuestos en Estados Unidos (con más de 40 años y 1200 programas de Gestión de Demanda), por ello no debe dejar de lado la investigación en este tema, ya que es uno de los pilares que sostienen la idea de evolución de los sistemas energéticos hacia las redes inteligentes (Smart Grids) [1.1, 1.2].

Diferentes factores y su suma agregada pueden lograr eventos de escasez en recursos, incluso cambios ambientales drásticos como largos veranos o temporadas de lluvia, pueden poner a prueba el Sistema Interconectado Eléctrico en Colombia. Se entiende entonces que la cantidad de recursos energéticos que posee Colombia no garantizan el cubrimiento de la demanda a largo plazo si no es modificada en su acelerado crecimiento, por tanto es de vital importancia darle a la demanda la oportunidad de volverse dinámica al involucrar de una forma más objetiva y directa al usuario con sus hábitos de consumo, acudiendo a programas de gestión con incentivos [1.3].

La gestión de demanda puede ser usada como herramienta que a largo plazo puede desacelerar el crecimiento de la demanda y con ello retrasar la necesidad de capacidad instalada en generación. En Colombia es necesario tomar las riendas del crecimiento y comportamiento de la demanda a través de programas que permitan aprovechar de manera eficiente la energía y recursos de generación al máximo posible con fines de mantener la sustentabilidad del confort de los usuarios [1.4].

## **Planteamiento del problema**

Existen dos grandes inciertos a la hora de aplicar un sistema de respuesta a la demanda. El primero de ellos es la gran inversión en herramientas tecnológicas que permitan transferir paquetes de datos en tiempo real. El segundo incierto es el cómo se presentará la recepción de en últimas el usuario final ante la inminente aparición de un sistema de gestión de demanda

---

que pretenda a través de incentivos o penalizaciones lograr el objetivo de mejora en el comportamiento de la curva de demanda.

- a. *Requerimientos para gestión activa de la demanda:* Una vez se crea la necesidad de uso de ciertos tipos de tecnologías, estas tienden a ser rentables en el mediano y largo plazo, es decir, el mercado regularía los precios ya que se convertirían en elementos de constante uso y mejora para este mercado emergente.
  - i. Contadores, tomacorrientes, iluminación y electrodomésticos inteligentes
  - ii. Sistemas de control centralizado.
  - iii. Tecnologías de manejo de volúmenes de información y comunicación online disponible, más robustas y rápidas.
- b. *Requerimientos de Hábitos de consumo (Respuesta de la demanda):* Para aplicar cualquier programa energético, debe impartirse una educación en gestión, por parte del sistema regulador, hacia los usuarios con el fin de mejorar hábitos de consumo a cambio de incentivos. Entonces la voluntad del usuario y su potencial de administración del consumo de sus propios recursos posibilita el éxito o fracaso en el modelo de gestión.
- c. *Gestionabilidad de curvas de demanda:* Es necesario identificar los componentes de consumo en los perfiles de demanda y darles una clasificación adecuada, en tipos de cargas, ¿Cuáles cargas son de mayor o menor facilidad de gestión? Existen cargas constantes, continuas, necesarias, intermitentes etc., es decir, es imperativo establecer en qué condiciones son flexibles o no para ser gestionadas, en tiempo y magnitud. En este escenario surge una nueva pregunta, ¿Es posible modelar el comportamiento de cada uno de los componentes de un perfil de demanda, de gran fidelidad a las que se presentan realmente?, la respuesta puede diferir en métodos (estocástico, heurístico, bio-inspiración entre otros). Finalmente, ¿Es posible crear herramientas altamente funcionales que puedan emular perfiles de demanda o de consumo energético y su potencial de gestión energética para los usuarios en Colombia que consideren sus condiciones particulares?. Para resolver esta pregunta es necesario explorar alternativas para modelar composición de carga de un cliente con base en su perfil de demanda teniendo en cuenta las condiciones del país.

### **Justificación**

Colombia es un referente latinoamericano en el desarrollo eléctrico, y actualmente participa de los retos y problemática mundial, muestra de ello son la aprobación de la ley 1715 de 2014 y sus primeras resoluciones, anteriormente la resolución 18-0919 de 2010 con el Programa de Uso Racional de la Energía (PROURE) y hace dos años la ley 1665 de 2013 con el que aprueba el estatuto de la Agencia Internacional de Energías Renovables (IRENA); programas con los cuales se regula la integración de energías renovables no convencionales al Sistema

Energético Nacional, y fomenta la gestión eficiente de energía [1.5, 1.6, 1.7].

El enfoque del proyecto (existen muchos avances en el tema a nivel mundial) propone a través de la investigación la caracterización y modelamiento del comportamiento de la curva de demanda diversificada, estudiar oportunidades de ajuste, de forma que pueda identificarse las posibilidades de gestión existentes de la misma, lo que a largo plazo permitiría realizar diseños de red que respondan de manera efectiva a los requerimientos de las redes inteligentes, a los operadores de red y de los clientes mismos [1.5].

En la gestión de la demanda se hacen obligatorias las inversiones en la red, dentro de un marco regulatorio que debe configurar el modelo en el medio/largo plazo. En este nuevo modelo se deben definir las funciones y responsabilidades tanto para los operadores del mercado y del sistema como para el resto de agentes (clientes, comercializadores, incluyendo nuevos actores como son los “*agregadores*” [1.8, 1.9]), se difiere entonces que deben existir evolutivamente y en conjunto, nuevas tecnologías, nuevas herramientas tecnológicas y cambios en hábitos energéticos.

La gestión no debe entenderse como una tarea exhaustiva y molesta para el usuario (en la mayoría de los casos el usuario preferiría la comodidad de mantener sus hábitos energéticos antes que esforzarse por ahorrar en su factura), sino como una oportunidad para elaborar y desarrollar herramientas que permitan en primer lugar saber si una curva de demanda es gestionable, y en segundo lugar programar y ejecutar autónomamente las acciones necesarias de eficiencia y ajuste en la curva de consumo. Dentro de los procesos de gestión de demanda sobresalen dos atributos de bastante dificultad para modelar. El primero es el comportamiento de la curva de demanda, totalmente impredecible si se desconoce por completo aspectos puntuales del usuario que hacen única la forma de esa curva, por ejemplo, hábitos de consumo, estrato, nivel de ingreso, ubicación, jornada laboral, etc.

El segundo atributo son los resultados que se puedan obtener luego de aplicar el sistema de gestión de demanda, dependen de las técnicas de respuesta a la demanda que se usen, el grado de compromiso por parte del usuario, y el tipo de modelamiento que se adopte para estos escenarios. Ciertos estudios permiten afirmar los clientes pueden beneficiarse del adecuado funcionamiento de este mercado, y que este garantizará un suministro de electricidad eficiente (continuo y confiable), sostenible y seguro [1.10].

La propuesta de la presente tesis contempla el proceso de desarrollo de los siguientes objetivos:

**General:**

Identificar el potencial de gestión de demanda en un usuario o grupo de usuarios en Colombia a partir de curvas o perfiles de demanda.

**Específicos:**

- Evaluar criterios para la composición de los perfiles de carga.
- Definir el comportamiento de la curva de demanda durante la semana, a través de procesos de modelado y programación.
- A partir de herramientas de optimización, desarrollar procesos o técnicas de gestión de demanda sobre las curvas o perfiles de demanda que en un momento dado también puedan entregar una cuantificación del potencial de ahorro energético de los usuarios.

Para alcanzar los objetivos anteriores se desarrolló un método de agregación que permite abarcar entre otras las siguientes tareas:

- Realizar simulaciones de los electrodomésticos que emulan su comportamiento individual, sustentados en la información mínima necesaria.
- Mediante el proceso de agregación logra reconstruir la curva característica de un usuario aleatorio y de un grupo de usuarios que representan el agregado general de una población con características definidas desde su información estadística.
- Identificar el potencial de gestionamiento sobre estos elementos, es decir, si son flexibles en tiempo de uso y magnitud de potencia.

El presente documento pretende aprovechar herramientas computacionales con tres fines principales. El primero es modelar las características de demanda de un grupo de usuarios en sus perfiles de consumo, con base en información característica de la población a la cual pertenecen (Capítulo 2). Segundo es encontrar de forma elaborada estrategias de gestión que aplicadas sobre el grupo permitan encontrar cambios significativos en las formas de sus perfiles de consumo, en potencia y energía (Capítulo 4). Tercero es evaluar los resultados con un análisis de carácter económico y energético para encontrar posibilidades u oportunidades de incentivo de la aplicación de Gestión de Demanda por parte de usuarios reales utilizando diferentes herramientas de optimización y dinámicas de opinión (Capítulo 5). Finalmente los resultados importantes junto con la valoración de la investigación con las expectativas de trabajos futuros se entregan en la sección 6 Conclusiones.

# Bibliografía

- [1.1] Ministerio de Minas y Energía de Colombia. Memorias al Congreso de la República 2015-2016. Technical report, Ministerio de Minas y Energía, Bogotá, 2015.
- [1.2] Ministerio de Minas y Energía. Energía Eléctrica. Memorias al Congreso de la República de Colombia 2012-2013. Technical report, Ministerio de Minas y Energía, Bogotá, Colombia, 2013.
- [1.3] Juan M. Morales, Antonio J. Conejo, Henrik Madsen, Pierre Pinson, and Marco Zugno. *Integrating Renewables in Electricity Markets*, volume 205 of *International Series in Operations Research & Management Science*. SPRINGER-VERLAG NEW YORK, Boston, MA, 2014.
- [1.4] E. Moreno, O. A. Gonzalez, and A. Pavas. Demand flexibility assessment for residential customers. In *2017 IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA)*, pages 1–5, May 2017.
- [1.5] Ana Soares, Álvaro Gomes, and Carlos Henggeler Antunes. Categorization of residential electricity consumption as a basis for the assessment of the impacts of demand response actions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30:490–503, 2014.
- [1.6] Ian Richardson, Murray Thomson, David Infield, and Conor Clifford. Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model. *Energy and Buildings*, 42(10):1878–1887, 2010.
- [1.7] Joakim Widén and Ewa Wäckelgård. A high-resolution stochastic model of domestic activity patterns and electricity demand. *Applied Energy*, 87(6):1880–1892, 2010.
- [1.8] Olivier Corradi, Henning Ochsenfeld, Henrik Madsen, and Pierre Pinson. Controlling Electricity Consumption by Forecasting its Response to Varying Prices. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(1):421–429, feb 2013.
- [1.9] Jacopo Torriti. A review of time use models of residential electricity demand. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 37:265–272, sep 2014.
- [1.10] Robert Smith, Ke Meng, Zhaoyang Dong, and R Simpson. Demand response: a strategy to address residential air-conditioning peak load in Australia. *Journal of Modern Power Systems . . .*, 1(2013):223–230, 2013.

## 2. Caracterización de la Demanda

Nuevos temas surgen del proceso de actualización de los sistemas de redes de distribución en Redes Inteligentes y ocupa una gran proporción de influencia es la Gestión de Demanda. La aplicación de Gestión de Demanda es un proceso bastante extenso de investigar y ajustar al método mas apropiado que depende en gran medida de la caracterización de la población objetivo. Durante el actual capítulo se presentan los objetivos de la propuesta y el entorno nacional de Gestión de Demanda para lo cual se requiere una introducción a Redes Inteligentes, con la descripción de sus ventajas y limitaciones, pasando por el entorno actual en Colombia a través de la ayuda del análisis PESTAL<sup>1</sup>. Se considera necesario abordar el tema de estrategias de gestión y lo que pueden lograr al ser aplicadas si se buscan diferentes fines estratégicos (acciones) sobre el perfil de demanda de un usuario o un grupo de ellos. Finalmente se describe un aspecto importante de los objetivos del presente trabajo, el Potencial de Gestión de Demanda y los programas de Respuesta de la Demanda que pueden ser aplicados en diferentes escenarios.

### 2.1. Introducción

Desde la liberación de los sistemas eléctricos al sector privado en los años 90 se han presentado los retos mas desafiantes a consideración de los investigadores del sector eléctrico. La evolución de los sistemas eléctricos hasta esa época era mayormente influenciada por el objetivo de lograr confort para los usuarios. No obstante este objetivo ha propiciado un verdadero reto en la actualidad donde se pretende aprovechar la posibilidad de transformar la demanda en un agente activo del mercado eléctrico, debido a que existe un bien mayor, que es la sostenibilidad del planeta. Los usuarios deben adaptarse a los nuevos objetivos, la sustentabilidad del planeta, conservar la diversidad de vida y por tanto el máximo aprovechamiento de los hoy tan escasos recursos energéticos. El concepto de Red Inteligente y la interacción con Gestión de Demanda contemplan la posibilidad de aprovechar el máximo potencial energético desde los sistemas actuales como puede observarse en la Fig. **2-1**. La inclusión y estructuración de nuevos temas de investigación como son energías renovables, gestión de demanda, calidad de la energía, dinámicas de opinión y de mercados, permiten abordar el proceso de Redes Inteligentes con nuevos objetivos de hacer posible el equilibrio de la evolución de la economía en un entorno ambiental sostenible.

---

<sup>1</sup>Regla mnemotécnica que despliega los factores Políticos, Económicos, Sociales, Tecnológicos, Ambientales y Legales (PESTEL en Inglés), en un análisis general del impacto en el entorno del objeto de estudio

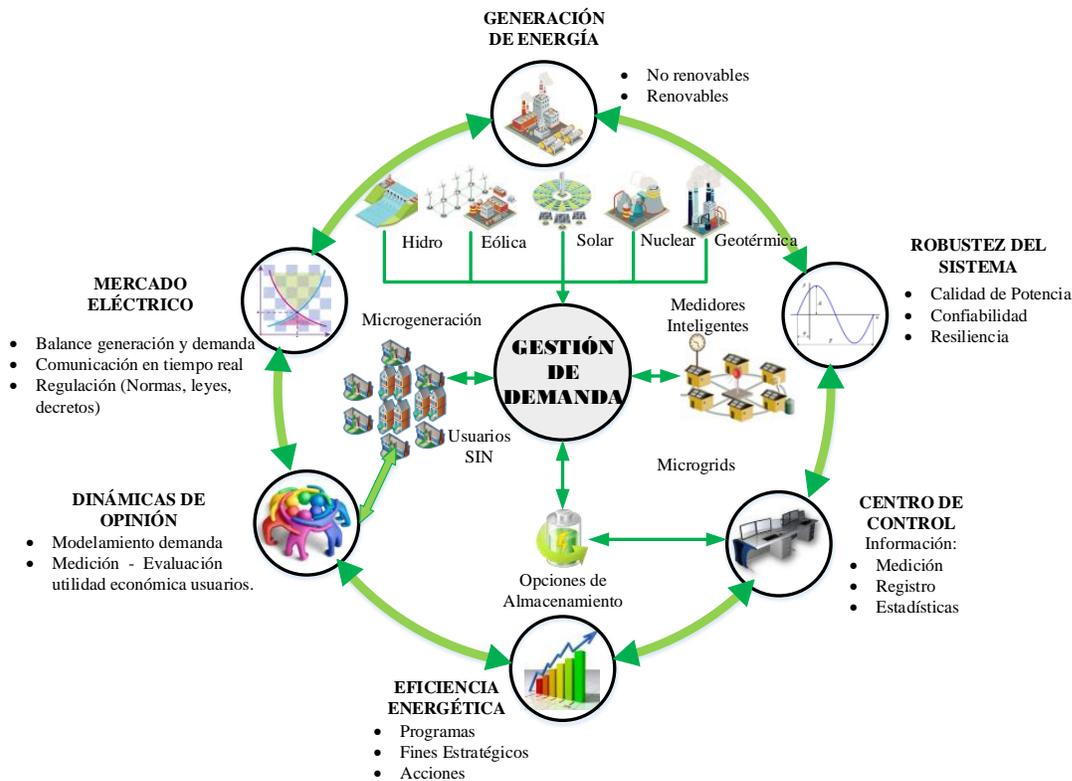


Figura 2-1.: Interacción Gestión de Demanda dentro de las (Smart Grids). Fuente: Autor

### 2.1.1. Redes Inteligentes (Smart Grids)

Representa un sistema eléctrico moderno que monitorea, protege y optimiza automáticamente la operación de todos sus elementos interconectados desde la generación central y/o distribuida, siguiendo por transmisión, distribución y finalmente los elementos de uso final como son sistemas automatizados, dispositivos de almacenamiento, vehículos y demás dispositivos eléctricos[2.1]. Las redes inteligentes necesitan tres frentes de implementación:

1. *Inteligencia digital-Comunicación en tiempo real:* Mejora las operaciones de control sobre las redes de distribución y transmisión gracias al manejo de información al instante.
2. *Soluciones avanzadas en Medición:* Reemplazo y formación de una nueva infraestructura en medición.
3. *Desarrollo de tecnologías, dispositivos y servicios apropiados:* Con el fin de acceder y mejorar el aprovechamiento de la energía con el uso de la información en aplicaciones inteligentes y la integración de energías renovables.

### 2.1.2. Gestión de Demanda (Demand Side Management - DSM)

Es un concepto que reúne todas aquellas acciones destinadas a organizar y coordinar esfuerzos por parte de los agentes de la cadena del sector eléctrico en pro de modificar tanto en el tiempo de uso como en la magnitud de carga requerida los perfiles de demanda individual o acumulado de un grupo de usuarios finales, de acuerdo con sus objetivos estratégicos sobre aspectos del sistema[2.2].

Otro concepto necesario para entender la nueva dinámica de la Gestión de Demanda es la Respuesta de la Demanda, que explica como los usuarios pueden convertirse en participantes activos del mercado eléctrico, un paso adelante en la evolución de las Redes Inteligentes (*Smart Grids*) en los sistemas eléctricos [2.3].

### 2.1.3. Respuesta a la Demanda (Demand Response)

El objetivo de la respuesta a la demanda es convertir la carga en un participante activo en el balance eléctrico de oferta y demanda durante todo el día, equilibrando la competencia en el lado de la carga con los recursos de la oferta. En la práctica esta herramienta permite acortar o reducir cargas en respuesta a incentivos económicos para disminuir el consumo eléctrico a determinadas horas. Los recursos de Respuesta a la Demanda son alternativas rentablemente atractivas para controlar el balance del mercado de energía eléctrica [2.4, 2.5, 2.6, 2.7].

Los programas de gestión de demanda requieren del uso de estrategias o acciones que incluyan estímulos (incentivos o penalizaciones) dependiendo del aspecto a analizar o razón por la cual aplicarlos.

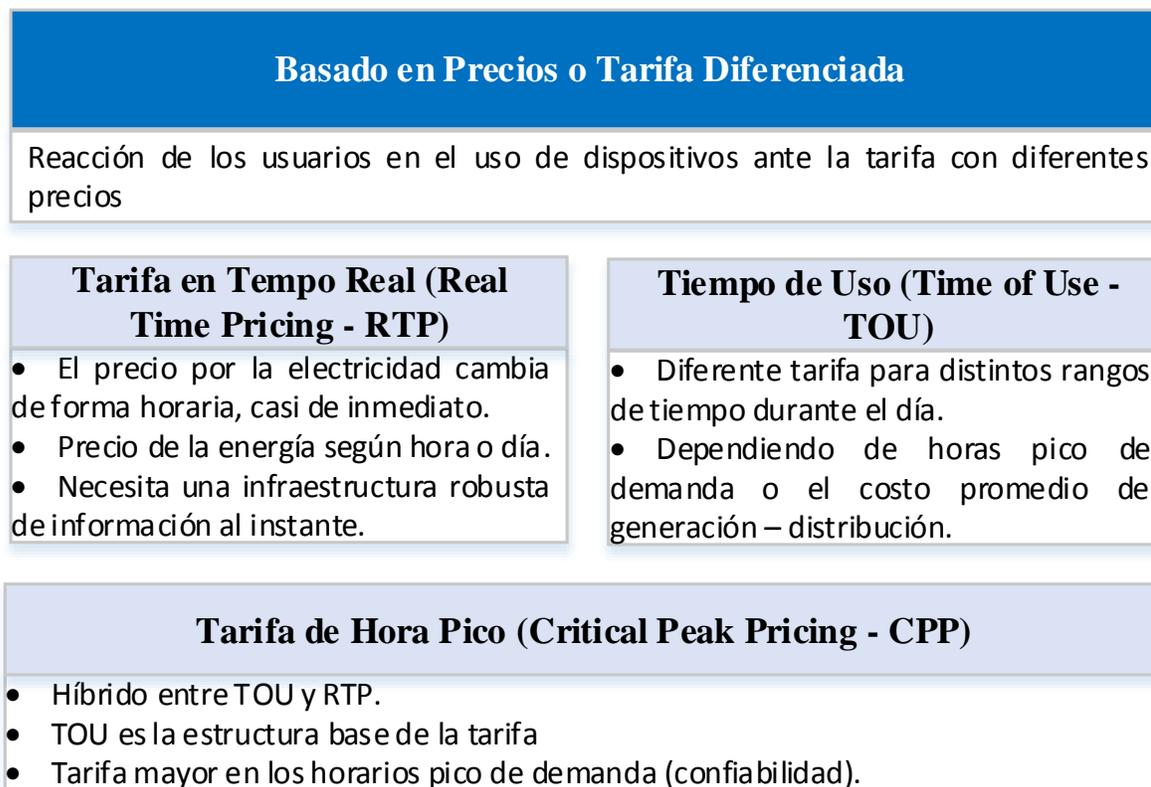
#### Programas de Respuesta de la Demanda

Los siguientes programas son escenarios donde usuarios y Operadores de Red interactúan a través de programas rentables con el fin de aprovechar la posibilidad del uso de estrategias de gestión sobre los perfiles de Demanda. Los diferentes programas se encuentran distribuidos en dos opciones generales *Basado en Precios* (Fig. 2-2) y *Basado en Incentivos* (Fig. 2-3) [2.8].

### 2.1.4. Agregador (Aggregator)

Un agregador es una nueva entidad que cumple el rol de reunir y administrar las cargas de grupos de usuarios y es oficialmente llamado un proveedor de servicio de restricciones. También puede considerarse como una entidad autorizada para intermediar entre el operador de red y los usuarios. También se encarga de desarrollar capacidades de respuesta a la demanda sobre el grupo de usuarios mediante el conocimiento de las necesidades del mercado de los Operadores de Red OR<sup>2</sup>. La dinámica del agregador se muestra en la Fig. 2-4, [2.9, 2.10]

<sup>2</sup>En Estados Unidos son ISO - Independent System Operator y RTO - Regional Transmission Operators

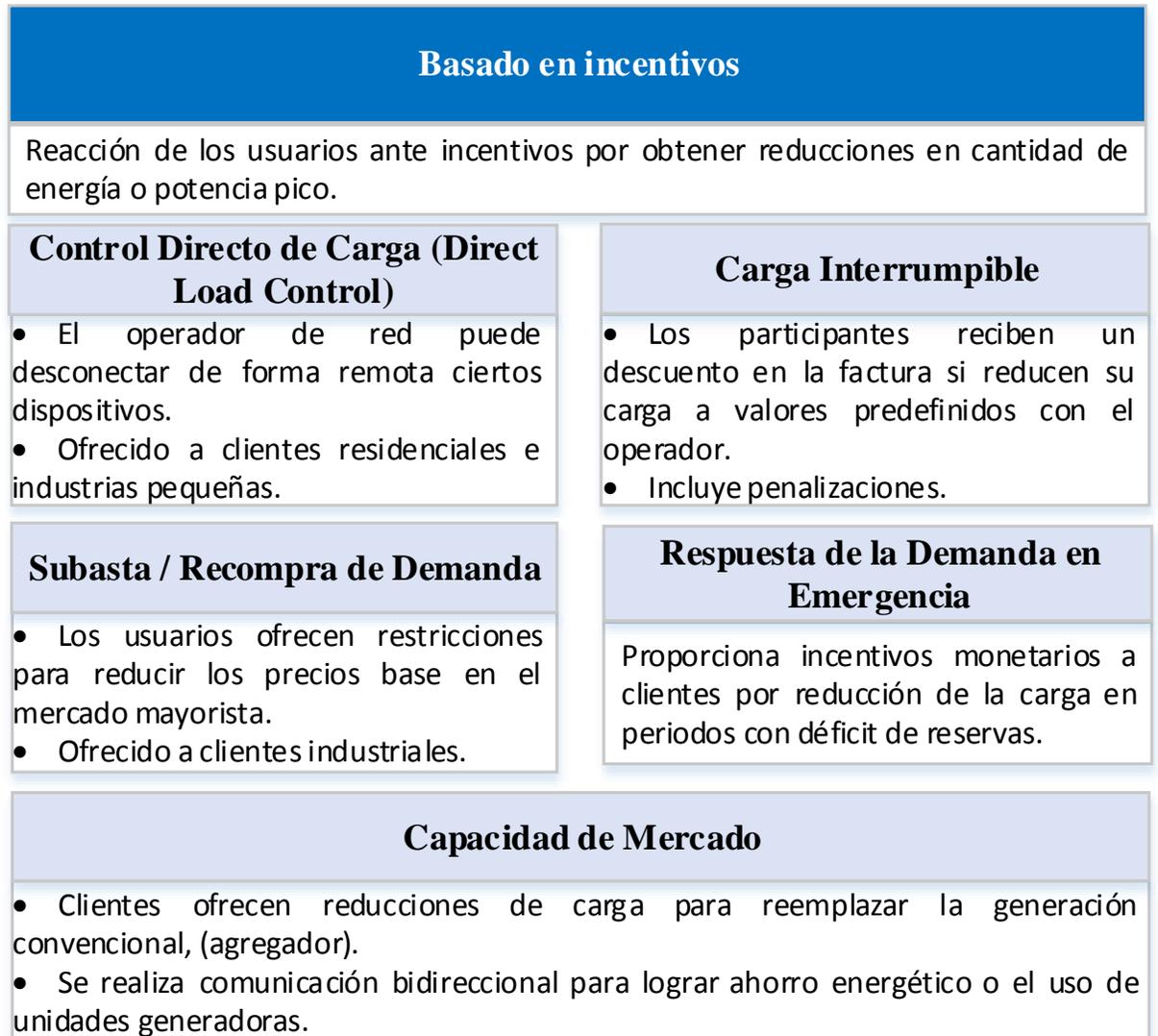


**Figura 2-2.:** Programas de RD basado en Precios. *Fuente:* Departament of Energy - DOE [2.8]

La Tabla 2-1 entrega varios datos interesantes acerca del desempeño durante 2014 de las cuatro principales empresas que se lucran de la figura de agregadores en los Estados Unidos.

## 2.2. Características de la Gestión de Demanda

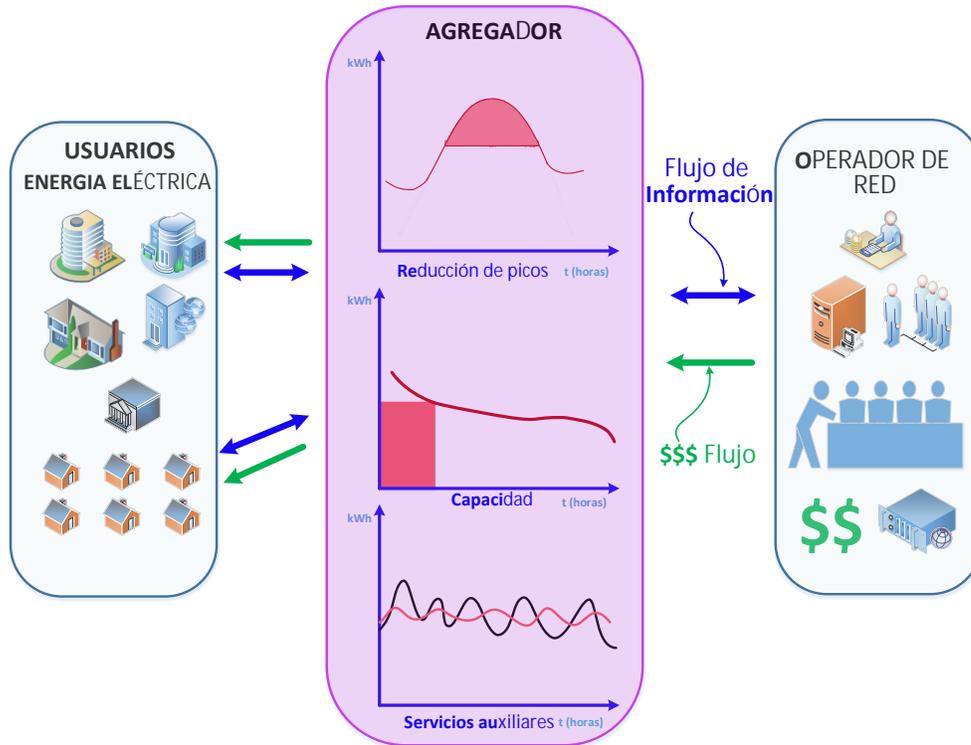
Es necesario describir y vislumbrar las razones por las cuales es razonable aplicar Gestión de la Demanda, sin desconocer los complicados retos en el sistema eléctrico que conlleva implementarlo en cualquier país.



**Figura 2-3.:** Programas de RD basado en Incentivos. *Fuente:* Departament of Energy - DOE [2.8]

### 2.2.1. Ventajas, Beneficios u Objetivos

La mayor parte del potencial beneficio de aplicar Gestión de Demanda puede describirse con las ventajas descritas a continuación dependiendo de la perspectiva del agente.[2.11, 2.12]



**Figura 2-4.:** Propósito de un agregador. *Fuente:* Adaptado memorias conferencia George Gross - Simposio Internacional de Energía ECCI - 2015

**Tabla 2-1.:** Desempeño principales agregadores en Estados Unidos. *Fuente:* Adaptado memorias conferencia George Gross - Simposio Internacional de Energía ECCI - 2015

AGREGADOR	Constellation Energy	Comverge	EnerNOC
Tamaño del portafolio de Clientes (MW)	2700	5844	8700
Crecimiento anual del portafolio (%)	23	20	18
Ingresos (millones \$)	38.6	180	383
Crecimiento anual de Ingresos (%)	31	29	38

### Usuarios

- Transformación de los usuarios pasivos en activos conscientes administradores de su consumo.
- Mejora del funcionamiento de equipos electrodomésticos con niveles apropiados de tensión y de corriente.
- Reducción de posibles salidas de red debido a sobrecarga de redes (mayor calidad en el

servicio del fluido eléctrico).

- Menor consumo de energía, o consumo eficiente de energía.
- Control directo sobre el uso energético de sus equipos y evaluación constante sobre su estado funcional.
- Retribución de esfuerzos a través de incentivos económicos, sobre la tarifa del servicio de energía.

### **Operador de red**

- Disminución del costo de la tarifa del kWh debido a la reducción de la participación sobresaliente de la generación termoeléctrica en la oferta de energía que se da en horas pico. Lo anterior se puede divisar con mayor claridad en el actual sistema eléctrico colombiano, donde no existe tarifa diferenciada, por tanto los sobrecostos del kWh en un principio los asume directamente el operador de red.
- Menor esfuerzo de la operación del sistema de distribución.
- Mayor calidad del servicio al existir comunicación constante e inmediata entre agentes (amplia disponibilidad de información).
- Menor presión sobre la expansión del sistema de distribución a mediano y largo plazo.
- Evitar el sobredimensionamiento del sistema, actualmente se considera seguro un 20 % adicional en capacidad de generación respecto a la demanda pico, por tanto el porcentaje de uso de la capacidad en generación no supera el 60 %. [2.13]
- Se ajusta la inversión en redes de distribución al disminuir el porcentaje de sobredimensionamiento de las redes. Se emplean de mejor manera las redes al diseñarlas para atender picos más bajos de demanda, en otras palabras se evitan lucros cesantes.

### **General**

- Al mismo tiempo en que se logren importantes ahorros y eficiencia energética, los resultados pueden traducirse en reducción de emisiones de  $CO_2$ , inevitables en la generación de energía, y que pueden abrir oportunidades de venta de bonos verdes con el fin de apoyar financieramente proyectos ambientales.
- Disminución de la pendiente del crecimiento de la demanda en el tiempo, lo cual conlleva también la reducción de la urgencia de proyectos de generación (junto con el impacto ambiental y social que implica), que la satisfagan en el largo plazo.
- Aumento y promoción del uso de energías renovables y tecnologías más eficientes.

- Estabilización de precios a mediano plazo con el aumento de la oferta de nuevas tecnologías.
- Concientización social acerca del uso oportuno y eficiente de la energía, entendiendo la importancia de los limitados recursos de generación.[2.4]

### 2.2.2. Desventajas o Retos de la Gestión de la Demanda

No obstante aplicar Gestión de Demanda también incluye las siguientes limitaciones e inconvenientes para el sistema. [2.9]

- El impacto de la Respuesta de la Demanda sobre el mercado de energía puede conllevar resultados interesantes de analizar, por ejemplo en Colombia el primer programa de Respuesta de la Demanda<sup>3</sup>, que se decretó a través de la Resolución CREG 039 de 2016; deja indicios de dicho impacto como son contracciones de la demanda, es decir visibles variaciones en la pendiente de crecimiento de la demanda [2.14]. Según los datos arrojados por XM, hubo una reducción en la tasa de crecimiento de la demanda a nivel nacional, pasó del + 4.29 % en enero de 2016 al -1.29 % en febrero de 2017; es decir que hubo una reducción de alrededor del 6 %, pasando a ser negativa. Además se pronostica que para el mes de mayo la tasa de crecimiento regresaría a ser positiva concluyendo el denominado *“Reinicio de la curva de demanda”* [2.15].
- La carencia de información del comportamiento del consumo energético de los usuarios, puede limitar el potencial de ahorro económico de estos usuarios, al dejar de lado una fiel caracterización de la población.
- La carencia de sistemas de información y comunicación entre usuarios y el ente agregador puede también limitar el impacto por falta de oportunidades de interacción al instante.
- Debido al bajo nivel de consumo energético y a la impredecible curva de demanda que cada uno de los usuarios posee, no es rentable en aplicar gestión de demanda a unos pocos individuos, sino a grandes conjuntos de usuarios, que prometan una gran oportunidad económica que respalde la fuerte y necesaria inversión en sistemas de medición e información.
- La Gestión de la Demanda requiere de una base regulatoria fuerte, con el cual se pueda afrontar cualquier obstáculo jurídico, económico y social al tener claras las reglas de juego propios de cada país o sistema eléctrico. [2.16]
- El cambio de hábitos energéticos es un reto exigente para poder implementar y mantener en el tiempo la Gestión de la Demanda. Es posible encontrarse con un rechazo general

---

<sup>3</sup>Información detallada del programa *“Apagar Paga”* en la Sección 2.4

de los usuarios (prefieren rechazar incentivos e incluso aceptar pagar multas, por la comodidad de su consumo) si no reciben el apoyo necesario en educación energética y herramientas de adquisición o mejora de sus elementos eléctricos.

- Inclusión de nuevos e inevitables tipos de consumo dentro de las redes inteligentes, como son energías de interconexión, almacenamiento y comunicación de información, es decir el internet de las cosas.

### 2.2.3. Acciones de Gestión de la Demanda

Las acciones de gestión son objetivos finales sobre la curva de demanda, que diferentes estrategias pueden lograr. Dependiendo del objetivo sobre el perfil de consumo, la Fig 2-5 describe las que se pueden presentar.

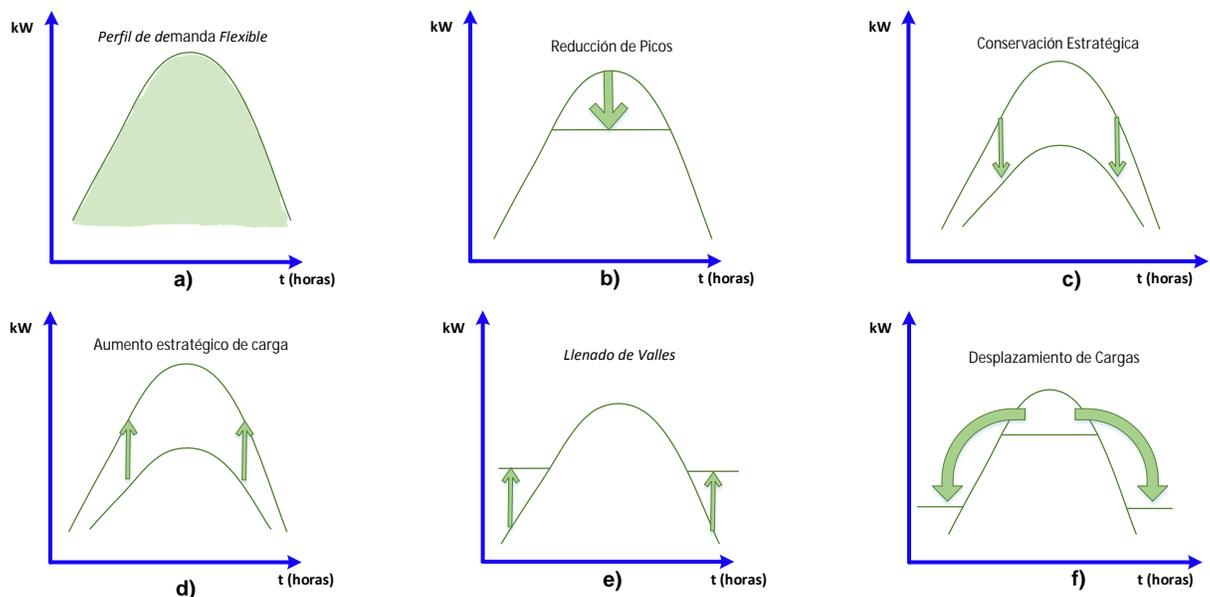


Figura 2-5.: Principales acciones de Gestión de Demanda. Fuente: Autor

- a) *Perfil de demanda flexible*: Esta figura presenta un ejemplo de perfil de demanda, que es factible de ser gestionada, es decir que posee una alta probabilidad de ser modificada con mayor facilidad.
- b) *Supresión de Picos*: Representa una de las principales acciones de gestión, que es la reducción de picos, mediante el ahorro o privación de consumo. Esta acción es fundamental cuando se requiere reducir costos de generación en horas de alta demanda, así como la capacidad instalada en diseño y planeación.

- c) *Conservación estratégica*: Ésta acción muestra el desarrollo en conjunto de varias estrategias sobre una misma curva o perfil de demanda, lo cual produce un ahorro general de energía.
- d) *Aumento estratégico de carga*: Durante el desarrollo de programas de gestión de demanda puede buscarse el aumento de la carga, buscando mayor consumo de los usuarios a través de incentivos económicos sobre la tarifa u adquisición de electrodomésticos u otros servicios que ofrezca el Operador de Red (OR). Otro escenario puede ser la existencia de una sobreoferta, la cual se ofrece a los usuarios consumir a un menor costo.
- e) *Llenado de valles*: Se puede dar en los casos en que el aumento estratégico de carga se limite únicamente a horarios de baja demanda.
- f) *Desplazamiento de carga*: Ésta acción es resultante del agregado de supresión de picos y el llenado de valles, es decir, que el usuario usa la misma cantidad de energía que necesita pero en horarios de baja demanda (al menos sus cargas flexibles).

#### 2.2.4. Estrategias de Gestión de Demanda

Los cambios en el perfil de demanda pueden ser visibles de forma inmediata o a largo plazo, y se refieren en su mayoría a ajustes en forma (Picos y valles de Potencia) o en área (Cantidad de Energía acumulada) mediante tres clases de estrategias. [2.8, 2.6, 2.7]

- a) **Ahorro (Foregoing)**: Ésta estrategia puede llevarse a cabo al menos de dos formas.
  - i *Sustitución tecnológica*: La evolución de las tecnologías permite encontrar mayor eficiencia en los nuevos dispositivos, misma tarea con menor consumo de energía.
  - ii *Cambios de hábitos de consumo*: Cada usuario al tener mayor conciencia del consumo de energía, el usuario adapta nuevos hábitos o modos de uso de sus dispositivos para lograr un uso eficiente y evitar el desperdicio [2.17].
- b) **Desplazamiento (Shifting)**: Esta acción puede ejecutarse de varias formas y entre las más importantes están [2.6]:
  - i *Cambios de hábitos de consumo*: El usuario adapta nuevos hábitos en horarios y modos de uso de sus dispositivos para lograr un uso eficiente, evitando el desperdicio y el consumo en horarios de alta demanda.
  - ii *Programas de Gestión (Tarifa diferenciada)*: Ésta se encuentra a través del estímulo de la decisión del usuario de realizar tareas pesadas en consumo energético en horarios de baja demanda.
  - iii *Sustitución Tecnológica*: Se refiere al cambio de tecnologías, donde realizan las mismas tareas con una menor frecuencia en consumo de energía a lo largo del tiempo.

- iv *Uso de Baterías*: Incluye el uso de tecnologías de almacenamiento con sus limitaciones de eficiencia, que permitan la recolección de energía en horarios de baja demanda y posterior uso en horas pico.
- c) **Autogeneración (Onsite Generation)**: Esta última acción tiene el objetivo de generar energía eléctrica acudiendo a energías alternativas (renovables o no), en horario de alta demanda, sin las limitaciones de horario, requerimientos de la red o cuidado de hábitos de consumo [2.18].

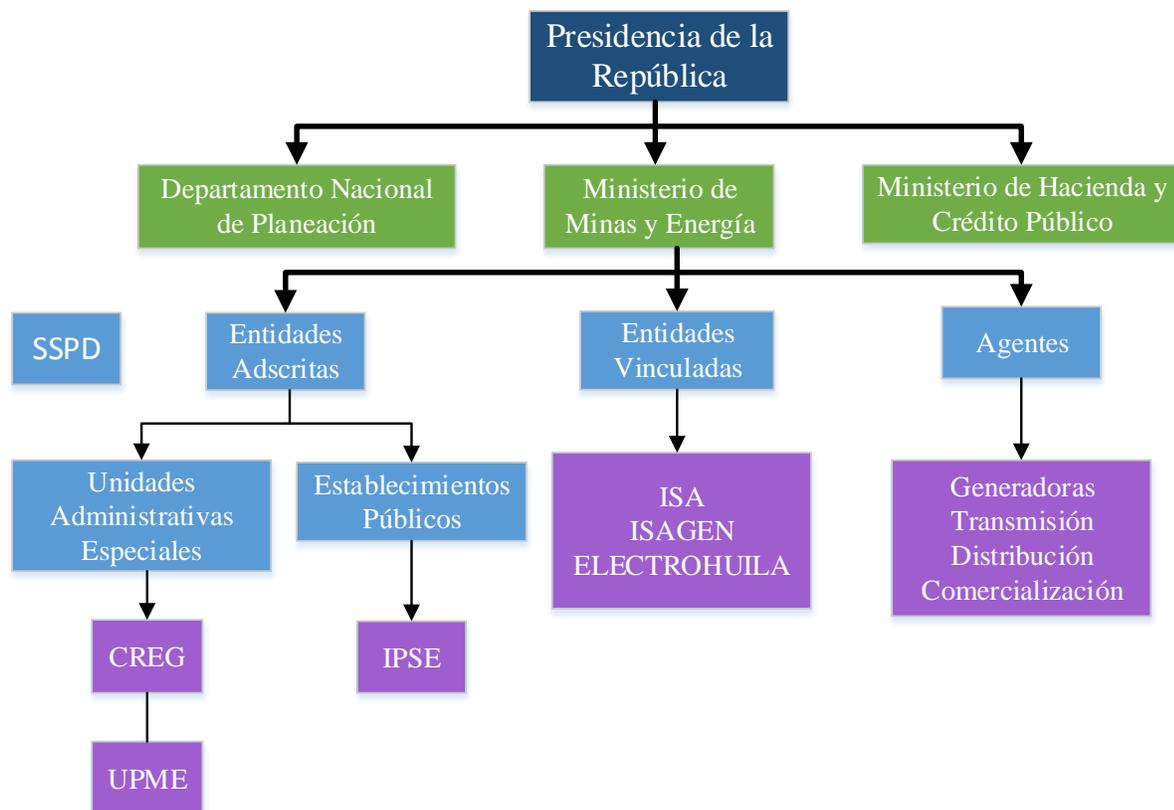
## 2.3. Contexto actual de la Demanda

El panorama general puede ser definido y caracterizado utilizando la técnica PESTAL, la cual es una herramienta que describe el entorno en el que se desenvuelve la Gestión de Demanda a través de factores Políticos, Económicos, Sociales, Tecnológicos, Ambientales y Legales, de allí el significado de sus siglas. El análisis PESTAL permite estar al tanto de cambios en los factores descritos, facilitando la toma de decisiones y el planteo estrategias para actuar evitando riesgos y aprovechar las condiciones que lleven a resultados favorables en cuanto a aplicación de Gestión de Demanda [2.19].

### 2.3.1. Factores Políticos

En Colombia el estado garantiza las condiciones de equilibrio en la dinámica administrativa del mercado eléctrico a través de sus entidades como se muestra en la Fig. 2-6 [2.20].

- Ministerio de Minas y Energía: Definen políticas directamente desde el gobierno.
- Unidad de Planeación Minero Energética - UPME: Desarrollo y planeación del sistema eléctrico y energético.
- Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG: Define normas y leyes que regulan la dinámica del sector eléctrico.
- Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios - SSPD: Vigilancia y control de los procesos de servicios.
- XM: Coordinación técnica y comercial del sistema eléctrico.
- Instituto Planificación y Promoción de Soluciones Energéticas - IPSE: Entidad pública para ampliar la cobertura de la energía eléctrica en zonas no interconectadas.



**Figura 2-6.:** Marco Institucional del Sistema Eléctrico Colombiano. *Fuente:* Página web <http://www.siel.gov.co/siel/Inicio/ConozcaelSector/tabid/64/Default.aspx>

### 2.3.2. Factores Económicos

Es necesario tener en cuenta cinco aspectos importantes dentro del sector económico energético.

- i *Tipo de mercado:* En el caso de Colombia es Mixto, con ventas a través de contratos que son equivalentes al 72.40 % de la energía transada, y la bolsa con participación del 27.58 % para el año 2015 [2.21].
- ii *Tipos de usuarios:* Dentro de la regulación se destaca la clasificación según la Ley 143 de 1994 entre usuarios regulados y no regulados, los cuales demarcan y caracterizan el sector económico a través del mercado energético. [2.22]
  - *Usuarios Regulados:* Representado por las personas naturales o jurídicas con una demanda máxima inferior a 2 MW por instalación legalizada y cuyas compras de electricidad se llevan a cabo generalmente a través de terceros o comercializadoras. A este grupo corresponden los usuarios residenciales, cuyo consumo agregado alcanzó el 67 % de la energía comercializada en Colombia, en el año 2014.

- *No Regulados*: Representado por personas naturales o jurídicas con una demanda máxima superior a 2 MW por instalación legalizada, y cuyas compras de electricidad se llevan a cabo a través de precios acordados libremente. En su mayor parte es conformado por los usuarios Industrial y Comercial cuyo consumo agregado alcanzó el 33 % de la energía comercializada en Colombia para el año 2014.
- iii *Demanda de Energía*: En Colombia la demanda total en energía para el año 2015 alcanzó 66.144 GWh, lo que corresponde a un crecimiento del 4.2 % respecto del 2014. Para satisfacer dicha demanda se produjeron 66.548 GWh (aumento del 3.5 % no igual al de la demanda debido a variaciones en las transacciones de energía con Ecuador), con la siguiente composición:
- Hidráulica = 42.463 GWh (crece 0.7 % respecto de 2014) que equivale al 63.8 % de la generación en 2015.
  - Térmica = 20.613 GWh (crece 12.1 % respecto de 2014) que equivale al 30.97 % de la generación en 2015. Este aumento se explica por disminución de capacidad de respuesta de los generadores hídricos debido al Fenómeno de El Niño.
  - Plantas menores y cogeneradores = 3.453 GWh (decrece 8.3 % respecto de 2014) que equivale al 5.18 % de la generación en 2015.
- iv *Demanda de Potencia*: La demanda máxima de potencia para el año 2015 se presentó durante las 19 horas del 2 de diciembre con un valor de 10.095 GW equivalente a un crecimiento del 7.3 % respecto del año 2014. La capacidad efectiva neta instalada en generación para el 2015 se estableció en 16.420 MW con un aumento de 931 MW respecto del 2014 equivalente al 6 %.
- v *Precios de la bolsa*: El precio promedio ponderado de bolsa nacional (\$/kWh) en 2015 fue de 378.31 \$/ kWh, lo que representa un crecimiento del 67,76 % frente al registrado en 2014 (225.51 \$/kWh). El máximo valor del precio de bolsa nacional horario se presentó el día 5 de octubre con un valor de 2.821 \$/kWh, lo que representó un aumento del 745 % respecto del valor promedio.

### 2.3.3. Factores Sociales

Colombia tiene definidos dentro de su legislación la clasificación en estratos sociales de las personas naturales. Los usuarios residenciales son clasificados en estratos del 1 al 6 dependiendo de su nivel de ingreso de acuerdo a la Tabla **2-2**, y al consumo básico de subsistencia <sup>4</sup>.

<sup>4</sup>Según la resolución UPME - 355 de julio de 2004, el consumo básico de subsistencia es la energía máxima sobre la cual se calcula el subsidio en el servicio de electricidad. Éste fué fijado en 173 kWh/mes para zonas con alturas sobre el nivel del mar inferiores a 1000 metros y en 130 kwh/mes en aquellas localidades que superen los 1000 metros sobre el nivel del mar.

**Tabla 2-2.:** Subsidios y contribuciones en Energía Eléctrica para los sectores Residencial, Industrial y Comercial. *Fuente:* Adaptado desde Comisión de Regulación de Energía y Gas en [2.23]

USUARIOS	RESIDENCIAL						IND	COM
	1	2	3	4	5	6		
Subsidio	50 %	40 %	15 %	—	—	—	—	—
Contribución	—	—	—	—	20 %	20 %	—	20 %

Como se denota en la Tabla 2-2, tanto el Estrato residencial 4 como el sector Industrial están actualmente exentos de recibir subsidios o pago de contribuciones. Por consiguiente sólo pagan el valor que la empresa prestadora de servicio defina como costo del consumo de energía eléctrica.

### 2.3.4. Factores Tecnológicos

Actualmente la principal penetración de nuevas tecnologías conciernen al tema de medición de energía consumida por el usuario y manejo de la información. En un futuro cercano en Colombia se implementarán los medidores inteligentes para todos los usuarios residenciales, por ahora sólo existen ensayos en pequeñas muestras de población. Los nuevos medidores ofrecen una oportunidad de generar y analizar información fiel que caracteriza la población sobre la cual se realiza la medición. Sin embargo es necesario que esta tecnología resuelva importantes retos nombrados a continuación. [2.24, 2.6]

- Fuerte inversión en infraestructura de comunicación y almacenamiento de datos (Big Data), debido a que la información pierde valor cuando sólo se almacena sin interacción o utilidad alguna, por ejemplo si se
- Posibilidad de retroalimentación por medio de dispositivos de control sobre la carga.
- Sincronización de los nuevos dispositivos con los actuales durante el proceso de transición.
- Discreción en cuanto al manejo de información confidencial (Horarios y rutinas).

También ofrecen diferentes ventajas para los usuarios una vez sean puestos en funcionamiento. [2.24]

- Realizan el consumo detallado de dispositivos y discriminar el consumo de energía eléctrica para cada uno de ellos. Así mismo puede recolectar información de diagnóstico a través de la combinación de parámetros del consumo.

- Pueden ser utilizados para monitorear y controlar todos los electrodomésticos y dispositivos en una residencia de acuerdo a propiedades programadas.
- Pueden limitar el máximo consumo de energía, realizar desconexiones de la red, reconectar o cambiar de fuente de suministro, incluso programar el almacenamiento de energía.
- Las empresas de servicios públicos pueden realizar una interacción y comunicación inmediata con los usuarios con el objetivo de realizar mejoras en la eficiencia y calidad de la energía en los sistemas de distribución.

### 2.3.5. Factores Ambientales

Hoy en día nuestro planeta atraviesa una época de crisis energética y ambiental debido al cambio climático y escasez de recursos. Colombia tiene un creciente Sistema Interconectado Nacional, el cual posee dos fuentes principales de generación de energía eléctrica. [2.21]

- *Hidroeléctrica:* Las generadoras hidroeléctricas producen el 70 % de la energía que abastece el país. Esta fuente de energía es de las de mejor sostenibilidad ambiental, sin embargo también es de las de mayor variabilidad por condiciones climáticas.
- *Térmica:* Incluyendo las generadoras con fuentes de energía fósiles, derivados del petróleo o carbón, producen el casi 30 % de la energía que se consume en Colombia. Este recurso de generación es el de mayor costo de producción e impacto ambiental debido a que su eficiencia en raras ocasiones logra superar el 50 % (Nuevas plantas termoeléctricas).
- *Otros:* Eólica, solar y otras alternativas como geotérmica producen cerca del 0.4 % de la energía consumida en el país.

En el país son urgentes los proyectos que suplan la demanda que las hidroeléctricas no pueden satisfacer de manera sustentable con el medio ambiente, evitando así el uso de energía proveniente de termoeléctricas (de mayor costo e impacto ambiental), y garantizando la cobertura y disponibilidad del servicio para los próximos años.

### 2.3.6. Factores Legales

El parlamento de Colombia avaló recientemente la **Ley 1715 de 2014** que propone “*Regular la integración de energías renovables no convencionales al Sistema Energético Nacional*”. Ésta ley tiene como objeto promover el desarrollo y la utilización de las fuentes no convencionales de energía (renovables), mediante los siguientes objetivos. [2.25]

- Integración al mercado eléctrico de estas fuentes renovables.

- Participación y cobertura sostenible en las zonas no interconectadas y en otros usos energéticos.
- La reducción de emisiones de gases de efecto invernadero junto con la seguridad del abastecimiento energético.
- Promover la gestión eficiente de la energía (Uso Racional de la Energía y Respuesta de la Demanda).
- Ofrecer dentro de su regulación las herramientas, mecanismos e instrumentos (arancelarios y contables) garantes de participación en el mercado a nuevos inversionistas.

La Ley 1715 de 2014 es hasta ahora la de mayor importancia en el tema de regulación de Gestión de Demanda y Respuesta de la Demanda, además consta de los siguientes decretos y resoluciones:

- **Decreto 2469 de 2014:** Lineamientos para la entrega de excedentes de energía por parte de autogeneradores a gran escala.
  - *Resolución CREG 175 de 2014:* Por el cual se reglamenta la actividad de autogeneración a gran escala en el Sistema Interconectado Nacional (SIN).
  - *Resolución CREG 024 de 2015:* Por la cual se regula la actividad de autogeneración a gran escala en el Sistema Interconectado Nacional (SIN) y se dictan otras disposiciones.
- **Decreto 2492 de 2014:** Lineamientos mecanismos de respuesta de la demanda.
  - *Resolución CREG 098 de 2014:* Proyecto de resolución de carácter general, “Por la cual se regula la Respuesta de la Demanda para el mercado diario en condiciones de escasez”.
  - *Resolución 029 de de 2016:* Por la cual se define un esquema de tarifas diferenciales para establecer los costos de prestación del servicio de energía eléctrica a usuarios regulados en el SIN para promover el ahorro voluntario de energía. [2.14]
- **Decreto 1623 de 2015:** Lineamientos de política para la expansión de la cobertura del servicio de energía eléctrica en el SIN y en las ZNI.
  - *Resolución UPME 281 de 2015:* Definición límite máximo de potencia de autogeneración a pequeña escala (1MW).
- **Pendientes:** Reglamentación autogeneración a pequeña escala, generación distribuida, eficiencia energética.

## 2.4. Antecedentes en Colombia Programas Respuesta de la Demanda

Los precios de la energía se determinan en gran parte según la dinámica del mercado con el cobro de generación<sup>5</sup>, el cual al ser un negocio de libre competencia, la venta y compra del producto, la energía eléctrica, se realiza mediante dos tipos de transacciones.

- *Contratos a largo plazo*: Pueden durar hasta 4 años en Colombia, con una participación cercana al 80 % de la energía.
- *Bolsa de Mercado*: Las generadoras suplen cerca del 20 % restante con sus exedentes de energía en el balance oferta - demanda diaria hora a hora a través de la bolsa.

Se puede inferir que las generadoras con mayores precios de kWh (en general las térmicas producen kWh de mayor costo e impacto ambiental) que elevan el valor general del kWh, son las de menor participación. Sin embargo esto puede cambiar cuando hay escasez hídrica, la participación de la generación térmica aumenta y en últimas el precio general de la energía.

Durante décadas el clima en Colombia ha venido cambiando, intensificando sus efectos durante las temporadas de sequía y lluvia. De acuerdo con esto, los niveles de los embalses fuente de la energía hidroeléctrica, son impredecibles, por tanto continuidad y confiabilidad en éste recurso en el suministro de energía eléctrica se ve comprometido.

Un ejemplo de ésta situación se presentó desde 2015 a 2016 con una larga temporada de sequía que se afrontó en Colombia y por tanto los niveles de los embalses alcanzaron su nivel histórico más bajo. Sumado a lo anterior, eventos imprevistos y posterior mantenimiento sacaron de servicio la hidroeléctrica de Guatapé (280 MW), lo cual comprometió la disponibilidad del servicio con un posible racionamiento a nivel nacional <sup>6</sup>.

El gobierno a través del Ministerio de Minas y Energía y la CREG lanzó el primer programa de incentivos con el fin de alcanzar 400 GWh en un plazo de 6 semanas, o su equivalente de 5 % del consumo de energía diario hasta que la temporada de sequía terminara.[2.14]

En mayo de 2016 el programa de incentivos fué retirado debido a que se alcanzaron las metas de ahorro de energía (se logró un ahorro de 5.88 %, cerca de 1179 GWh durante 6 semanas), la hidroeléctrica Guatapé regresó a sus operaciones normales y finalmente la temporada de sequía había terminado. Sin embargo la aplicación del programa falló, debido a que los

<sup>5</sup>La tarifa CU se constituye también del cobro de transmisión (monopolio natural regulado por CREG), distribución (monopolio natural regulado CREG), comercialización (dinámica mercado - balance oferta demanda), pérdidas y restricciones.

$$CU = G + T + D + C + P_{erd} + R_{est} + Contrib/ - Subsidio$$

<sup>6</sup>Información detallada acerca del primer programa de Respuesta de la Demanda en Colombia denominado "Apagar Paga", disponible en <http://www.portafolio.co/economia/gobierno/finaliza-campana-apagar-paga-494701>

incentivos de los usuarios de mayores ahorros fueron usados para pagar las penalizaciones de los no ahorradores.

Este primer programa de Gestión de Demanda basado en incentivos dejó importantes resultados:

- i. La existente fragilidad del sistema eléctrico nacional ante efectos de fuertes cambios climáticos.
- ii. La demanda en Colombia tiene un inexplorado rango de flexibilidad, donde importantes cantidades de energía ahorrada por uso eficiente o evasión del desperdicio, pueden ser alcanzadas y mantenidas en el tiempo con los incentivos y regulación apropiada.
- iii. La demanda en Colombia puede ser moldeada para reducir carga en horas pico, reduciendo el costo del kWh al reducir también el uso de fuentes de energía de alto impacto ambiental.
- iv. El aumento de cerca del 20% en la tarifa de energía por el aumento de la participación de las generadores termoeléctricas en la producción de energía a nivel nacional (Aún cuando existe un cargo en la tarifa denominado “*Cargo por Confiabilidad*” que evita el aumento y garantiza la disponibilidad de energía en condiciones críticas).
- v. Contracción de la demanda: Durante el año posterior al evento se presentó una interrupción en la pendiente positiva que procuraba el aumento de la demanda colombiana durante los últimos 20 años. Se puede inferir que corresponde a la decisión de los usuarios de mantener sus recién adquiridos hábitos de ahorro, afectando el crecimiento de la demanda en general al ser inferior respecto al escenario de pronóstico más negativo.

Los eventos climáticos pueden ocurrir de nuevo y por tanto los recursos de Gestión de Demanda son la solución para encontrar beneficios razonables a través de una buena estructuración de programas de Respuesta de la Demanda, los cuales pueden ser simulados en diferentes escenarios.

## 2.5. Potencial de Gestión de Demanda

Gestión de demanda no es un tema ajeno en el entorno eléctrico de Colombia, desde hace bastante tiempo se han utilizado herramientas estratégicas con el fin de moldear el comportamiento de la demanda bajo diferentes condiciones. Tal es el caso del denominado deslastre de carga, que aunque tiene que ver con el tema de estabilización de la frecuencia, coincide con el término naval de aligerar la carga y aumentar la velocidad de un barco al quitarle peso<sup>7</sup>.

---

<sup>7</sup>Deslastre (*Def. RAE*): Retirar el material pesado, como arena o agua, con que se cargan una embarcación o un globo aerostático para aumentar su peso, y que al ser soltado les hacen ganar ligereza.

La herramienta es usada en condiciones de pérdida de sincronización en unidades de generación debido al comportamiento impredecible de la demanda (disminución de la frecuencia nominal, sobrecarga y posible salida del sistema), entonces se realiza una desconexión deliberada de ciertas cargas de un sistema eléctrico de forma manual o automática, como consecuencia de condiciones anormales de funcionamiento, para preservar la integridad de dicho sistema y minimizar las interrupciones masivas del servicio a los usuarios consumidores.

Aunque los usuarios puedan ser advertidos con anterioridad y se organiza el orden de salida de la carga de acuerdo al orden de preponderancia del servicio, no tiene en cuenta opinión alguna de la carga afectada y le despojan de su derecho a recibir el servicio por el cual estan pagando.

Un segundo ejemplo tiene que ver con las zonas de difícil acceso, donde se hace imposible la conexión con el Sistema Interconectado Nacional y por tanto la demanda es afectada por la disponibilidad y capacidades del recurso a disposición. Viendo estos dos ejemplos se puede inferir que el proceso de transformar la demanda en un agente activo del sistema puede tener un alto potencial beneficio en la evolución de los sistemas energéticos.

Con el fin de entender el beneficio de moldear la demanda es necesario aclarar los siguientes conceptos de flexibilidad, gestionabilidad y el proceso de evaluación sobre curvas de demanda que se adopta para este trabajo de Tesis de Maestría.

### 2.5.1. Flexibilidad

El grado de *flexibilidad* es en temas de Gestión de Demanda diferente al de *elasticidad*<sup>8</sup>, y define la habilidad o capacidad de una carga (o también puede definirse para un generador) de variar en respuesta a señales externas que pueden provenir desde los Operadores de Red, u otros agentes del mercado energético en el entorno de programas de Respuesta de la Demanda. Aprovechar el máximo de *flexibilidad* de las cargas que componen el perfil de demanda de los usuarios es un escenario ideal, que se convierte en el propósito final de la gestión. La diferencia entre el ideal y la condición inicial (no aplicar estrategias) de una curva de demanda contiene el rango de posibilidades de flexibilidad de la demanda o de negociación con los agentes reguladores del mercado (operadores de red y agregadores), en un escenario de aplicación de programas de Gestión de Demanda.

---

<sup>8</sup>Elasticidad de la demanda se define como el cambio porcentual en la cantidad demandada dividido por el cambio porcentual en el precio

### 2.5.2. Flexibilidad en Diferentes tipos de Carga

Una clasificación de los tipos de cargas es necesaria de acuerdo con su grado de flexibilidad, con el objetivo de respaldar los tipos de estrategias que pueden aplicarse.

- a) **Elementos de Mayor Flexibilidad:** Elementos que trabajan con ciclos como refrigeradores, aire acondicionado, lavadoras y otros elementos inductivos, pueden tener un grado de mayor flexibilidad sin eliminar o alterar el beneficio que proveen al consumidor.
- b) **Elementos de Media Flexibilidad:** Elementos resistivos o del tipo acondicionamiento del ambiente, tienen propiedades de almacenamiento de energía que les permite a los usuarios realizar desplazamientos de horario de uso de este tipo de cargas.
- c) **Elementos de Menor Flexibilidad:** Elementos como aparatos de cuidados intensivos, dispositivos de telecomunicaciones, televisores, luminarias, son de un grado menor de flexibilidad debido a que alterar su uso altera drásticamente el beneficio de su disponibilidad o confort que proporciona su uso.

### 2.5.3. Gestionabilidad

La *Gestionabilidad* es un término que en este trabajo se equipara con el Potencial de Gestión de Demanda. Su definición corresponde al rango de penetración de las estrategias de gestión sobre el perfil de demanda individual o acumulado, que incluye desde la no gestionabilidad (Curva nominal invariable), hasta el máximo ideal de adaptabilidad de la curva de demanda a todas las estrategias posibles planteadas para ser aplicadas (Curva totalmente flexible). Por definición todas las curvas de demanda son susceptibles de ser gestionadas en mayor o menor medida de acuerdo al tipo de control sobre la carga:

- a) **Control Directo de la Carga:** Comprende iniciativas que permite a los agentes del mercado como OR u otros con similares objetivos, desconectar usuarios de forma individual o colectiva de acuerdo a la prioridad del servicio y al contrato con el programa que establece que tan a menudo puede ser desconectado.
- b) **Control Indirecto de la Carga:** Implica el uso de incentivos que primariamente son económicos, con el fin de adaptar el consumo de los usuarios al comportamiento de la generación.

### 2.5.4. Evaluación del Potencial de Gestión y Flexibilidad

Mediante el proceso simulación durante 1 semana, diferentes tipos de carga se han modelado para obtener su consumo cientos o miles de veces. Cada una de las iteraciones de origen

estocástico, son únicas para el elemento objetivo del modelamiento, y pueden representar manteniendo la proporción, el consumo de uno o varios elementos durante las semanas - iteraciones realizadas.

Lo anterior se explica con un ejemplo, se realizan  $n$  simulaciones de una semana de duración de cierto elemento modelado, y puede interpretarse un rango de posibilidades desde un elemento cuyo consumo se ha modelado durante  $n$  semanas hasta  $n$  elementos modelados durante 1 semana cada uno.

El análisis propuesto para evaluar el Potencial de Gestión de un perfil de demanda se explica de acuerdo al siguiente proceso:

#### **Modelado de las cargas (Capítulo 4)**

El modelado de los elementos (Hasta ahora 17 tipos diferentes de cargas residenciales) incluye dentro del código de programación en MatLab estrategias directas sobre la carga clasificadas en 2 categorías:

- Sustitución tecnológica.
- Cambio de Hábitos.
  - Cantidad de usos a la semana o al día.
  - Duración promedio de cada uso.
  - Restricciones en Horario de uso.
  - Consumo Stand by.

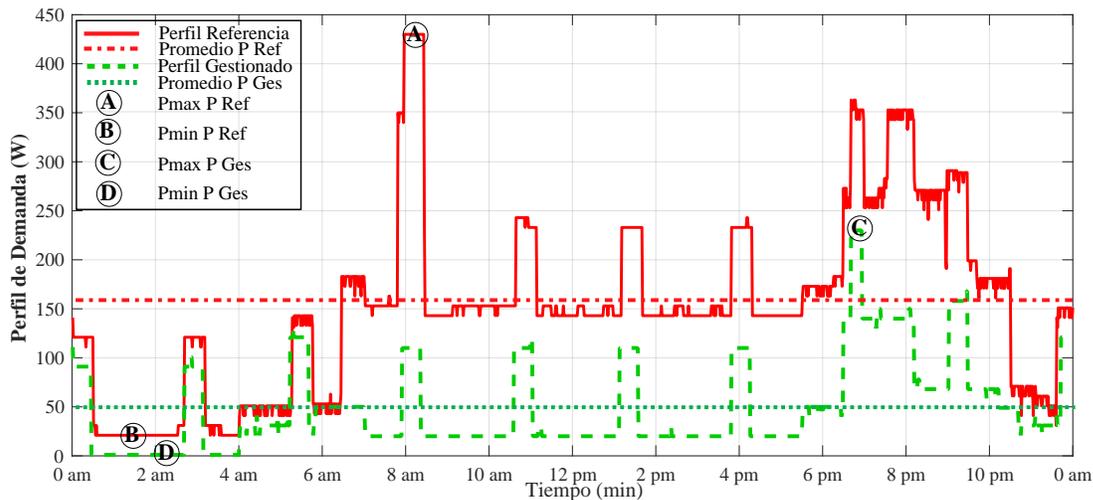
Se realizaron entre 2000 y 10000 simulaciones del modelo de los dispositivos con el fin de encontrar las curvas cuyos estadísticos describen mejor el potencial de gestión o flexibilidad en los gráficos de Potencia y Energía.

#### **Elaboración Gráfico para Análisis de Potencia (Capítulo 5)**

El Perfil de Potencia se muestra en la Fig. 2-7 donde se pueden observar las siguientes curvas:

- i *Perfil de Referencia*: Se reconstruye el perfil de demanda de tantos usuarios como simulaciones se realicen, cada simulación se construye corriendo los modelos de elementos de la carga de forma individual y reuniéndolos en una curva agregada, sin aplicar estrategia alguna. A partir de este punto pueden realizarse dos operaciones distintas:
  - Se saca una curva de potencia promedio de todas las simulaciones realizadas, que al compararla con una posterior donde se apliquen estrategias de gestión entrega un comportamiento global de la flexibilidad del grupo de usuarios.

- Se toma un usuario al azar sobre el cual se hace seguimiento de su comportamiento en flexibilidad individual luego de aplicar las estrategias de gestión.
- ii *Potencia Promedio de Referencia*: Es un valor que describe el comportamiento ideal de la demanda que consume el usuario o grupo de usuarios durante una semana. El área bajo el valor de la potencia promedio es equivalente al consumo de energía durante una semana.



**Figura 2-7.:** Ejemplo de Perfil de Potencia Diario de Referencia y Gestionado para un Usuario. *Fuente:* Autor

- iii *Perfil de Potencia Gestionado*: Se reconstruye una vez más el perfil de demanda para los usuarios - simulaciones, con la diferencia de que se aplican en los modelos todas las estrategias de gestión posibles. Esta curva representa el ideal máximo posible de la gestión de demanda sobre un perfil de demanda. De igual forma que la anterior curva puede procesarse una curva promedio de todas las simulaciones y añadir una curva ideal de referencia 100 % gestionada al seguimiento del comportamiento de la curva individual escogida.
- iv *Potencia Promedio Perfil Gestionado*: Es un valor que describe el comportamiento ideal de la demanda que consume un usuario o grupo de usuarios durante una semana, cuando es aplicado el total de las estrategias. El área bajo el valor de la potencia promedio es equivalente al consumo de energía mínimo ideal durante una semana para ese usuario o grupo de usuarios.
- v (A) : Pico máximo de Potencia del perfil de referencia.
- vi (B) : Potencia mínima alcanzada en el perfil de referencia.

vii (C) : Pico máximo de Potencia del perfil gestionado.

viii (D) : Potencia mínima alcanzada en el perfil gestionado.

### Elaboración Gráfico de Función de Probabilidad Energía (Capítulo 5)

La Función de Probabilidad para el consumo de energía puede observarse en la Fig. 2-8, y de forma más detallada sus curvas son descritas en seguida:

- i *Curva de Referencia*: Luego de ser generados el perfil de demanda individual de los usuarios - simulaciones, sin aplicar estrategias de gestión, se calcula el total de energía consumida por cada simulación. Luego se ordenan los consumos de mayor a menor para conformar la curva de función de probabilidad de Referencia.

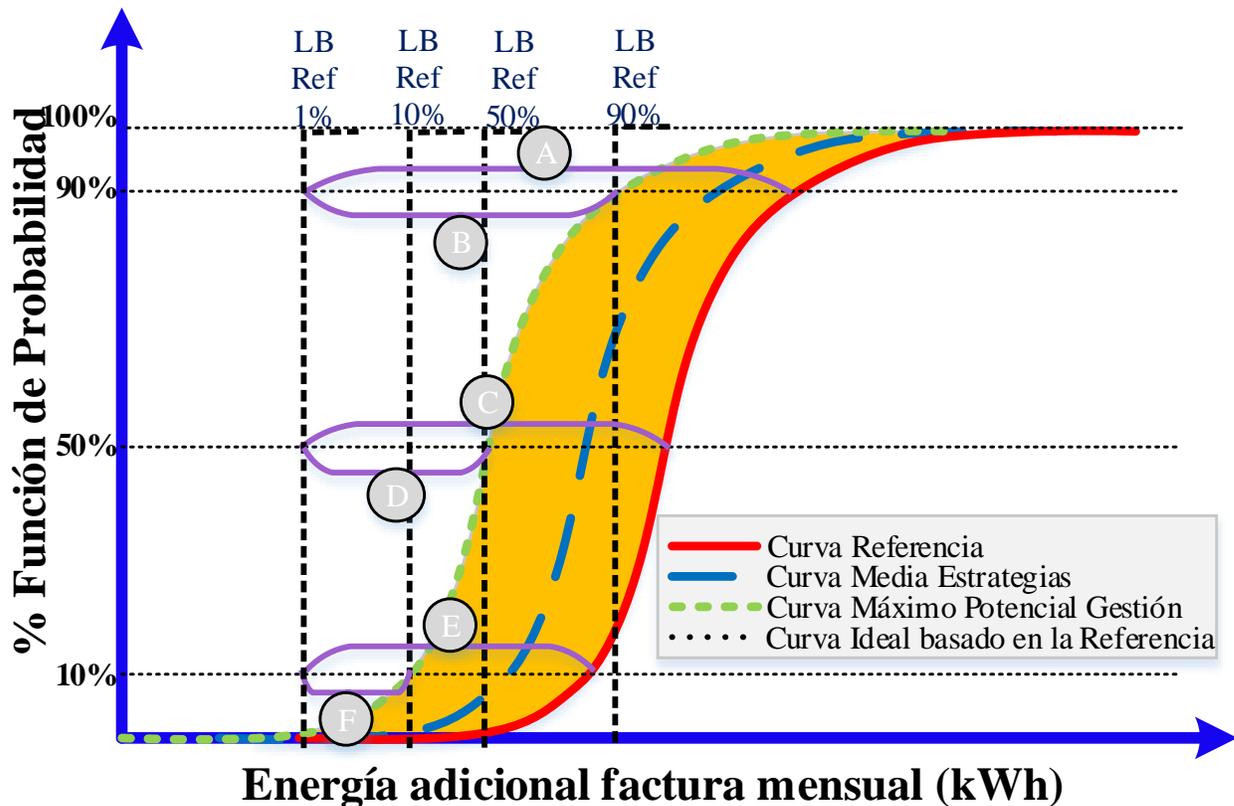


Figura 2-8.: Ejemplo de evaluación de resultados para el proceso de aplicación de estrategias de Gestión de Demanda sobre perfiles de consumo. Fuente: Autor

- ii *Curva de Máximo Potencial de Gestión*: Luego de ser generados el perfil de demanda individual de los usuarios - simulaciones, aplicando todas las estrategias de gestión posibles, se calcula el total de energía consumida por cada simulación. Luego se ordenan los consumos de mayor a menor para conformar la curva de función de probabilidad de Máximo Potencial de Gestión.

- iii *Curva Media de Estrategias*: Junto con el área sombreada entre la Curva de Referencia y la Curva del Máximo Potencial de Gestión representan el conjunto infinito de posibilidades de consumo de los usuarios que pueden lograrse luego de aplicar desde una hasta todas las estrategias programadas para cada modelo individual de carga y por ende su agregado.
- iv *Líneas Base de Referencia*: Estas líneas representan el objetivo ideal de la gestión de demanda, hacia donde se encuentran dirigidas las estrategias de gestión aplicadas. Pueden ser ubicadas sobre cualquier curva, siempre y cuando se mantenga en el mismo punto con el fin de comparar coherentemente los resultados. En este ejemplo existen 4 Líneas Base:
- 1%: Consumo mínimo, dentro de el ranking de energía adicional a la factura mensual de cada simulación es la menor por el no uso o no tenencia de dispositivos, entre otras razones. El ejemplo de la Fig. 2-8 se encuentra en el mínimo consumo.
  - 10%: Corresponde a la línea de energía consumida adicional a la factura mensual por el 10% o menos de los usuarios.
  - 50%: Corresponde a la línea de energía consumida adicional a la factura mensual por el 50% o menos de los usuarios.
  - 90%: Corresponde a la línea de energía consumida adicional a la factura mensual por el 90% o menos de los usuarios.
- v (A), (C) y (E): Son rangos de energía ( $\Delta E$ ) que indican que tan lejos se está entre la Línea Base de Referencia y la Curva de Referencia para los estadísticos de 10, 50 y 90% respectivamente de la Función de Probabilidad.
- vi (B), (D) y (F): Son rangos de energía ( $\Delta E$ ) que indican que tan lejos se está entre la Línea Base de Referencia y la Curva de Máximo Potencial de Gestión para los estadísticos de 10, 50 y 90% respectivamente de la Función de Probabilidad.

### **Análisis de resultados**

Los gráficos y tablas con los datos de las simulaciones proveen de información necesaria que permite extraer el potencial de gestión posible desde los perfiles de demanda para un usuario o grupo. La evaluación del potencial de gestión se realiza a través de las posibilidades que ofrece el análisis cuantitativo y cualitativo de los resultados frente al planteamiento de diferentes escenarios.

*Análisis Cuantitativo*: Incluye los datos estadísticos desde tablas o gráficos y su impacto sobre los escenarios planteados.

*Análisis Cualitativo:* Incluye las posibilidades de aplicación de las estrategias sobre la población de muestra, y cuales son los mejores beneficios alcanzables en flexibilidad desde la gestión de demanda en los perfiles de demanda analizados.

## **2.6. Resumen**

En este capítulo se ha explorado el panorama general de Gestión de Demanda a nivel mundial y nacional, como herramienta dinámica de evolución en el proceso de implementación de Redes Inteligentes en el Sistema Eléctrico Nacional, y que puede ser el puente para la inclusión de los nuevos desarrollos en temas como energías renovables, calidad de la energía y eficiencia energética. En la segunda parte del capítulo se describe la forma en que se abordó la evaluación del potencial de gestión sobre las curvas de demanda analizados, desde la generación de gráficos de análisis de energía y potencia junto con las herramientas estadísticas que amplían la visión de los posibles beneficios alcanzables dentro de los escenarios planteados. Es así como se abre paso al proceso de descripción de composición de demanda presente en el Capítulo 4.

# Bibliografía

- [2.1] Juan M Morales, Antonio J Conejo, Henrik Madsen, Pierre Pinson, and Marco Zugno. *Integrating renewables in electricity markets: Operational problems*, volume 205. Springer Science & Business Media, 2013.
- [2.2] S Téllez and O Duarte. Gestión de la Demanda en redes eléctricas inteligentes : Revisión y futuras estrategias. In *V CIUREE: Congreso de Eficiencia y Gestión Energética*, number February, page 7, 2016.
- [2.3] Fernando García Martínez, David Treballe, Mariano Gaudó Navarro, Juan Manuel Galán, Pedro Linares, and Adela Conchado. Gestión de la Demanda Eléctrica. *anales de mecánica y electricidad*, pages 26–32, 2013.
- [2.4] Cedric De Jonghe, Benjamin F. Hobbs, and Ronnie Belmans. Optimal generation mix with short-term demand response and wind penetration. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(2):830–839, 2012.
- [2.5] Samuel Gyamfi, Susan Krumdieck, and Tania Urmee. Residential peak electricity demand response - Highlights of some behavioural issues. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 25:71–77, 2013.
- [2.6] Zhaoguang Hu, Xinyang Han, and Quan Wen. *Integrated Resource Strategic Planning and Power Demand-Side Management*. Power Systems. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [2.7] Juan M. Morales, Antonio J. Conejo, Henrik Madsen, Pierre Pinson, and Marco Zugno. *Integrating Renewables in Electricity Markets*, volume 205 of *International Series in Operations Research & Management Science*. SPRINGER-VERLAG NEW YORK, Boston, MA, 2014.
- [2.8] Q Qdr. Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them. 2006.
- [2.9] Sylvia Breukers, Ruth Mourik, and Eva Heiskanen. *Handbook of Sustainable Engineering*. 2013.

- 
- [2.10] Matteo Muratori, Beth-Anne Schuelke-Leech, and Giorgio Rizzoni. Role of residential demand response in modern electricity markets. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33:546–553, may 2014.
- [2.11] Niamh O’Connell, Pierre Pinson, Henrik Madsen, and Mark O’Malley. Benefits and challenges of electrical demand response: A critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 39:686–699, nov 2014.
- [2.12] P Palensky and D Dietrich. Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads. *Industrial Informatics, IEEE Transactions on*, 7(3):381–388, 2011.
- [2.13] Goran Strbac. Demand side management: Benefits and challenges. *Energy Policy*, 36:4419–4426, 2008.
- [2.14] Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG and Ministerio de Minas y Energía. Resolución 029 de 2016, 2016.
- [2.15] XM S.A. E.S.P. Portal XM - Demanda de Electricidad, 2017.
- [2.16] Md Zakaria Siddiqui, Gauthier de Maere d’Aertrycke, and Yves Smeers. Demand response in Indian electricity market. *Energy Policy*, 50:207–216, nov 2012.
- [2.17] Jin Ho Kim and Anastasia Shcherbakova. Common failures of demand response. *Energy*, 36(2):873–880, 2011.
- [2.18] Mohamed H Albadi and E. F. El-Saadany. A summary of demand response in electricity markets, 2008.
- [2.19] I Yüksel. Developing a multi-criteria decision making model for PESTEL analysis. *International Journal of Business and Management*, 7(24):52–66, 2012.
- [2.20] Sistema de Información del Sector Eléctrico SISE. SUBSECTOR ELÉCTRICO COLOMBIANO, 2017.
- [2.21] Ministerio de Minas y Energía de Colombia. Memorias al Congreso de la República 2015-2016. Technical report, Ministerio de Minas y Energía, Bogotá, 2015.
- [2.22] Ministerio de Minas y Energía. Energía Eléctrica. Memorias al Congreso de la República de Colombia 2012-2013. Technical report, Ministerio de Minas y Energía, Bogotá, Colombia, 2013.
- [2.23] Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG. Subsidios en Electricidad y Gas, 2011.

- [2.24] Soma Shekara Sreenadh Reddy Depuru, Lingfeng Wang, and Vijay Devabhaktuni. Smart meters for power grid: Challenges, issues, advantages and status. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(6):2736–2742, 2011.
- [2.25] Congreso de Colombia. LEY 1715 DE 2014, 2014.

## 3. Construcción de Modelos de Electrodomésticos

Se ha considerado necesario incluir dentro del trabajo, una descripción detallada de la creación de los modelos de carga de los electrodomésticos con fines de orientar al lector en caso de querer reproducir los resultados obtenidos. El capítulo comienza con una descripción del contexto de la población para la ciudad de Bogotá, en seguida se ilustra la Metodología del Modelado para los grupos de dispositivos desarrollados en la investigación y finalmente se entregan ejemplos para cada grupo de modelos desarrollado.

### 3.1. Contexto

La primera sección del capítulo concentra la clasificación y descripción de las principales fuentes de información utilizadas en la presente investigación. Todos los datos se ordenan y referencian en las Tablas **3-1** (porcentajes de tenencia y participación de electrodomésticos en la factura de usuarios residenciales de la ciudad de Bogotá), **3-5** (Datos Técnicos de estudios, encuestas y fabricantes) y **3-6** (Datos de los hábitos de consumo de mayor frecuencia, las restricciones en horarios y modelo usado para programación).

#### 3.1.1. Información Pública de la Nación

Proviene de diferentes instituciones públicas cuyos objetivos contienen el objetivo de dar accesibilidad a datos que caracterizan su objeto de estudio. Los datos recolectados desde estas instituciones tienen el aval de ser oficiales y respaldados por el gobierno de Colombia.

- a. **DANE<sup>1</sup>**: Es la entidad responsable de la planeación, levantamiento, procesamiento, análisis y difusión de las estadísticas oficiales de Colombia. Se desempeña en diferentes campos como son Demografía y Población - Educación - Industria - Salud. Desde esta fuente se extrajeron estadísticas de la población proveniente de estudios análisis a través de encuestas oficiales como:

- \* Encuesta Integrada de Hogares.

- \* Encuesta de Uso del Tiempo.

---

<sup>1</sup><https://sitios.dane.gov.co/visor-anda/>

- \* Encuesta de Calidad de Vida.
  - \* Pobreza de Tiempo e Ingreso.
  - \* Encuesta Anual de Servicios
- b. **DIAN**<sup>2</sup>: La Dirección de Impuestos y Aduanas Nacionales (DIAN), es una entidad adscrita al Ministerio de Hacienda y Crédito Público. Su objeto es la administración y control al debido cumplimiento de las obligaciones tributarias, aduaneras, cambiarias, los derechos de explotación y gastos de administración sobre los juegos de suerte y azar explotados por entidades públicas del nivel nacional y la facilitación de las operaciones de comercio exterior. Diferentes estadísticas fueron buscadas en esta fuente y entre ellas están:
- \* Boletines de Importaciones 2017.
  - \* Estudios sector comercial.
- c. **SUI**<sup>3</sup>: El Sistema Único de Información es el sistema oficial del sector de servicios públicos domiciliarios del país adscrita a la Superintendencia de Servicios Públicos. Esta entidad recoge, almacena, procesa y publica información reportada por parte de las empresas prestadoras y entidades territoriales, en los servicios de Acueducto - Alcantarillado - Aseo - Energía - Gas Natural - GLP. Desde esta fuente se ha tomado las estadísticas de los usuarios residenciales en cuanto al servicio de energía eléctrica.
- \* Promedio de Consumo según estrato.
  - \* Promedio de Factura según estrato.
  - \* Cantidad de Usuarios Región Central, y nacional.
- d. **UPME**<sup>4</sup>: La Unidad de Planeación Minero Energética, se sustenta en el Sistema de Información Minero Energético Colombiano (SIMEC), el cual a su vez se compone de los siguientes módulos de información:
- \* *SIEL*<sup>5</sup>: Sistema de Información Eléctrico Colombiano. Desde esta fuente se han tomado estadísticas de la demanda real de Energía y escenarios de proyección.
  - \* *SIMCO*<sup>6</sup>: Sistema de Información Minero Colombiano.
  - \* *SIPG*<sup>7</sup>: Sistema de Información de Petróleo y Gas. De esta fuente se han tomado estadísticas de cobertura de gas natural en la región central.

---

<sup>2</sup><http://www.dian.gov.co>

<sup>3</sup><http://www.sui.gov.co/web/energia>

<sup>4</sup><http://www.simec.gov.co/Inicio/tabid/38/Default.aspx>

<sup>5</sup><http://www.siel.gov.co/>

<sup>6</sup><http://www1.upme.gov.co/simco/Paginas/default.aspx>

<sup>7</sup><http://www.sipg.gov.co/>

- \* *SIAME*<sup>8</sup>: Sistema de Información Ambiental Minero Energético.
- \* *SI3EA*<sup>9</sup>: Sistema de Información de Eficiencia, Energética y Energías Alternativas. Desde esta fuente se han logrado obtener documentos de interés como:
  - Guía para el consumo consciente, racional y eficiente de la energía.
  - Estrategias para un consumo consciente y eficiente de la energía. Sector Residencial.
- e. **XM**<sup>10</sup>: Es una empresa ISA especializada en la gestión de sistemas de tiempo real. Ofrece información primaria del despacho de energía, es decir el comportamiento diario, mensual y anual de la demanda, capacidad instalada e información de las generadoras. También incluye reportes desde agentes de la cadena del sector eléctrico, como son generadoras, distribuidoras y comercializadoras.

### 3.1.2. Estudios y reportes estadísticos

Esas fuentes son específicamente tesis de grado, análisis de encuestas y otros documentos como consultorías del estado respecto a temas de gestión de demanda, u otra información acerca de antecedentes del propósito del modelamiento de cargas. Los documentos de consultorías revisados provienen de empresas especializadas como:

- \* CORPOEMA
- \* EY
- \* INERCO
- \* FEDESARROLLO
- \* OPTIM

### 3.1.3. Recolección de Información

Otras fuentes de información provienen desde las bases de datos de universidades de Colombia como Los Andes, Universidad Francisco José de Caldas, Universidad de Pereira, entre otros. Además se consultaron otros tipos de fuentes también fiables como:

#### Catálogos:

Provenientes de Fabricantes de electrodomésticos, proveen información necesaria para comparar el desempeño energético de electrodomésticos a modelar (potencia, ciclos, consumo mensual, marca, buenas prácticas de uso).

---

<sup>8</sup><http://www.siame.gov.co/>

<sup>9</sup><http://www.si3ea.gov.co/>

<sup>10</sup><http://www.xm.com.co/Paginas/Home.aspx>

### Simuladores y Guías de Consumo:

Empresas comercializadoras, distribuidoras, entre otras, del sector de energía en aras de mejorar sus servicios amplían su brochure incluyendo cartillas para educar a sus usuarios, y simuladores de consumo que les permiten conocer de antemano el valor del consumo de energía previa al recibo. Este tipo de fuentes permite también al usuario entender como funciona el cobro de su factura y encontrar consejos útiles para ahorrar efectivamente con diferentes estrategias. Los ejemplos usados se presentan con:

\* Codensa:

Guía mejora uso de la energía: <http://vigiasenergia.com/#/nuestras-actividades>

Simulador de Consumo: <http://simulador.micodensa.com/>

\* EBSA:

Guía mejora consumo <https://www.ebsa.com.co/web/2017/hogar.html>

Simulador de Consumo: <https://www.ebsa.com.co/web/2017/hogar.html?query=energia>

\* Departamento de Energía de los Estados Unidos

Simulador y Documentos mejora uso eficiente de la energía <https://energy.gov/energysaver/estimating-appliance-and-home-electronic-energy-use>

### Toma de Datos:

Por último se han tomado mediciones de elementos propios en el hogar que pueden incluir potencias, periodos de ciclo y hábitos de consumo desde el punto de vista subjetivo familiar.

#### 3.1.4. Matriz de Electrodomésticos por Estrato en la ciudad de Bogotá

Diferentes fuentes soportan la construcción de la Tabla **3-1**; la Encuesta Nacional de Hogares entrega el porcentaje de Tenencia del listado de electrodoméstico para el año 2015 en [3.1]. El Sistema Único de Información de servicios públicos domiciliarios (SUI) entrega el promedio de consumo mensual en kWh/mes para cada estrato de la ciudad de Bogotá (enlace al pie de página de la Tabla). Los porcentajes de participación en el consumo promedio de cada estrato de la ciudad de Bogotá provienen del estudio realizado por el CONSORCIO CORPOEMA - UPME [3.2].

La Tabla **3-1** entrega la participación de los electrodomésticos y además la probabilidad de tenencia de dichos dispositivos en cada uno de los estratos. Complementando también entrega el promedio de consumo mensual para cada estrato de la ciudad de Bogotá en el año 2017.

**Tabla 3-1.:** Porcentajes de tenencia y participación de electrodomésticos para los usuarios residenciales por estrato en Bogotá.

DISPOSITIVO	Tenencia <sup>a</sup> >2000 msnm	PARTICIPACIÓN CONSUMO POR ESTRATOS EN BOGOTÁ <sup>b</sup> (Zona Centro)					
		Est 1 - Prom <sup>c</sup> 139,53 kWh/mes	Est 2 - Prom 148,81 kWh/mes	Est 3 - Prom 148,91 kWh/mes	Est 4 -Prom 147,95 kWh/mes	Est 5 - Prom 185,03 kWh/mes	Est 6 - Prom 251,3 kWh/mes
Iluminación	100 %	18,86 %	15,6 %	12,89 %	12,41 %	16,08 %	37,85 %
Televisión	94 %	14,67 %	11,04 %	14,2 %	12,55 %	13,28 %	3,76 %
Refrigeración	73 %	43,99 %	45,53 %	39,33 %	40,6 %	46,13 %	21,28 %
Licudadora	80 %	0,26 %	0,37 %	0,27 %	0,22 %	0,28 %	0,09 %
Plancha	76 %	1,89 %	2,7 %	3,8 %	5,06 %	5,39 %	3,59 %
Lavadora	44 %	1,26 %	1,84 %	1,96 %	2,46 %	1,34 %	2,23 %
Computador	34 %	1,62 %	3,17 %	4,26 %	6,59 %	4,9 %	3,94 %
Ducha y Calentador Eléctrico	34 %	8,96 %	11,09 %	13,2 %	5,52 %	0 %	0 %
Estufa Eléctrica o a gas	22 %	0,93 %	0,31 %	0,13 %	2,11 %	0 %	0,46 %
Consola de Videojuegos	7 %						
Equipo de sonido	51 %	Otros	Otros	Otros	Otros	Otros	Otros
Reproductor DVD	49 %	Dispositivos	Dispositivos	Dispositivos	Dispositivos	Dispositivos	Dispositivos
Horno Microondas	17 %	7,57 %	8,36 %	9,96 %	12,48 %	12,6 %	26,79 %
Aspiradora/ Brilladora	9 %						

<sup>a</sup>Encuesta Nacional de Hogares - DANE 2015 [3.3]

<sup>b</sup>Caracterización energética del sector residencial urbano y rural en Colombia[3.2]

<sup>c</sup>SUI - Reporte promedio de consumo mensual por estratos para Bogotá [http://reportes.sui.gov.co/fabricaReportes/frameSet.jsp?idreporte=ele\\_com\\_095](http://reportes.sui.gov.co/fabricaReportes/frameSet.jsp?idreporte=ele_com_095)

## 3.2. Metodología del Modelado

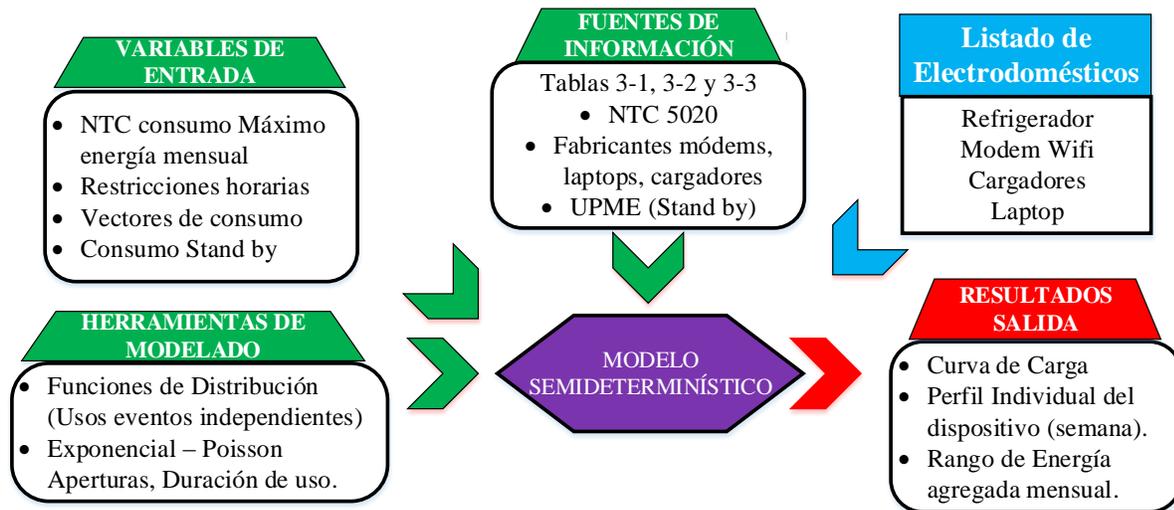
Los modelos presentados en la presente tesis de investigación son clasificados de acuerdo al comportamiento asociado a grupos de electrodomésticos, en el Capítulo 4 se describe con mayor detalle los modelos programados a través de diagramas de flujo.

### 3.2.1. Modelo Semideterminístico

Es usado para dispositivos como Refrigeración, se denominó semideterminístico debido a que se introdujo una variable estocástica del comportamiento de apertura de la puerta, representada en una variable de distribución tipo Poisson.

Los demás dispositivos también cuentan con la variable que representa diferentes comportamientos respecto de las rutinas de uso; por ejemplo el modem tiene un uso de 24 horas pero durante la noche existe mayor probabilidad de encontrarse en Stand by. Los cargadores de celular, tablet y laptop de similar forma son usados durante 2 horas aproximadamente y el resto del tiempo permanecen en estado Stand - by si no son desconectados.

La Fig. 3-1 entrega el resumen del modelo usado para los dispositivos electrodomésticos de nevera, modem wifi y cargadores de celular-tablet-laptop. El lector puede revisar los códigos de programación para cada dispositivo en el Anexo D y el diagrama de flujo que siguen dichos programas se encuentran en el Capítulo 4.



**Figura 3-1.:** Resumen modelo semideterminístico para nevera, modem y cargadores. *Fuente:* Autor

A continuación se presenta a modo de ejemplo el proceso de modelado de una nevera, VA son variables aleatorias que modelan la población a simular con sus datos estadísticos:

Las últimas 4 variables de la Tabla 3-2 Eficiencia, Volumen, Temperatura y Aperturas de Puerta, definen el tiempo de carga de los ciclos de la nevera y por ende los de reposo del compresor entre ciclos, según lo modelado en el Anexo A.

La apertura de puerta está regulado por dos VA que son la primera de distribución Poisson, para elegir la cantidad de aperturas en cada simulación y la segunda VA de distribución

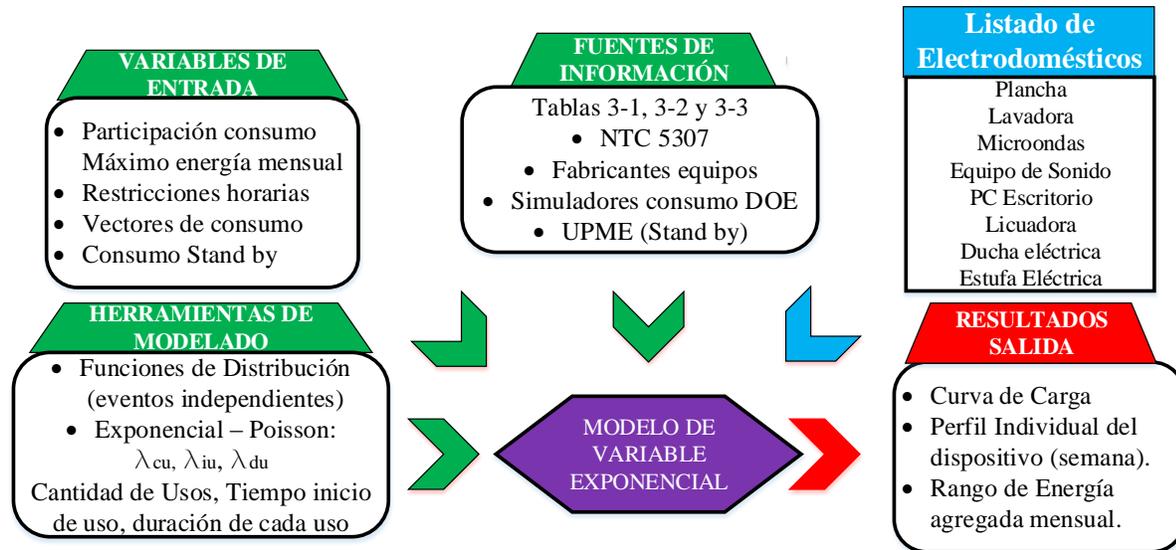
**Tabla 3-2.:** Ejemplo de Modelo Semideterminístico Nevera Estrato 4 en Bogotá

VARIABLE DE ENTRADA	VALOR	REFERENCIA	MODELADO
Existencia de la Nevera	73%	Tabla 3-1	$VA \leq 0.73 = 1$ Tiene Nevera $VA > 0.73 = 0$ No tiene
Cantidad de Neveras	1.133	Tabla 3-5	Condiciona a la tenencia $VA = \text{floor}\{\text{exprnd}(\lambda_{fr})\}$ $VA = \text{floor}\{\text{exprnd}(1.133)\}$
Tipo de Nevera	1 Ref Convenci y Cong 2 Enfriador Doméstico 3 Ref No Frost	Tabla 3-5 Anexo A	Distribución Uniforme $VA < 0.33 = 1$ $0.33 \leq VA \leq 0.66 = 2$ $VA > 0.66 = 3$
Eficiencia	A - D - G Cerca de 2 mill Usuarios Bogotá 185.200 Usuarios estrato 4 Bogotá 73% Tienen Nevera Cerca de 40% son E, F y G (2013)	NTC 5020 Anexo A CORPOEMA 2012 [3.2] RETIQ [3.4] UPME [3.5]	Estimado Año 2017 Neveras de Cambio Bogotá Distribución normal según moda CRT - B y 250 lts Aproximado Neveras $185200 * 0.73 * 0.4 = 54.000$ Para Cambio equivale a 28% en E, F, G $VA < 0.28 = E F G$ $VA > 0.28 = A B C D$ A $\Rightarrow$ 5% El más eficiente B $\Rightarrow$ 25% C $\Rightarrow$ 22% D $\Rightarrow$ 20% Referencia nacional E $\Rightarrow$ 18% F $\Rightarrow$ 7% G $\Rightarrow$ 3% Menor eficiencia
Volumen	Mayor frecuencia o moda es 250 litros Equivale a $9 ft^3$	NTC 5020 Anexo A CORPOEMA 2012 [3.2] RETIQ [3.4] UPME [3.5]	100 Litros $\Rightarrow$ 10% 150 Litros $\Rightarrow$ 20% 200 Litros $\Rightarrow$ 30% 250 Litros $\Rightarrow$ 35% 300 Litros $\Rightarrow$ 5%
Temperatura Nevera	Estimado Consulta 2°C = 70% 4°C = 25% 6°C = 5%	Tabla 3-6 Consulta Usuarios Conjunto Villa Patricia Duitama Estrato 4 20 Total, 14 en 2°C 5 en 4°C 1 en 5°C	Moda es en 2°C Distribución con $VA \leq 0.7 = \text{En } 2^\circ\text{C}$ $0.7 < VA \leq 0.95 = \text{En } 4^\circ\text{C}$ $VA > 0.95 = \text{En } 6^\circ\text{C}$
Apertura de puertas	Promedio por experiencia propia entre 20 y 40 veces diarias	Tabla 3-6	20 aperturas diarias promedio $\Rightarrow$ 33% 30 aperturas diarias promedio $\Rightarrow$ 34% 40 aperturas diarias promedio, $\Rightarrow$ 33%

normal que determina el tiempo de ocurrencia para cada una de las aperturas elegidas en la anterior VA.

### 3.2.2. Modelo Exponencial

Es usado en dispositivos como lavadora, plancha, licuadora, microondas, equipo de sonido, PC Escritorio, licuadora, ducha y estufa. La Fig. 3-2 resume el modelo utilizado para los dispositivos mencionados, si el lector quiere ampliar su comprensión puede revisar el diagrama de flujo de los códigos de programación en el Capítulo 4 y en el Anexo D los propios códigos. [3.6] Estos electrodomésticos se modelaron con variables exponenciales de acuerdo al promedio de usos a la semana, rango de tiempo de inicio de cada uso y la duración si no está anclado



**Figura 3-2.:** Resumen modelo variable exponencial para lavadora, plancha, microondas, equipo de sonido, PC Escritorio, licuadora, ducha y estufa. *Fuente:* Autor

a un ciclo según función. Todos los datos y fuentes pueden encontrarse en las Tablas **3-1**, **3-5** y **3-6**. A continuación en la Tabla **3-3** se muestra un ejemplo de como se modela una lavadora para los usuarios simulados en la presente tesis, su objetivo no incluye la sustitución como estrategia, sino el potencial ahorro de energía con las estrategias de disminución de cantidad de usos o ciclos.

Son usadas herramientas como variables aleatorias exponenciales como Poisson para organizar en la matriz semanal el inicio de cada ciclo de Lavado, la frecuencia de existencia de lavadoras en unacasa y la cantidad de usos por semana del electrodoméstico.

### 3.2.3. Modelo Cadenas de Markov

La iluminación y televisión fueron modeladas con cadenas de Markov de 2 y 3 estados (On, Off y Stand by), todo durante los rangos de mayor probabilidad de uso, y la duración de uso promedio diaria proporcionada en la Tabla **3-5**. El modelo se resume en la Fig. **3-3**, el código puede revisarse en el Anexo D, mientras que el diagrama de flujo de la programación puede verse en el Capítulo 4.

Un ejemplo para mejorar la comprensión del lector se encuentra en la Tabla **3-4**, donde se recopilan los datos y su uso con las variables de entrada para el modelo de Cadenas de Markov usadas en Iluminación de una zona común.

En esta aproximación del modelado de una luminaria de zona común se ha repartido un día normal entre semana en 4 franjas, dos de ellas corresponden a mayor probabilidad de

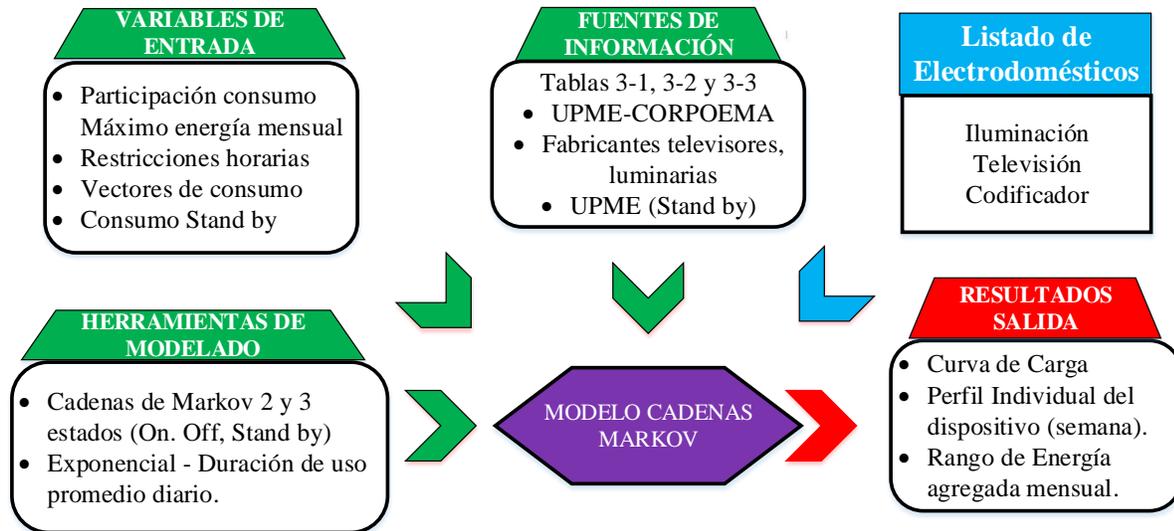
**Tabla 3-3.:** Ejemplo de Modelo Exponencial Lavadora Estrato 4 en Bogotá

VARIABLE DE ENTRADA	VALOR	REFERENCIA	MODELADO
Existencia de la Lavadora	44 %	Tabla 3-1	$VA \leq 0.44 = 1$ Tiene Lavadora $VA > 0.44 = 0$ No tiene
Cantidad de Lavadoras	1.04	Tabla 3-5	Condiciona a la tenencia VA exponencial de frecuencia $VA = \text{floor}(\text{expnrd}(1/\lambda_{fr}))$ $VA = \text{floor}(\text{expnrd}(1/1.04))$
Tipo de Lavadora	1 Eje Horizontal 2 Eje Vertical 3 Automática 4 Semiautomática 5 Manual	Norma NTC 5307[3.7] CORPOEMA [3.2] RETIQ [3.4]	No se realiza sustitución de este elemento, en la presente tesis - Estrategia propuesta a futuro
Volumen	Mayor frecuencia o moda es 21-25 libras Equivale a 11 kilos	NTC 5307 [3.6] CORPOEMA 2012 [3.2] RETIQ [3.4] UPME [3.5]	En Estrato 4 10 - 15 Libras $\Rightarrow$ 19 % 16 - 20 Libras $\Rightarrow$ 31 % 21 - 25 Libras $\Rightarrow$ 43 % 26 - 30 Libras $\Rightarrow$ 7 %
Cantidad De Usos	Promedio de 2 usos/semana VA Exponencial ( $\text{poissrnd}(\lambda_{ciclo})$ ) $\text{poissrnd}(2)$	Estimado RETIQ [3.4] Tiempo Uso a la semana 7350 minutos Horario 4:30 am - 10 pm	VA para modelo de población 1 usos/semana = 10 % $\lambda_{uso} = 1/7350$ 2 usos/semana = 75 % $\lambda_{uso} = 2/7350$ 3 usos/semana = 15 % $\lambda_{uso} = 3/7350$ Distribución exponencial para inicio lavadas a la semana $\text{expnrd}(1/\lambda_{mic})$ Vector inicio de eventos X(i)
Consumo	A - E Usuarios estrato 4 Bogotá Promedio 4kWh/mes Promedio 13 ciclos/mes (2013)	CORPOEMA 2012 Fig. 8-9[3.2] RETIQ [3.4] UPME [3.5]	Estimado por RETIQ Año 2014 Ahorro por sustitución promedio 10 % Promedio de consumo 380 Wh/ciclo
Duración de ciclos	Promedio 380 Wh/ciclo 30 min/ciclo 40 min/ciclo 50 min/ciclo - Promedio	Tabla 3-6	Distribución uniforme 30 min/ciclo $\Rightarrow$ 33 % 40 min/ciclo $\Rightarrow$ 33 % 50 min/ciclo $\Rightarrow$ 34 % - Promedio

encendido (4:30am - 6 am y 5:30pm - 11:30 pm) y las dos restantes a mayor probabilidad de permanecer apagado (11:30pm - 4:30am y 6am - 5:30pm). El modelo identifica cada variable de entrada y con las dos cadenas de Markov hace una suma de tiempo para un día que representa cada simulación que no debe sobrepasar el tiempo promedio de uso elegido para cada usuario, cuando se generan los perfiles de consumo de la población.

### 3.3. Recopilación de Datos Técnicos y Hábitos de Consumo Dispositivos Modelados

La Tabla 3-5 compila las fuentes bibliográficas concernientes a datos técnicos de los electrodomésticos modelados para el agregado de demanda. Proviene de los tipos de bibliografía mencionados en la primera parte del Capítulo 3. La Tabla 3-6 entrega la recopilación de las



**Figura 3-3.:** Resumen modelo Cadenas de Markov para Televisión, Codificador e Iluminación.  
Fuente: Autor

fuentes usadas para los modelos de programación de los dispositivos electrodomésticos, en cuanto a hábitos de consumo en datos de promedios o cantidades de usos por día o semana. Entre todas las referencias existen diferentes fuentes de los mismos datos y se han utilizado los más recientes.

### 3.4. Resumen

El propósito del capítulo es entregar de forma compacta las referencias necesarias para que el lector pueda seguir los pasos de recolección de información y si es de su elección reproducir los resultados que se presentan en cuanto a la evaluación del potencial de Gestión de Demanda presente en la población de Bogotá.

A partir de las Tablas **3-1**, **3-5** y **3-6** se construyen las estrategias u opciones de sustitución tecnológica y cambios de hábitos de consumo por parte de los usuarios, en el Capítulo 5 específicamente en la Tabla 5-1. Dichas Tablas dan mayor claridad al ejercicio de caracterización de la población de Bogotá y de peso a la metodología propuesta en la presente Tesis de Investigación.

**Tabla 3-4.:** Ejemplo de Modelo Cadena de Markov Luminaria Zona Común Estrato 4 en Bogotá

VARIABLE DE ENTRADA	VALOR	REFERENCIA	MODELADO
Existencia de la Luminaria	100%	Tabla 3-1	Todos usuarios consumen energía en iluminación
Tipo de Luminaria	1 LED 2 Compactas CFL 3 Halógenas o Incand	Norma NTC 5307[3.7] CORPOEMA [3.2] RETIQ Fig. 8.1-1[3.4]	Se realiza sustitución de acuerdo a la presencia de cada tecnología Bogotá Est 4 Incandescente = 23 % CFL = 63 % LED = 14 %
Cantidad de Luminarias	En Promedio 12 puntos	Tabla 3-5	Condicional a la tenencia, 12 puntos promedio (UPME ??) CFL = 6 puntos → 50 % LED = 4 puntos promedio → 40 % Incand = 2 puntos → 10 %
Promedio De Uso	Promedio de 2 usos/semana VA Exponencial ( $\text{poissrnd}(\lambda_{uso})$ ) $\text{poissrnd}(2)$	Estimado RETIQ [3.4] Tiempo Uso a la semana 7350 minutos Horario 4:30 am - 10 pm	Cadena compuesta modelo de población 3 horas/día = 10 % 4 horas/día = 75 % 5 horas/día = 15 % Distribución doble exponencial 4 franjas para uso diario $\lambda_{on}$ $\lambda_{off}$
Consumo Potencia	Moda de Potencia Usuarios estrato 4 Bogotá LED = 10W CFL = 20W Hal-Inc = 60W	CORPOEMA 2012 Fig. 8-9[3.2] RETIQ [3.4] UPME [3.5]	Se modelan 2 cadenas de Markov para 4 franjas del día $\lambda_{on_{1,2}} \rightarrow 4 : 30am - 6am \ 5 : 30pm - 11 : 30pm$ $\lambda_{off_{1,2}} \rightarrow 11 : 30pm - 4 : 30am \ 6am - 5 : 30pm$

Tabla 3-5.: Datos Técnicos electrodomésticos modelados.

DISPOSITIVO	CANTIDAD MEDIA	TECNOLOGÍA \ EFICIENCIA	POTENCIA \ ENERGÍA	CICLO / Stand - by	REFERENCIA
Iluminación	3	LED	10W	—	Lozano - Guzmán [3.8] Comparación LED - CFL Upme [3.9, 3.10]
	6	CFL	25W	—	
	5	Halógena	60W	—	
Televisión Media de 2,365 por usuario	63,8 % DANE - 2015	CRT	Moda 21 inch 55,5 W 9,2 kWh/mes	10 % 10W	Demanda de potencia Tvs Upme [3.2, 3.10, 3.5, 3.11] DANE Gran Encuesta Integrada de Hogares [3.12] y de Calidad de Vida [3.13]
	46,2 % DANE - 2015	LED - Plasma	Moda 32 inch 43,3 W 7,8 kWh/mes	10 % 5W	
Refrigeración	1.133 Moda 250 lts 9 ft <sup>3</sup>	Refr. Convencional y Refr. Congelador Enfriador Doméstico Refr. No Frost	Dependiendo de la eficiencia A, B, C, D (Standar), E, F, G La energía de consumo máximo para cada CRT se encuentran en el Anexo A, según norma NTC 5020	Los tiempos de ciclo se desarrollan de manera determinística en el Anexo A. No se adjudica consumo Stand by	Lozano - Guzmán [3.8] NTC 5020 [3.7] UPME [3.14]
Lavadora	1,04 Moda 380W Capacidad 24 lb	De Eje Horizontal De Eje Vertical Con o sin calentador de Agua	Dependiendo de la eficiencia A, B, C, D (Standar), E, F, G . La energía de consumo de cada CRT se encuentran en la norma NTC 5307	Los ciclos se determinan de acuerdo al estudio UPME 2012	UPME [3.2, 3.11] NTC 5307 [3.6]
Plancha	1,102	Resistencia	Moda Mediciones Upme 1140W 8,2 kWh/mes	—	
Licuadaora	1,1	Motor Monofásico	Promedio Mediciones UPME 310W 0,8 kWh/mes	—	
Computador	1,9	Escritorio (Tenencia 23,6 %. DANE - ECV - 2016)	118W	7W	Lozano - Guzmán [3.8] Ortiz Martínez [3.15] UPME [3.2, 3.9, 3.5, 3.11, 3.14, 3.16]
		Laptop (Tenencia 27,2 %. DANE - ECV - 2016)	90W	2W	
Ducha y Calentador Eléctrico	0,765	Tenencia 34 % DANE - 2017	3750W	—	Folleto EBSA [3.17, 3.18] Enlaces a simuladores de consumo:[3.19, 3.20] DANE [3.3, 3.12, 3.21, 3.22, 3.23]
Estufa Eléctrica o a gas	0,975	Eléctrica (Tenencia 19,48 %) Inducción (Sin datos)	Promedio 1830W 5,5 kWh/día	—	
Consola de Videojuegos	0,477	Tenencia 6,84 %	185W <sup>a</sup>	—	
Equipo de sonido	0,89	Tenencia 51 %	30W	—	
Reproductor DVD	0,997	Tenencia 80,86 %	12,4W	—	
Horno Microondas	0,697	Tenencia 17 %	1250W (EBSA)	12W	
Aspiradora Brilladora	0,449	Tenencia 9,35 %	215W (EBSA)	—	
Decodificador	1,56	Tenencia 69,9 % <sup>b</sup>	Potencia 100W	10 % 15W	
Modem	1,03	Tenencia 69,5 %	Potencia 12W <sup>c</sup>	10W	

<sup>a</sup>[http://www.cnet.com/?tag=rb\\_skin;rb\\_content](http://www.cnet.com/?tag=rb_skin;rb_content)<sup>b</sup>Asociado a porcentaje DANE ECV 2016 Tv por suscripción<sup>c</sup><http://www.tp-link.com/co>

**Tabla 3-6.:** Datos Hábitos de Consumo electrodomésticos modelados.

DISPOSITIVO	RESTRICCIÓN	TIPO DE USO	MODELO	VARIABLES DE CONSUMO	REFERENCIA
Iluminación	Baja Probabilidad 12-4 am	Zona Común	Cadenas de Markov	$\lambda = On$ $\lambda = Off$ Duración = 4-6 hr/día	Tabla 4-17 [3.2] Personas por hogar DANE [3.22] Lozano - Guzmán [3.8]
	7 am-5:30 pm Personas por Hogar 3,2 (2014)	Baño y Accesos	Exponencial	$\lambda = 10$ min/uso Usos = 5/capita = 16 hogar	
Televisión y codificador	Baja Probabilidad 12-4 am	Zona Común	Cadenas de Markov	Promedio uso 5,5 hrs/día Rango duración 3-7 hrs/día	Uso promedio Tvs Upme [3.2, 3.11] Ortiz - Martínez [3.15]
Refrigeración	24 hrs/día Apertura de puertas 4am - 12m	Temperatura 2°C	Semideterminístico	Apertura de puerta 5s/apertura Necesita 4min adic Trabajo compresor <sup>a</sup>	Lozano - Guzmán [3.8] NTC 5020 [3.7] UPME [3.14] Promedio Uso [3.2, 3.11]
Lavadora	Rango de uso 6 am - 10 pm	Sin calentador de agua Carga full	Exponencial	Promedio Uso 2-3 ciclos/semana Promedio consumo 380Wh/ciclo	UPME [3.11, 3.2] NTC 5307 [3.6]
Plancha	Rango de uso 6 am -10 pm	Carga media	Exponencial	Promedio Uso 1,7 hrs/semana Promedio consumo 2kWh/semana	
Licudadora	Rango de uso 5 am - 9 pm	Promedio 3 usos/día	Exponencial	Promedio Uso 5 min/día Promedio consumo 0,8kWh/mes	
Computador	Rango de uso 7 am - 12 pm	PC Escritorio + Monitor 55W Stand-by 7W	Exponencial	Promedio Uso 4 horas/día Promedio consumo 0,8 kWh/mes	Lozano - Guzmán [3.8] Ortiz Martínez [3.15] UPME [3.2, 3.9, 3.5, 3.11, 3.14, 3.16] Folleto EBSA [3.17, 3.18] Enlaces a simuladores de consumo:[3.19, 3.20] DANE [3.3, 3.12, 3.21, 3.22, 3.23, 3.24] Uso eficiente Dispositivos [3.5, 3.16, 3.25]
		Laptop Carga 2 horas Stand-by	Exponencial		
Ducha y Calentador Eléctrico	Rango de uso 5 am - 9 am	Tiempo agregado/día 5-10-15 min/día	Exponencial	Promedio Uso 6,6 min/persona Consumo promedio 10 kWh/mes	
Estufa Eléctrica o a gas	Rango de uso 5 am - 6 am 10:30 am - 1 pm	Tiempo Agregado/día 2,3 horas	Exponencial	Promedio 1830W 5,5 kWh/día	
Consola de Videojuegos	Rango de uso 7 am - 9 pm	Sin Stand by	Exponencial	Promedio uso 4 horas/día	
Equipo de sonido	Rango de uso 7 am - 9 pm	Con Stand by	Exponencial	Promedio uso 3 horas/día	
Reproductor DVD	Rango de uso 4 pm - 12 m	Con Stand by	Exponencial	Promedio uso 0,4 horas/día	
Horno Microondas	Rango de uso 7 am - 9 pm	Con Stand by	Exponencial	Promedio uso 0,17 horas/día	
Aspiradora Brilladora	Rango de uso 6 am -7pm	Usos/semana 1-3	Exponencial	Promedio uso 0,9 horas/día	
Modem	Todo el día Noche Stand - by	Con Stand-by	Determinístico	—	

<sup>a</sup>Medición ciclos con y sin aperturas en nevera MABE 250 lts CRT B.

# Bibliografía

- [3.1] Dirección de Metodología y Producción Estadística- DIMPE. COLOMBIA - Gran Encuesta Integrada de Hogares GEIH 2015, 2015.
- [3.2] CONSORCIO CORPOEMA - CUSA. CARACTERIZACIÓN ENERGÉTICA DEL SECTOR RESIDENCIAL URBANO Y RURAL EN COLOMBIA. Technical report, Unidad de Planeación de Minas y Energía, Bogotá D.C., 2012.
- [3.3] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. INDICADORES BÁSICOS DE TENENCIA Y USO DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y COMUNICACIÓN - TIC EN HOGARES Y PERSONAS DE 5 Y MÁS AÑOS DE EDAD - 2016. Technical report, DANE, Bogotá, 2017.
- [3.4] Ministerio de Minas y Energía de Colombia. Resolución 41012 de 2015, 2015.
- [3.5] Unidad de planeación minero energética UPME. PLAN DE ACCIÓN INDICATIVO DE EFICIENCIA ENERGÉTICA 2016 - 2021. Technical report, MINMINAS, Bogotá D.C., 2017.
- [3.6] ICONTEC. NORMA TÉCNICA NTC COLOMBIANA 5307 EFICIENCIA ENERGÉTICA DE LAVADORAS DE ROPA ELECTRODOMÉSTICAS. LIMITES, MÉTODO DE PRUEBA Y ETIQUETADO. 2013.
- [3.7] INSTITUTO COLOMBIANO DE NORMAS TÉCNICAS Y CERTIFICACIÓN. Eficiencia energética en artefactos refrigeradores, refrigeradores-congeladores y congeladores para uso doméstico NTC 5020, 2014.
- [3.8] Jenny Paola Lozano Celis William Camilo Guzmán Espitia and Bogotá D C. *EVALUACIÓN DE DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA SEGÚN HÁBITOS DE CONSUMO ACTUALES EN LA CIUDAD DE BOGOTÁ*. Pregrado, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2016.
- [3.9] CORPOEMA and Unidad de Planeación Minero Energética - UPME. PROCESOS Y TECNOLOGÍAS A NIVEL NACIONAL E INTERNACIONAL. Technical report, UPME, Bogotá D.C., 2014.
- [3.10] Unidad de Planeación Minero Energética - UPME, Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo - PNUD, and Consorcio CMA. GEF/PNUD/COL/76979 “

- Normalización y Etiquetado de Eficiencia Energética en Colombia (N & E Colombia). Technical report, UPME, Bogotá, 2015.
- [3.11] Consorcio CORPOEMA and Unidad de Planeación Minero Energética - UPME. Determinación del Consumo Básico de Subsistencia en los Sectores Residencial, Comercial y Hotelero en el Departamento Archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina. Technical report, UPME, Bogotá D.C., 2010.
- [3.12] Dirección de Metodología y Producción Estadística- DIMPE. COLOMBIA - Gran Encuesta Integrada de Hogares GEIH 2015, 2015.
- [3.13] Departamento Administrativo Nacional de Estadística DANE and Dirección de Metodología y Producción Estadística- DIMPE. COLOMBIA - Encuesta Nacional de Calidad de Vida - ECV 2015, 2015.
- [3.14] Unidad de planeación minero energética UPME. PLAN DE ACCIÓN INDICATIVO DE EFICIENCIA ENERGÉTICA 2016 - 2021. Technical report, MINMINAS, Bogotá D.C., 2017.
- [3.15] Astrid Ortiz Martínez, Eduardo Afanador, Juan Gonzalo Zapata, Jairo Núñez, Ricardo Ramírez, Tito Yepes, and Juan Carlos Garzón. Análisis de la Situación Energética de Bogotá y Cundinamarca. Technical report, FEDESARROLLO - 45, Bogotá D.C., 2013.
- [3.16] Unidad de Planeación Minero Energética - UPME. Guía para el consumo consciente, racional y eficiente de la energía. Technical report, UPME, Bogotá D.C., 2014.
- [3.17] EBSA. EBSA, Empresa de Energía de Boyacá S.A., 2013.
- [3.18] Empresa de Energía de Boyacá EBSA. Empresa de Energía de Boyacá S.A.E.S.P. Technical report, EBSA, Tunja, 2015.
- [3.19] Department of Energy - DOE. Estimating Appliance and Home Electronic Energy Use — Department of Energy, 2013.
- [3.20] CODENSA S.A. Simulador de Consumo - Codensa, 2013.
- [3.21] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. COLOMBIA - Encuesta Multipropósito para Bogotá Distrito Capital - EMB -, 2014.
- [3.22] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. Encuesta Multipropósito EM 2014. Technical report, DANE, Bogotá D.C., 2014.
- [3.23] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. ENCUESTA NACIONAL DE CALIDAD DE VIDA - ECV 2016. Technical report, DANE, Bogotá, 2016.

- [3.24] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. Encuesta Nacional de Uso del Tiempo - ENUT 2012 - 2013, 2015.
- [3.25] Unidad de Planeación Minero Energética - UPME, CORPOEMA, and Ministerio de Minas y Energía - MINMINAS. Estrategias para un consumo consciente y eficiente de la energía. Sector Residencial. Technical report, Unidad de Planeación Minero Energética, Bogotá D.C., 2010.

## 4. Composición de la Demanda

### 4.1. Introducción

Existen numerosos modelos de demanda que han sido desarrollados en literatura y se basan en diferentes herramientas que tienen en cuenta escenarios de desempeño del usuario y sus patrones de comportamiento ante dichos escenarios.

Luego de repasar el panorama general de aplicación de Gestión de Demanda y diferentes conceptos necesarios para aprovechar las posibilidades de flexibilidad de la carga, en este capítulo se realiza una caracterización de la población de Bogotá junto con el modelo de demanda que contiene los modelos de carga de los principales dispositivos electrodomésticos presentes en el perfil de carga de un usuario residencial. Los modelos de los dispositivos son funciones programadas en MatLab sobre los cuales pueden aplicarse o no estrategias de Gestión en sustitución, desplazamiento y cambio de hábitos de consumo.

### 4.2. Caracterización de los usuarios

La población escogida para la investigación corresponde a los usuarios de Bogotá, incluyendo usuarios del tipo residencial, industrial, comercial y oficial. Los datos relevantes para la población de Bogotá se encuentran en la Tabla 4-1.

La cantidad de usuarios de energía eléctrica en Bogotá ha alcanzado la cifra de 1'883.581 para el año 2013, y cuya mayor participación corresponde a los usuarios residenciales de los estratos 2 (36.9 %) y 3 (29.7 %), seguido del estrato 4 (9.84 %) y usuarios comerciales (8.94 %).

La energía promedio mensual para el total de la población llega a los 324 MWh/mes, y la mayor participación proviene nuevamente de los usuarios residenciales de estratos 2 (30.45 %) y 3 (26 %), seguido de los usuarios comerciales (16 %) y residencial estrato 4 (9 %).

La Fig. 4-1 contiene dos curvas que representan la cantidad de energía consumida por los tipos de usuarios presentes en la ciudad de Bogotá y su equivalente en porcentaje de la energía total consumida; cada una de estas curvas cuenta con un eje vertical de referencia correspondiente primario y secundario.

En la curva de % Energía Acumulada puede notarse que los grupos de usuarios de mayor

**Tabla 4-1.:** Datos Usuarios Bogotá para el año 2013. *Fuente:* Adaptado Investigación SILICE [4.1]

TIPO DE USUARIO	Estr	CANTIDAD USUARIOS	% Usuarios	CANTIDAD ENERGÍA (MWh/mes)	% Energía
Residencial	1	128.487	6,82 %	16,784	5,18 %
	2	694.722	36,88 %	98,704	30,45 %
	3	560.047	29,73 %	84,243	25,99 %
	4	185.463	9,85 %	29,278	9,03 %
	5	64.934	3,45 %	12,685	3,91 %
	6	52.068	2,76 %	13,874	4,28 %
Industrial	—	27.127	1,44 %	14,635	4,52 %
Comercial	—	168.335	8,94 %	52,046	16,06 %
Oficial	—	2.398	0,13 %	1,874	0,58 %
<b>TOTAL</b>		<b>1.883.581</b>	—	<b>324,12</b>	—

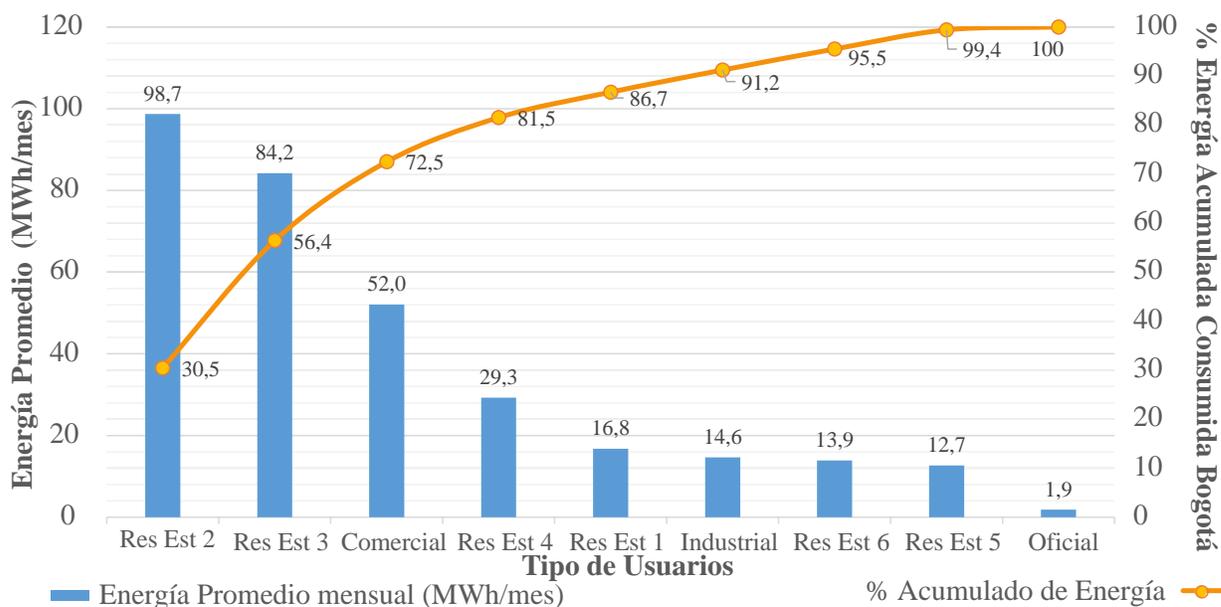
consumo son los Residenciales Estrato 2 y 3, los cuales representan más del 56 % de la energía que se consume en Bogotá. Si se suman los porcentajes de todos los estratos residenciales estos alcanzan un 78,9 % del consumo total de energía por tanto se deduce que son un grupo de bastante relevancia e influencia a nivel energético. De acuerdo con la información de la Tabla 4-1 y la Fig. 4-1, se puede identificar que un importante sector de la población (Residencial 2,3,4 y comercial) tendría una posibilidad similar de obtener un equivalente impacto energético y por ende económico, comparado con el grupo completo de usuarios, al aplicar Gestión de Demanda.

#### 4.2.1. Usuarios Residenciales:

Se entregan aspectos descriptivos de los usuarios residenciales dentro de las siguientes características. [4.2]

\* **Cobertura:**

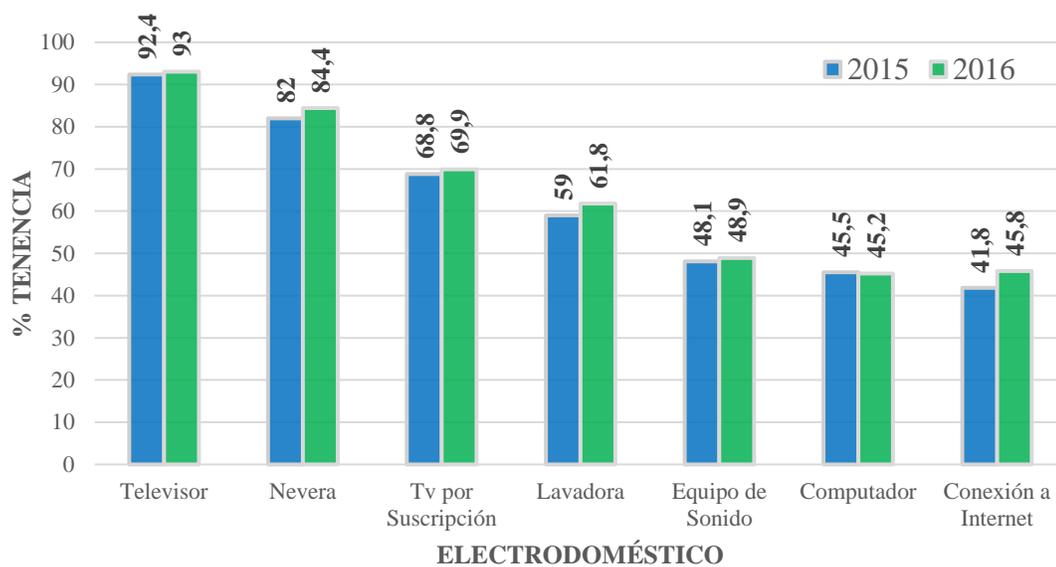
- En Bogotá la cantidad de personas por hogar se encuentra en promedio 3.1, mientras que la región central 3.2 personas.
- En 2016 el servicio de energía eléctrica llegaba al 99.7 % de los hogares de las cabeceras.
- En centros poblados y rural disperso la cobertura de este servicio fue del 95.0 %.



**Figura 4-1.:** Consumo de Energía para los diferentes tipos de Usuarios en Bogotá 2013. *Fuente:* Adaptado Investigación SILICE [4.1]

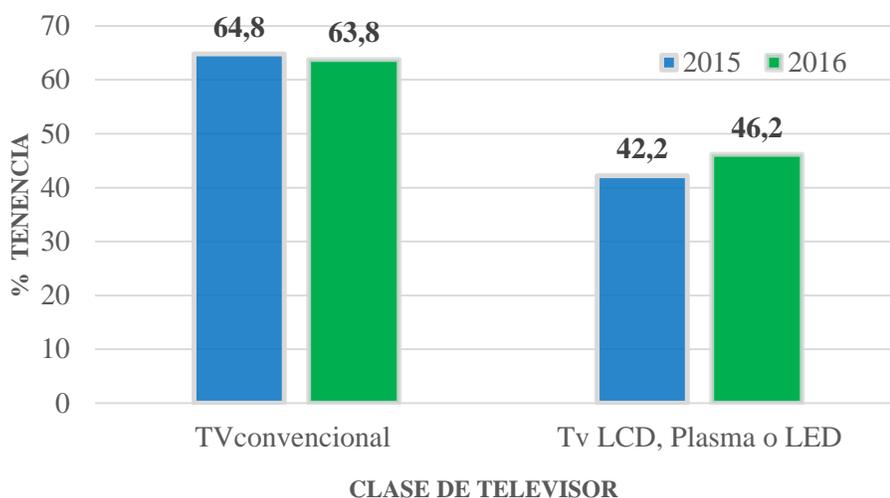
- En 2016 la tenencia de teléfono fijo fue de 30,6% de los hogares (32,6% en 2015).
- El porcentaje de hogares con acceso a gas natural en Bogotá llegó al 92,8%

\* *Tenencia de bienes y servicios* (Fig. 4-2):



**Figura 4-2.:** Tenencia de Electrodomésticos a Nivel Nacional - 2016. *Fuente:* Adaptado de DANE [4.2]

- En 2016 el 93.0% de hogares manifestaron tener al menos un televisor ya sea convencional o LCD, plasma o LED.
- De ese 93.0% de hogares que tenían televisor, el 63.8% era a color convencional y el 46.2% era televisor LCD, plasma o LED (Fig. 4-3).

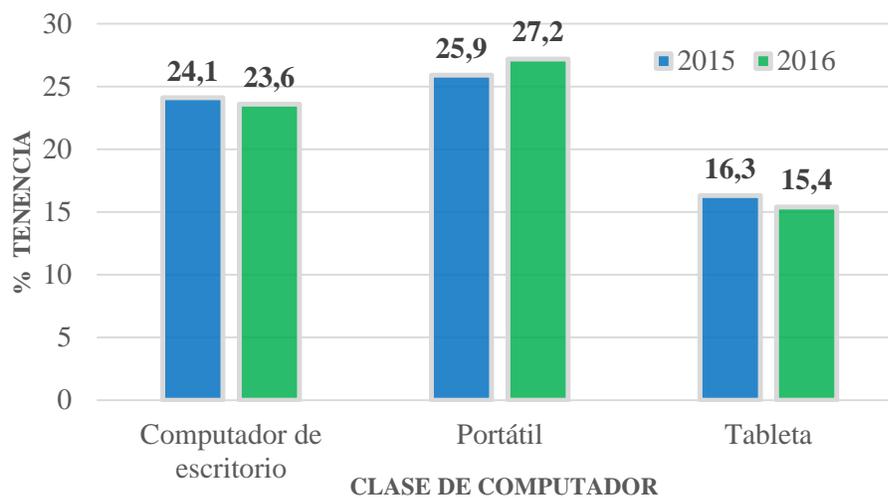


**Figura 4-3.:** Tenencia de Tipo de Televisor a Nivel Nacional - 2016. *Fuente:* Adaptado de DANE [4.2]

- En 2016, la tenencia de televisión por suscripción fue 69.9% (en 2015 fue 68.8%).
- Durante 2016 el 61.8% de los hogares reportaron tener una máquina lavadora de ropa (en 2015 fue el 59%).

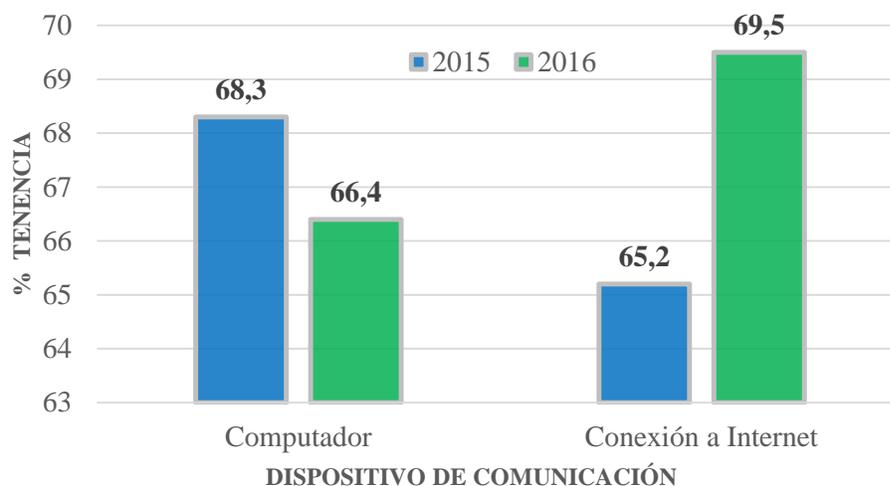
\* **Tecnologías de información y comunicación:**

- El 45.2% de los hogares manifestaron tener algún tipo de computador (de escritorio, portátil o tableta) en 2016 (Fig. 4-4).
- En 2016 el acceso a Internet fue 45.8% (41.8% en 2015). En el 96.5% de los hogares a nivel nacional algún miembro contaba con teléfono celular en 2016.
- En cabeceras la proporción de tenencia de celular fue 97.5% y en Centros poblados y rural disperso fue 92.6% (en 2015 la tenencia fue: a nivel Nacional de 95.6%; en Cabeceras de 96.7% y en Centros poblados y rural disperso de 91.6%).
- En 2016, el 58.1% de personas manifestaron usar internet en cualquier lugar y desde cualquier dispositivo para el total nacional.
- Del anterior porcentaje, el 70.4% usaron internet a través de teléfono celular (en 2015 el 55.9% de personas usaron internet en cualquier lugar y desde cualquier dispositivo para el total nacional, de este porcentaje, el 55.5% lo hizo a través de teléfono celular).



**Figura 4-4.:** Tenencia de Tipo de Computador a Nivel Nacional - 2016. *Fuente:* Adaptado de DANE [4.2]

- En Bogotá el porcentaje de tenencia de computador (escritorio, portátil o tablet) es de 66,4% en 2016, cayendo 2 puntos desde 2015 (Fig. 4-5); mientras que la conexión a internet aumentó dos puntos, de 42,2% a 46,2%.



**Figura 4-5.:** Tenencia de Computador y Conexión a Internet en Bogotá - 2016 [4.2, 4.3]

#### 4.2.2. Ranking de electrodomésticos por consumo en Bogotá

Cada región posee una clasificación propia de electrodomésticos que varían de acuerdo a características propias de los usuarios (ingresos, estrato) y su entorno (clima, estaciones). Para la población elegida se ha descrito y ordenado los electrodomésticos de acuerdo a su consumo promedio anual en la Tabla 4-2 por cliente, incluye el valor de la energía en peso colombiano y dólar estadounidense.

**Tabla 4-2.:** Participación aproximado de los principales electrodomésticos en el consumo de energía eléctrica en Bogotá por usuario. *Fuente:* Adaptado de DANE, CODENSA y otros [4.4, 4.2, 4.5, 4.6]

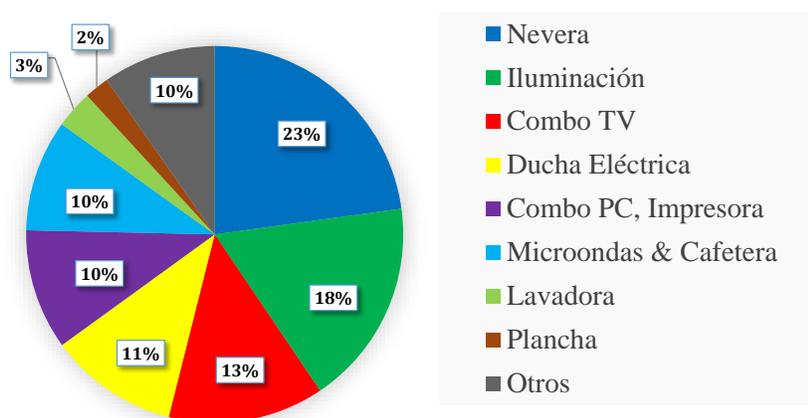
DISPOSITIVO	POTENCIA (kW)	USO (horas/día)	COSTO ANUAL		ENERGÍA (kWh/mes)
			US	MCOP <sup>a</sup>	
Nevera	0.2	8.0	\$ 78.8	\$ 335.07	54.8
Iluminación	0.2	7.0	\$ 61.3	\$ 260.61	42.6
Combo TV <sup>b</sup>	0.2	8.0	\$ 46.2	\$ 196.20	32.1
Ducha Eléctrica	3.5	0.3	\$ 38.3	\$ 162.88	26.6
Combo PC <sup>c</sup>	0.4	16.1	\$ 34.9	\$ 148.36	24.8
Micro & Cafet	2.5	0.6	\$ 26.5	\$ 112.62	23.0
Lavadora	0.3	1.0	\$ 11.2	\$ 47.46	7.8
Plancha	1.1	0.2	\$ 7.3	\$ 31.06	5.1
Otros	—	—	\$ 33.6	\$ 142.6	23.3

<sup>a</sup>En miles de pesos colombianos.

<sup>b</sup>EL Combo TV incluye el televisor junto con codificador televisión por suscripción.

<sup>c</sup>El Combo PC incluye PC de escritorio junto con impresora laser o de inyección de tinta.

La Fig. 4-6 resume el porcentaje de participación de cada electrodoméstico en el agregado de la tarifa anual. Se denota que la nevera es el dispositivo de mayor consumo anual, junto con el de iluminación, mientras que lavadora y plancha son las de menor consumo, pese a que son de alta potencia, se utilizan poco. [4.7],



**Figura 4-6.:** Participación aproximada en el consumo promedio anual de electrodomésticos por usuario en Bogotá. *Fuente:* Adaptado de DANE, CODENSA y otros [4.8, 4.7, 4.9, 4.10, 4.11].

Todos los electrodomésticos son ordenados de acuerdo al promedio de consumo diario, se descartaron tecnologías de acondicionamiento del ambiente, e incluyeron otras como ducha

eléctrica que actualmente tiene una penetración aproximada del 30%. [4.2]

### **4.2.3. Función de distribución de Demanda para usuarios residenciales según estratificación en Bogotá**

Cada uno de los estratos de los usuarios residenciales de la ciudad de Bogotá poseen una función de distribución de acuerdo al consumo mensual promedio de sus deciles. [4.1]

La muestra de población elegida para simular la composición de carga son los usuarios pertenecientes al Estrato 4 debido a entre otras razones las siguientes:

- Aunque representan sólo un 10% del total de usuarios de la ciudad de Bogotá, poseen la mayoría de los electrodomésticos presentes en el mercado con mayor frecuencia.
- Actualmente por regulación se encuentran exentos de pago de contribución o recibir subsidios por el consumo de servicios públicos, de este modo se puede decir que su tarifa es completa.
- Ofrece la posibilidad de simular por completo un sector de la población de acuerdo con el modelo de demanda propuesto posteriormente en el presente capítulo y no solo un porcentaje.
- También ofrece la oportunidad de extender con un mayor criterio los resultados de su modelo de demanda y aplicación de gestión a otros grupos y sectores de los usuarios de Bogotá.

Es a continuación donde comienza el análisis de la información proveniente del grupo de usuarios elegido desde la población de Bogotá, la Tabla **4-3** entrega los datos de rango de consumo diario y mensual de cada decil del Estrato 4 de la ciudad de Bogotá para el año 2013.

Los datos importantes a tener en cuenta de la Tabla **4-3** son: Cantidad de usuarios del Estrato 4 que equivalen cerca del 10% del total de usuarios de la ciudad de Bogotá para el año 2013. Los deciles 2-6 poseen cerca del 80% de la cantidad de usuarios del Estrato 4.

La Fig. **4-7** entrega la gráfica de barras con el dimensionamiento proporcionado del consumo y cantidad de usuarios para cada decil del Estrato 4 Usuarios residenciales en Bogotá.

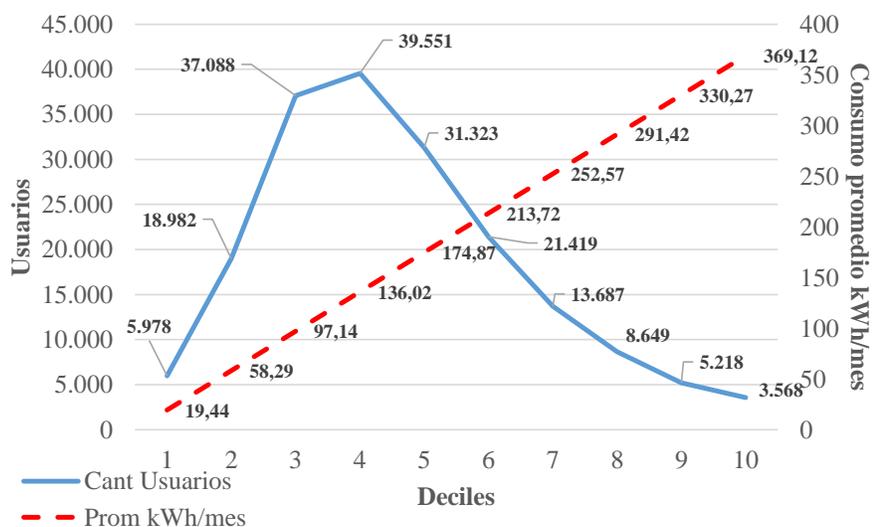
Los demás estratos de los usuarios residenciales de la ciudad de Bogotá son descritos en la investigación de SILICE [4.1].

## **4.3. Métodos de Composición de Carga**

Las Fig. **4-8** y **4-9** describen las dos principales metodologías de composición de demanda que dependen principalmente de la existencia o no de información detallada del consumo de los usuarios.

**Tabla 4-3.:** Función de Distribución Estrato 4 ciudad de Bogotá - 2013. *Fuente:* Investigación SILICE [4.1]

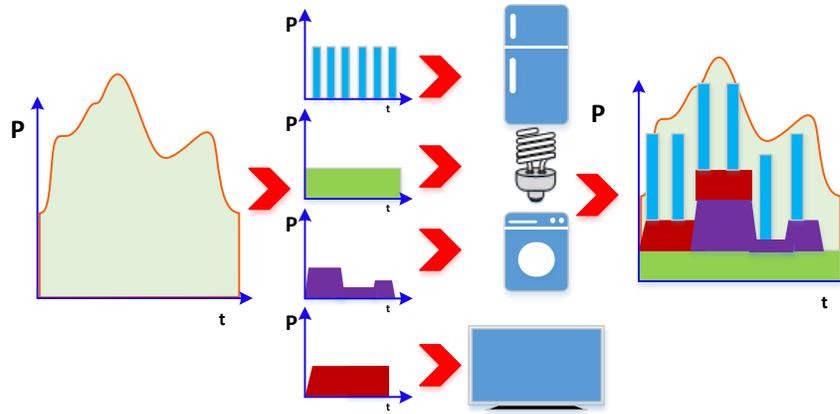
Decil	Consumo Diario			Consumo Mensual	Frec Usuarios	%	Energía (MWh/mes)
	Min	Medio	Max	Medio			
1	0	0,648	1,296	19,44	5.978	3,22 %	0,1162
2	1,296	1,943	2,591	58,29	18.982	10,23 %	1,1065
3	2,591	3,238	3,886	97,14	37.088	20,00 %	3,6027
4	3,886	4,534	5,181	136,02	39.551	21,33 %	5,3797
5	5,181	5,829	6,476	174,87	31.323	16,89 %	5,4775
6	6,476	7,124	7,771	213,72	21.419	11,55 %	4,5777
7	7,771	8,419	9,067	252,57	13.687	7,38 %	3,4569
8	9,067	9,714	10,362	291,42	8.649	4,66 %	2,5205
9	10,362	11,009	11,657	330,27	5.218	2,81 %	1,7233
10	11,657	12,304	inf	369,12	3.568	1,92 %	1,3170
<b>TOTAL</b>					<b>185.463</b>	<b>10 %</b>	<b>29,278</b>



**Figura 4-7.:** Función de Distribución Consumo y Cantidad Usuarios por decil Estrato 4 Bogotá. *Fuente:* Adaptado Investigación SILICE [4.1]

### 4.3.1. Desagregación

El término desagregación también es conocido como monitoreo no intrusivo de carga (*Non Intrusive Load Monitoring*) debido a que únicamente necesita los datos de consumo desde un medidor inteligente, y no necesariamente desde cada dispositivo, para inferir patrones de uso de electrodomésticos en el perfil de carga del usuario.



**Figura 4-8.:** Modelo de Composición: Desagregado de Demanda. *Fuente:* Autor.

La Fig. 4-8 resume el objetivo de la desagregación de demanda, el cual se refiere a la reconstrucción de patrones de uso y perfil de carga de cada dispositivo que se sabe se encuentra en el inventario de electrodomésticos del usuario. Todo el proceso puede realizarse a partir de información recopilada previamente a través de medidores inteligentes.

#### Estado del Arte en Desagregación:

La innovación en investigaciones recientes se encuentran en los métodos de programación y algoritmos que discretizan los datos provenientes de la señal del medidor inteligente, y deducen los patrones de consumo, varios de los recientes trabajos consultados para la presente Tesis se describen brevemente a continuación:

- Kolter, Batra y Ng usan un algoritmo ligero para extraer de forma rápida y hábil los patrones de uso de electrodomésticos desde 590 medidores inteligentes pertenecientes a igual número de usuarios residenciales en Europa. [4.12]
- Aiad y Lee utilizan un Modelo Oculto de Markov (*Hidden Markov Model - HMM's*), el cual simplifica el proceso de desagregado de la carga y también tiene en cuenta la interacción entre dispositivos que se usan en simultáneo. [4.13]
- Kolter y Jaakkola usan una extensión del Modelo Oculto de Markov, el modelo Aditivo Factorial Oculto de Markov, el cual usa múltiples cadenas de Markov, para inferir todos los estados ocultos (una tarea computacional compleja). Por tanto su investigación se encamina a la aplicación de técnicas aproximadas de inferencia como la observación diferencial de la señal del perfil de demanda y uso de restricciones técnicas. [4.14]
- Arberet y Hutter proponen un modelo basado en técnicas de descomposición dispersa, cuyo objetivo es extraer las señales individuales de las cargas desde una señal agregada.

El método fue usado en un conjunto de datos reales y puede estimar las curvas individuales con bajo margen de error (menor al 1%), comparado con las señales reales individuales de los usuarios medidos. [4.15]

### Ventajas y Desventajas del método de Desgregación

- Es necesario contar con un banco de datos que permite la validación de las herramientas de desagregado.
- Una de las ventajas es el evitar la intrusión de medidores sobre cada electrodoméstico componente de la curva de la demanda.

### 4.3.2. Agregación

La Fig. 4-9 ofrece una idea general acerca del método. El propósito consiste en reconstruir el perfil de demanda del usuario a partir del modelado individual de cada dispositivo electrodoméstico.

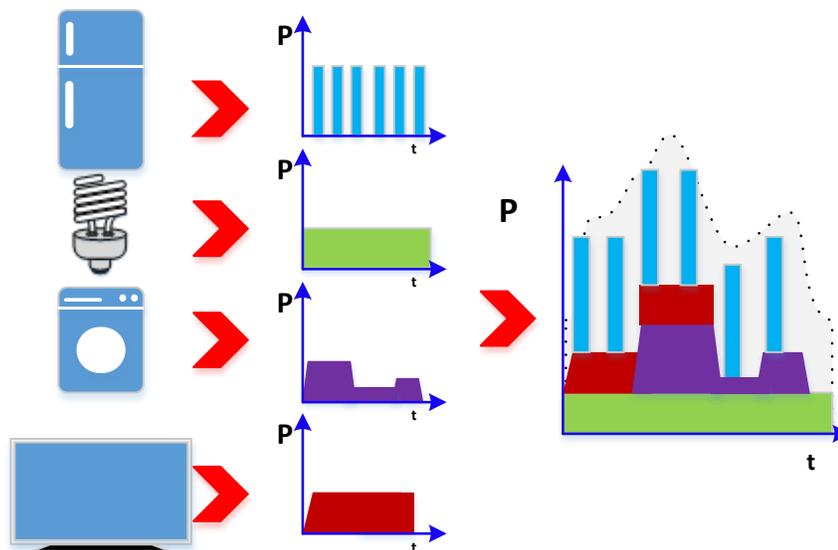


Figura 4-9.: Modelo de Composición: Agregado Demanda. Fuente: Autor.

### Patrones de consumo:

En este método provienen de varias fuentes.

- La suposición basado en comportamientos de los usuarios.
- Basado en restricciones técnicas de la red y de los electrodomésticos como son disponibilidad, rentabilidad, ciclos de trabajo o tiempos de preparación.

- Previa búsqueda de los hábitos o patrones en perfiles de demanda con ciertos análisis de desagregación evaluados.

#### **Estado del Arte en Agregación:**

Son varios los estudios que reflejan este método de composición de demanda y de los de mayor interés e influencia en la presente investigación se describen en seguida:

- Acha y Markides simularon la demanda de un área urbana en Londres, la cual se realiza con base en el modelado de consumo de calor y electricidad residencial y emula de forma muy fiel a los datos de consumo en Inglaterra. [4.16]
- Faria y Vale utilizan módulos denominados *DemSi* (Demand Simulator) para modelar el comportamiento de los agentes involucrados (usuarios y electrodomésticos), y su relación entre estos. El modelo cuantifica la reducción de carga y la rentabilidad en escenarios de bajos recursos de generación y tarifa diferenciada (Real Time Pricing - RTP). [4.17]
- Soares y Gomes proponen una caracterización del consumo residencial a partir de un modelo de clasificación de electrodomésticos por uso final, el cual es aprovechado por un Sistema de Manejo de Energía (EMS), que modela y evalúa las estrategias de Gestión de Demanda ante escenarios de tarifa diferenciada (RTP). [4.10]
- Drysdale, Wu y Jenkins evalúan la composición de demanda en Gran Bretaña y sus posibilidades de Gestión de Demanda para futuros escenarios de tecnologías, programas de Respuesta de la Demanda y entorno socioeconómico hacia el año 2030. [4.8]
- Widén y Wäckelgård modelan el comportamiento de los ocupantes de la residencia a través de procesos estocásticos. Cadenas de Markov simulan las actividades de los ocupantes de la residencia y su uso de electrodomésticos en el hogar, junto con un muy realista perfil agregado de demanda. [4.11]

#### **Ventajas y Desventajas del método Agregación:**

- Es necesario modelar o medir cada electrodoméstico por separado y el total del perfil de demanda.
- También se necesita modelar los hábitos de consumo de cada dispositivo para emular el agregado.
- Las combinaciones de elementos junto con los patrones de consumo aunque son finitas, son de gran tamaño, por tanto la programación de algoritmos requiere de mayor esfuerzo computacional para generar el perfil agregado de demanda.

- El proceso de agregado no necesita de los datos de demanda proveniente de medidores inteligentes, pero pueden ser utilizados con fines de validación.

### 4.3.3. Modelo propuesto: Agregación No Intrusiva

En el caso colombiano al inicio de la presente investigación no existe disponibilidad de información de clase de electrodomésticos y sus consumos detallados en el perfil de demanda de los usuarios, por tanto la metodología elegida para construir el modelo de demanda es la de agregación.

Sin embargo el objetivo del proyecto es evitar la intrusión en las residencias con mediciones directas de cada dispositivo que compone el perfil de demanda de los usuarios. Lo cual implicaría el manejo de una alta cantidad de información y herramientas estadísticas de gran desgaste computacional.

En la siguiente sección se desarrolla el modelo propuesto a partir del modelado de las cargas, el agregado de las mismas y finalmente la emulación de la demanda de la población elegida.

## 4.4. Aproximación al Modelado de la Demanda

El método de Agregación No Intrusiva se desarrolla a partir del modelado de los posibles electrodomésticos presentes en los hogares de los usuarios residenciales de Bogotá. A continuación se describen dos métodos para realizar el agregado de la carga de cada usuario y finalmente el agregado de usuarios emulando la población total de usuarios del Estrato 4 de la ciudad de Bogotá.

### 4.4.1. Modelado de Cargas Residenciales: Electrodomésticos

El modelamiento de los perfiles de carga se realiza a través de funciones con variables de entrada con las características del modelo como son valores propios del dispositivo, patrones de consumo o tipo de electrodoméstico revisados en el Capítulo 3 en las Tablas 3.1, 3.5 y 3.6. En general toda la programación de los electrodomésticos se desarrolla siguiendo la Ec.(4-1). La resolución de las simulaciones es del orden de minutos durante una semana.

$$(Pf_{Disp})_{i,j} = C_{disp} * P_{disp} * [T_{uso}]_{i,j} \quad (4-1)$$

Donde

$Pf_{Disp}$  = Perfil de consumo del dispositivo

$C_{disp}$  = Cantidad de dispositivos

$P_{disp}$  = Potencia nominal del dispositivo

$[T_{uso}]_{i,j}$  = Matriz de tiempo de uso

$i = 1, 2, 3, \dots, 10080$  Minutos de la semana

$j = 1, 2, 3, \dots, n$  Simulaciones de una semana de consumo<sup>1</sup>

La Ec.(4-1) se compone del producto de varias magnitudes escalares que representan valores nominales del electrodoméstico con una matriz binaria que representa el comportamiento estocástico del dispositivo con resolución de minutos<sup>2</sup> durante las semanas simuladas.

En seguida se realiza la descripción de los modelos de simulación de los principales electrodomésticos para uso residencial en la ciudad de Bogotá. Cada descripción de los dispositivos desarrolla el modelo desde los datos iniciales hasta el perfil de carga del modelo final, teniendo en cuenta características generales de la población como son tramos del día de mayor probabilidad de uso de electrodomésticos, cantidad mínima probable presente en cada residencia etc. Finalmente se resume el código de programación en el Apéndice D.

### **Refrigeración: Nevera o Refrigerador**

Siendo el electrodoméstico de mayor uso de energía y frecuencia de existencia en los hogares de usuarios residenciales, requiere la descripción más ajustada posible a la norma NTC 5020, cuyo análisis puede encontrarse en el Apéndice A.

#### **A. Características del Modelamiento:**

El consumo de energía aunque puede ser modelado de forma determinística, aún depende de las siguientes variables:

- La temperatura adoptada en el control del termostato de la nevera.
- Frecuencia y duración de apertura de puertas.
- Clima o comportamiento de la temperatura (incluso % de humedad) del lugar donde está ubicado el refrigerador.
- Porcentaje de capacidad ocupada por los alimentos en el refrigerador.
- Disposición de los alimentos dentro del refrigerador (Circulación aire).
- Presencia de alimentos calientes.

Los 2 primeros items se han tenido en cuenta para la construcción del modelo de la nevera, aclarando que los demás items pueden ser adaptados al modelo en trabajos futuros.

---

<sup>1</sup>Las columnas de la matriz binaria puede ser entendidos como cantidad de simulaciones de una semana o como cantidad de usuarios a los cuales se les simula una semana de uso del electrodoméstico.

<sup>2</sup>El modelado del comportamiento de muchos electrodomésticos se facilita más en minutos que a una escala mayor. Un ejemplo de escala de 10 minutos ofrece una duración de consumo que no puede ajustarse a la media de uso de ciertos dispositivos como podrían ser licuadora, horno microondas, o calentador de agua; y finalmente arrojar consumos excesivos con cambios mínimos en el modelo.

## B. Variables de control y Asignación de Patrones de Consumo:

Las variables de control son elegidas a partir de la norma NTC 5020 y se describe en seguida como se adaptan al modelo. [4.18]

- i. *Tipo de nevera*: Según la norma NTC 5020 existen alrededor de 11 diferentes tipos de refrigeradores, sin embargo para el modelo sólo se usaron 3, con igual probabilidad de presencia en los usuarios residenciales.
  - 1) Refrigerador convencional (Descongelamiento manual) o Refrigerador con congelador (Descongelamiento automático), ya que tienen similar comportamiento.
  - 2) Enfriador doméstico (Sin compartimiento de baja temperatura)
  - 3) Refrigerador sin escarcha (descongelamiento automático, congelador superior o inferior)
- ii. *Volumen Ajustado (VA)*: Es el volumen que se muestra en la etiqueta de eficiencia o puede calcularse con Ec.(4-2) <sup>3</sup>.

$$VA = V_{olRefr} + V_{olCong} * fa \quad (4-2)$$

Donde (*fa*) es el factor de ajuste [4.19]. Los volúmenes tomados en cuenta para el modelo son los siguientes acompañados de la probabilidad de existencia dentro del modelo:

- o 100 Litros  $\Rightarrow$  10 %
  - o 150 Litros  $\Rightarrow$  20 %
  - o 200 Litros  $\Rightarrow$  30 %
  - o 250 Litros  $\Rightarrow$  35 %<sup>4</sup>
  - o 300 Litros  $\Rightarrow$  5 %
- iii. *Rango de Eficiencia (A,B,C,D,E,F,G)*: Según la norma NTC 5891 es el consumo de energía comprendido entre los niveles de CER (Consumo Energético de Referencia) de la Tabla 3 de la norma NTC 5020 [4.18]. Los rangos son acompañados de la probabilidad de existencia dentro del modelo<sup>5</sup>.
    - o A  $\Rightarrow$  5 % El más eficiente

<sup>3</sup>Etiqueta de eficiencia es obligatoria visualización en cada electrodoméstico vendido en Colombia desde el 16 de Octubre de 2014 (Reglamento Técnico de Etiquetado - RETIQ)

<sup>4</sup>En la Tabla 3.5 se puede encontrar que la moda de la capacidad de las neveras es de 9  $ft^3$  o de 250 litros, y se ha tomado una distribución aproximada.

<sup>5</sup>Según el estudio de CORPOEMA en el año 2012 [4.20] existían alrededor de 2 millones de neveras a nivel nacional que podían ser reemplazadas por más eficientes (A nivel CRT B), en Bogotá se estima con el mismo estudio que hay un 20 % de ese total en el mismo año

- B  $\Rightarrow$  25 %
  - C  $\Rightarrow$  22 %
  - D  $\Rightarrow$  20 % Referencia nacional
  - E  $\Rightarrow$  18 %
  - F  $\Rightarrow$  7 %
  - G  $\Rightarrow$  3 % Menor eficiencia
- iv. *Temperatura de la Nevera:* El termostato de la nevera procura una temperatura promedio según el tiempo del semiciclo de carga del compresor, para el modelo se consideraron las siguientes temperaturas que pueden ser graduadas junto con la probabilidad de ser la posición inicial dentro del modelo.
- 2 °C  $\Rightarrow$  70 %  $\Rightarrow$  30 min Ciclo de Carga del Compresor, éste es la posición nominal.
  - 4 °C  $\Rightarrow$  25 %  $\Rightarrow$  27 min Ciclo de Carga del Compresor
  - 6 °C  $\Rightarrow$  5 %  $\Rightarrow$  24 min Ciclo de Carga del Compresor
- v. *Aperturas puerta refrigerador:* Se usa la siguiente distribución de la cantidad de aperturas de la puerta del refrigerador en promedio diario y su probabilidad de ser el hábito inicial de los usuarios dentro del modelo.
- a) 20 aperturas diarias promedio  $\Rightarrow$  33 %
  - b) 30 aperturas diarias promedio  $\Rightarrow$  34 %
  - c) 40 aperturas diarias promedio  $\Rightarrow$  33 %

#### C. Perfil de Consumo de la Carga:

El perfil de carga de la nevera para los diferentes tipos modelados en el código de MatLab se encuentra en la Fig. 4-10.

Todos los perfiles tienen las siguientes características en común: Volumen Ajustado 250 Lts, Temperatura nominal de trabajo 2 °C, Rango Eficiencia 'D' y Promedio diario de 30 aperturas. Nótese que los ciclos no son uniformes y se debe a la aleatoriedad de apertura de puertas en cada caso.

#### D. Código de Programación:

El diagrama de flujo de la Fig. 4-11 resume el proceso de modelado de la nevera, y como complemento su código de programación se encuentra en el Apéndice D.

La variable  $n$  también representa la cantidad de usuarios que se quieran modelar. En el código se usan una Variable Aleatoria de *Poisson* para la cantidad de aperturas en el día y una Variable Aleatoria de *Gauss* para el proceso de adjudicar las aperturas al

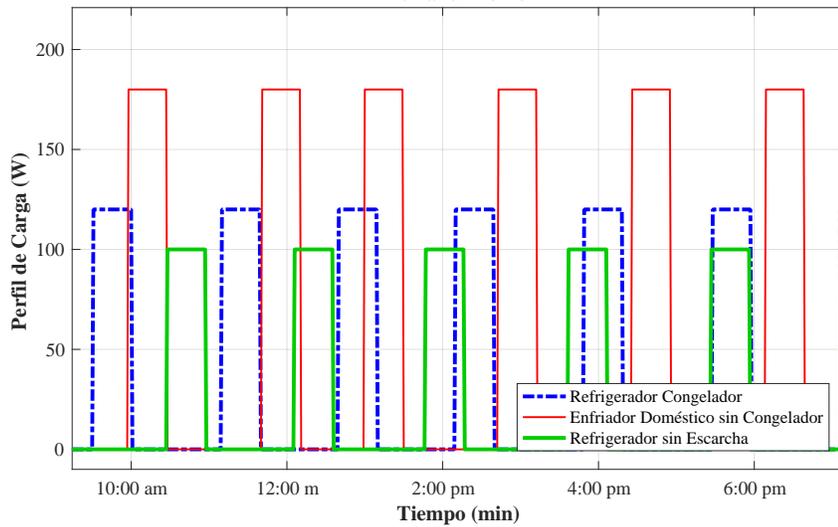


Figura 4-10.: Perfil de carga para los Tipos de Nevera modelados. Fuente: Autor.

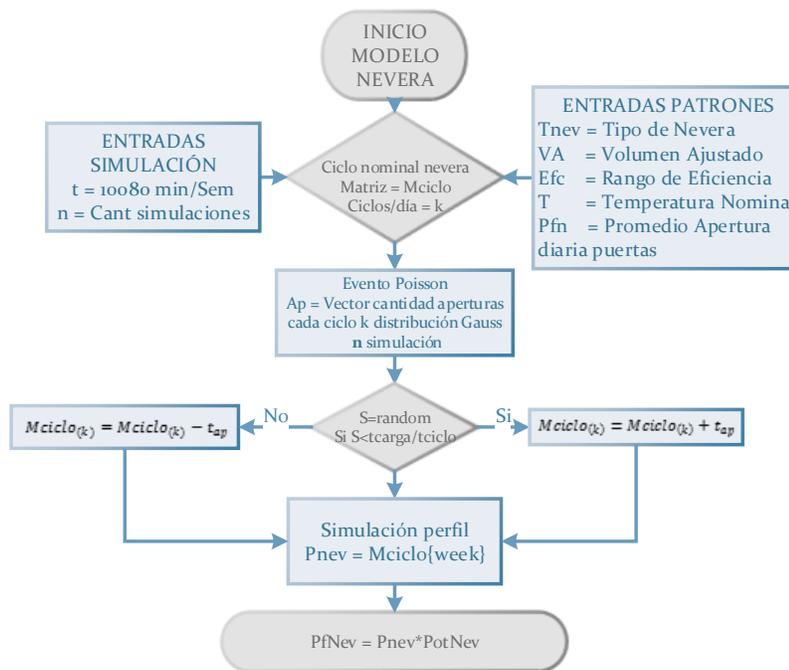


Figura 4-11.: Diagrama de flujo para el modelo de la Nevera NTC 5020. Fuente: Autor.

ciclo (carga o descarga del compresor) del día correspondiente. Luego la función entrega una matriz binaria con el comportamiento de la nevera que finalmente se multiplica por la potencia del tipo de nevera elegido, según el volumen ajustado, eficiencia y temperatura elegidos.

### E. Sinopsis de Resultados:

- Se programó una función en MatLab desde la cual es posible obtener las curvas de demanda de todas las combinaciones entre las elecciones propuestas en el modelo.
- En posteriores mejoras del modelo se puede añadir las demás variables de comportamiento descritas anteriormente en el modelo de programación.

### Iluminación:

La iluminación es el principal uso que se le da a la energía eléctrica, por tanto se consideró que este elemento está presente en todos los hogares de los usuarios residenciales. En el presente trabajo se ha realizado el modelamiento para dos tipos de luminarias según frecuencia de uso: Luminarias de Zonas de Corto Uso y Zonas Comunes.

#### A. Características del Modelamiento:

El modelamiento tuvo en cuenta tres tipos de tecnología que pueden estar presentes en las residencias que son halógenas, compactas y LED. No se han tenido en cuenta las incandescentes debido a que según la normatividad colombiana<sup>6</sup>, no son de uso permitido por baja eficiencia en consumo y riesgo de contaminación por materiales de fabricación.

#### B. Variables de control y Asignación de Patrones de Consumo:

Estas variables de control son elegidas de acuerdo a la observación de las condiciones de la población:

- Tecnología:** Se tuvieron en cuenta tres tipos de tecnología en iluminación [4.21].
  - 1) Luminarias Halógenas con una potencia promedio de 60W.
  - 2) Luminarias ahorradoras por su sigla en inglés CFL (*Compact Fluorescent Lamp*), con una potencia promedio de 25W.
  - 3) Luminarias LED con una potencia promedio de 10W.
- Variables del Modelo:** Para cada una de los modelos presentados se diferencian las siguientes características en la Tabla 4-4.
- Eficacia luminosa:**<sup>7</sup> Este valor de las luminarias mencionadas corresponde al menos de 90 lm/W.

<sup>6</sup>Decreto 2331 del 2007, aunque hasta finales de 2012 aún se comercializaban.

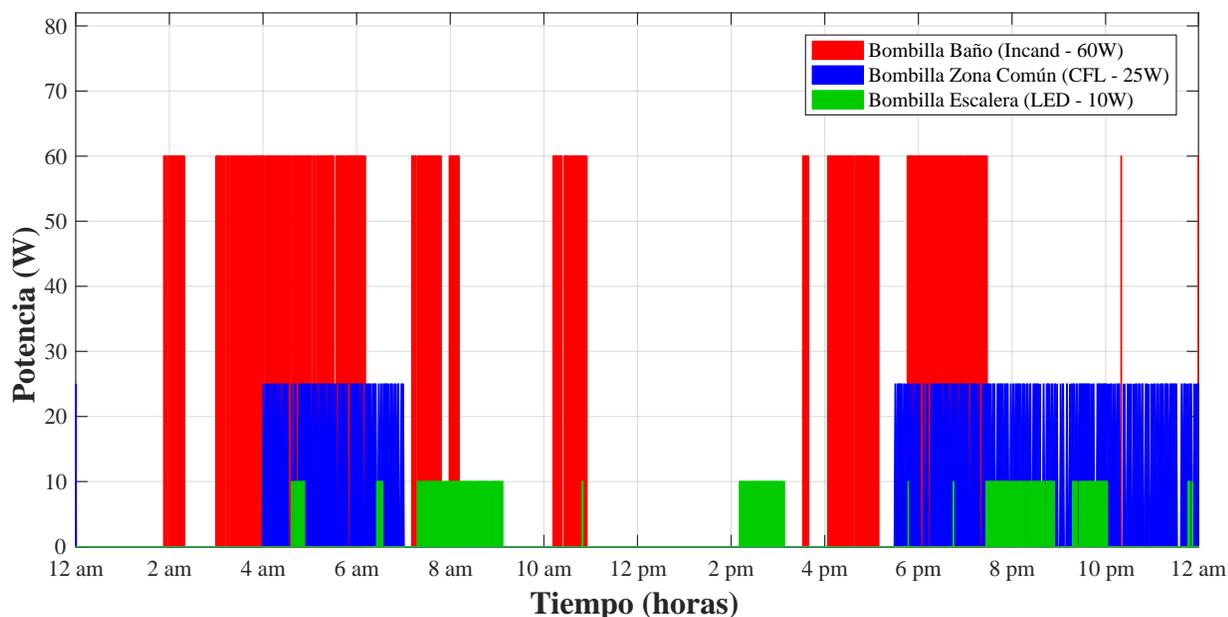
<sup>7</sup>Relación entre el flujo luminoso total emitido por una fuente luminosa (bombilla) y la potencia de la misma. Las unidades son Lúmenes/Watt

**Tabla 4-4.:** Valores de Modelado de carga de Iluminación. *Fuente:* Autor.

Propiedades	Luminarias Corto Uso	Luminarias Zonas Comunes
Herramienta Modelado	Variables Aleatorias	Cadenas de Markov
Promedio Cantidad Usos	30 Usos diarios 20 Usos diarios 10 Usos diarios	4 horas/día 5 horas/día 6 horas/día
Promedio Duración Uso	10 minutos	1 hora
Mayor probabilidad Uso durante día	3 am - 11:30 pm	5:30 pm - 12 am

### C. Perfil de Consumo de la Carga:

La Fig. 4-12 representa tres perfiles de consumo de luminarias que pertenecen al modelo de una casa y son generados a través de los códigos de programación en MatLab para un baño, una escalera (Zonas de Corto Uso), y una cocina (Zona Común) a lo largo de un día.



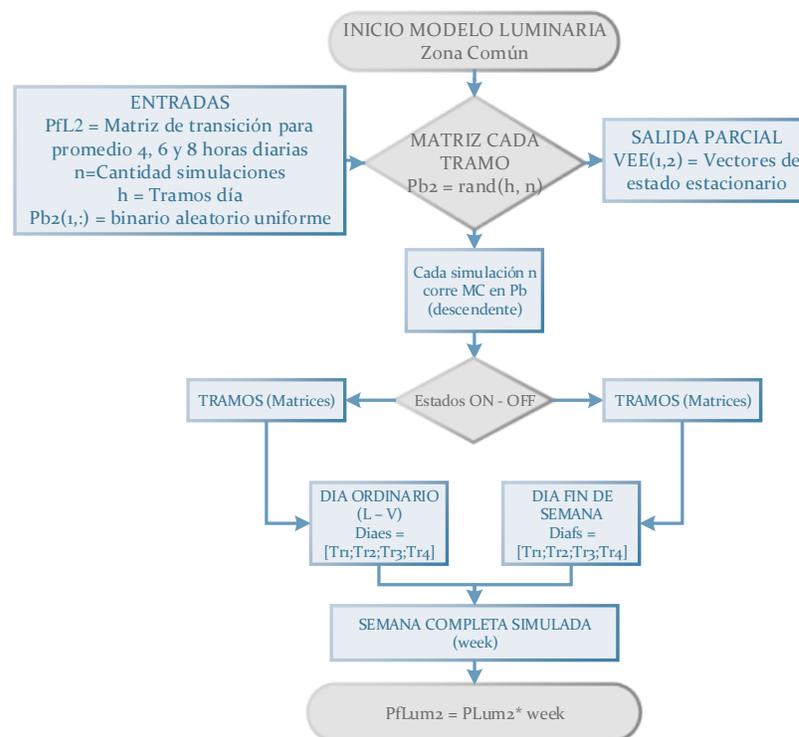
**Figura 4-12.:** Perfiles de Consumo de Carga de Iluminación. *Fuente:* Autor.

### D. Código de Programación:

Las Fig. 4-13 y 4-14 resumen el modelo programado en MatLab para cada tipo de iluminación propuesta en este trabajo.

- **Perfil de Luminarias Zonas Comunes:** La Fig. 4-13 presenta el modelo programado para una luminaria de zona común, sus entradas son valores de ajuste en promedio de uso diario del dispositivo, con lo cual se construyen varias matrices de transición de las cadenas de Markov para cada tramo del día.

Se construye un par de matrices aleatorias *Diaes* (entre semana) y *Diafs* (fin



**Figura 4-13.:** Diagrama de flujo de programación Luminarias Zonas Comunes. *Fuente:* Autor.

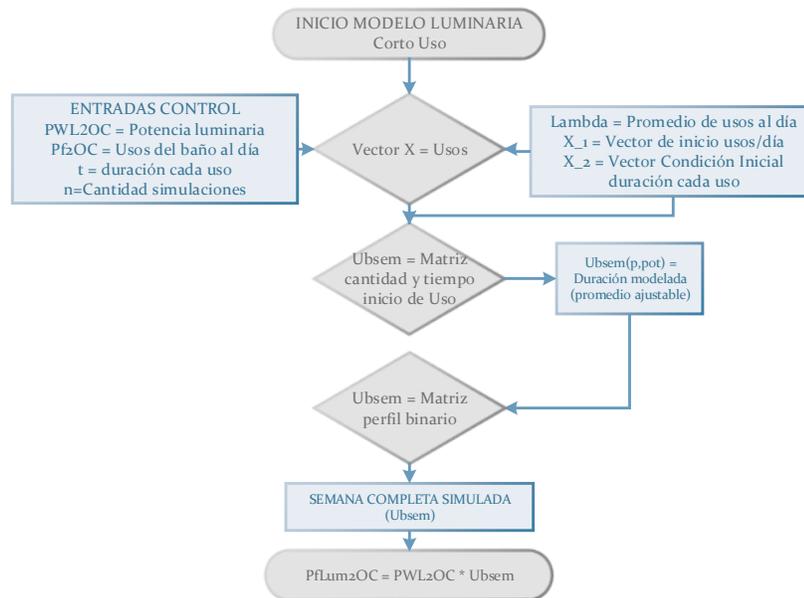
de semana) cuyo primer renglón es binario (1 o 0 con probabilidad 50%). Cada columna de las matrices constituye un usuario o día de simulación del comportamiento del dispositivo. A partir del primer renglón cada columna corre la Cadena de Markov correspondiente durante los tramos del día.

Finalmente el perfil de la luminaria se ensambla formando cada semana con las matrices *Diaes* y *Diafs* reajustando las dimensiones en una general llamada *week*, que se multiplica por la potencia de la luminaria previamente ajustada en la función.

- **Perfil de Luminarias Zonas Corto Uso:** La Fig. 4-14 presenta una función con el modelo propuesto para luminarias de corto uso. Los valores de entrada para

la función son la Potencia de la luminaria ( $PWL2OC$ ) y cantidad de usos de la luminaria al día ( $Pf2OC$ ). Estos datos permiten construir 2 vectores  $X_1$  y  $X_2$ , que contienen cantidad de eventos de uso y tiempo de inicio de cada uno durante el día.

Los eventos son copiados en la matriz  $Ubsem$  para cada columna y se le asigna



**Figura 4-14.:** Diagrama de flujo de programación de Luminaria de Zonas de Corto Uso.  
*Fuente:* Autor.

una duración de consumo que puede ser ajustada desde el código interno (por ahora promedio 10 minutos de uso del baño).

Finalmente se conforma el perfil de consumo de la luminaria  $PfLum2OC$  al multiplicar la potencia de la luminaria  $PWL2OC$  con la matriz  $Ubsem$ .

Cabe recalcar que este último modelo no tiene diferenciación entre día normal o fin de semana, porque se consideró que las diferencias de uso en los días son mínimas.

#### E. Sinopsis de Resultados:

- En la programación de las funciones para iluminación se ha obtenido un par de modelos factibles de mejora, con un comportamiento similar al real durante las horas de mayor probabilidad de uso y un promedio de uso diario ajustable desde las opciones de programación en cada función.

- Los modelos son independientes para cada iteración de simulación por tanto no existen dos simulaciones iguales.

### Servicios: Tv, Codificador, Plancha, Lavadora, Horno Microondas, Licuadora, Pc Escritorio, Monitor Escritorio

Los electrodomésticos mencionados en ésta sección fueron modelados utilizando las mismas herramientas propuestas en el esquema de la Fig. ??, con diferencias en potencia y probabilidades de frecuencia y duración de uso (vectores de consumo). A continuación se describen los modelos desarrollados:

#### A. Características del Modelamiento, Variables de control y Asignación de Patrones de Consumo:

La Tabla 4-5 describe las características de modelado de los ocho electrodomésticos. Poseen en la mayoría de los casos las mismas variables de entrada, y su proceso de generación del perfil de consumo se realiza a partir de Variables Aleatorias.

Las potencias descritas en la Tabla 4-5 son las promedio de dispositivos encontrados en el mercado, mientras que el *Stand by* corresponde aproximadamente al 10% de la potencia nominal.

**Tabla 4-5.:** Valores de Modelado de carga para Tv, Codificador, Pc Escritorio, Monitor, Plancha, Lavadora, Licuadora y Horno microondas. *Fuente:* Autor

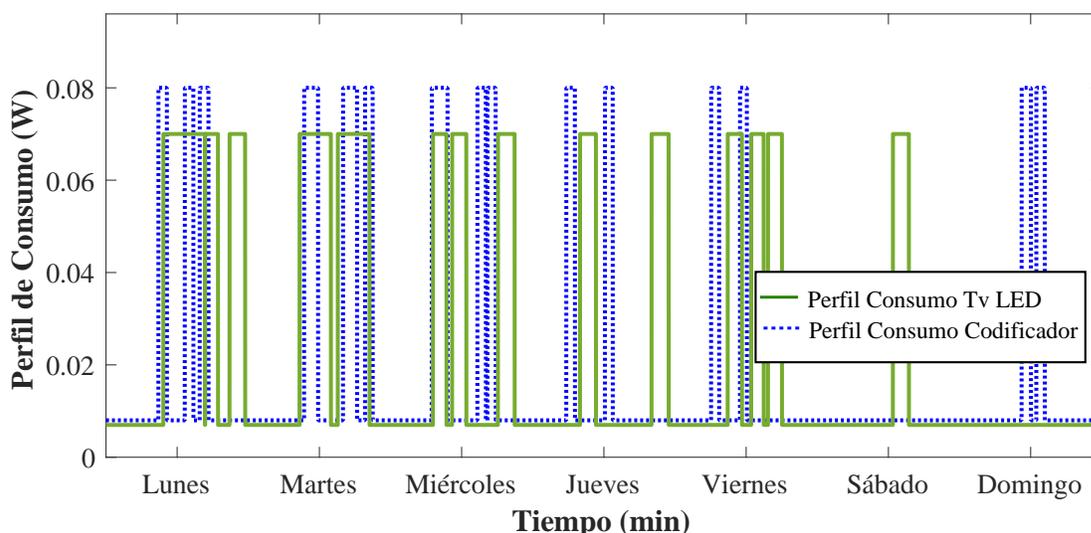
Propiedades	Tv	Codificador	PC Escritorio	Monitor Escritorio	Plancha	Lavadora	Licuadora	Horno Microondas
Potencia - Stand by	70W - 7W LED 140W - 14W Conv	140W - 14W	100W - 10W	70W - 7W	1100W	400W	400W	1250W- 15W
Promedio			1 Usos/día	1 Usos/día	1 Usos/semana	1 Usos/semana	1 Usos/día	1 Usos/día
Cantidad de Usos	—	—	2 Usos/día	2 Usos/día	2 Usos/semana	2 Usos/semana	2 Usos/día	2 Usos/día
			3 Usos/día	3 Usos/día	3 Usos/semana	3 Usos/semana	3 Usos/día	3 Usos/día
Promedio	4 horas/día	4 horas/día	2 horas/uso	2 horas/uso	25 minutos/uso	25 minutos/ciclo	1 minuto/uso	1 minuto/uso
Duración de Uso	6 horas/día	6 horas/día	3 horas/uso	3 horas/uso	40 minutos/uso	40 minutos/ciclo	2 minutos/uso	2 minutos/uso
	8 horas/día	8 horas/día	4 horas/uso	4 horas/uso	60 minutos/uso	60 minutos/ciclo	3 minutos/uso	3 minutos/uso
Probabilidad de uso en el día	11am - 2pm 5 - 9 pm	11am - 2pm 5 - 9 pm	8am - 10pm	8am - 10pm	8am - 10pm	8am - 10pm	8am-5pm	8am-7pm

El TV posee dos tecnologías y por tanto dos diferentes potencias de consumo, aparte de ello no se modeló el perfil por cantidad de usos sino por promedio duración diario. Los dispositivos en forma general tienen casi las mismas opciones de programación, sin embargo difieren muy poco en los horarios de uso probable y las variables aleatorias de entrada.

### B. Perfil de Consumo de la Carga:

Cada uno de los dispositivos arroja un perfil de consumo semanal diferente en cada simulación de acuerdo con las restricciones de horario y consumo dentro del código de programación de cada elemento.

La Fig. 4-15 entrega un perfil de consumo para un Tv Led y un codificador estándar de televisión, en la mayoría de la semana coinciden en el horario de uso debido a que tienen los mismos valores de entrada, sin embargo difieren en el fin de semana ya que pertenecen a códigos de programación diferentes.



**Figura 4-15.:** Ejemplo Perfil de Consumo para Tv y Codificador de televisión durante una semana. *Fuente:* Autor.

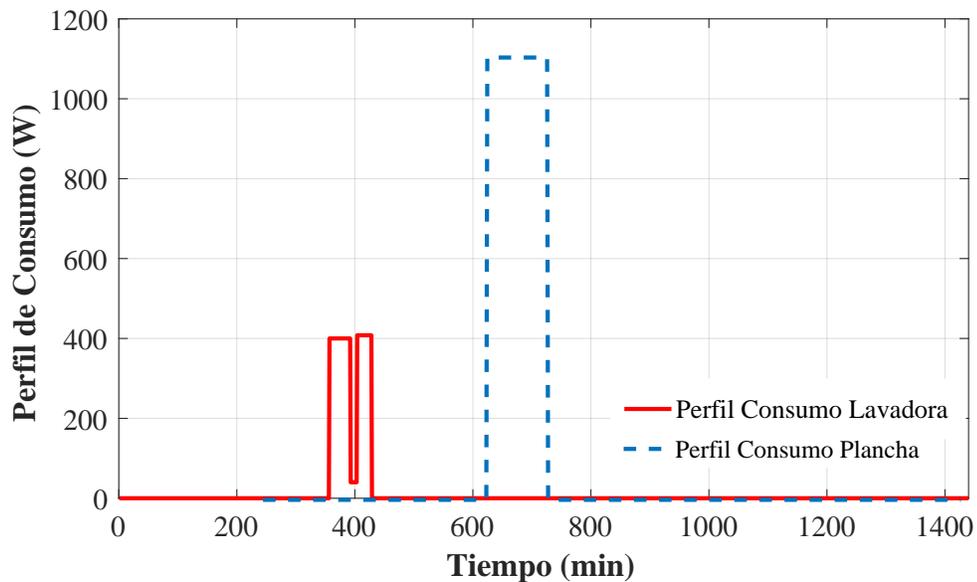
La Fig. 4-16 por su parte presenta un perfil de consumo para una Plancha convencional de 1100 W de potencia y una Lavadora de 400 W durante un día cualquiera.

La Fig. 4-17 entrega un perfil aleatorio de consumo para un Pc de Escritorio 120W con su respectivo Monitor LCD 70W. Durante la mayor parte de la semana coinciden los perfiles entre sí debido a que los valores de entrada son los mismos. En el ejemplo puede observarse una situación en que el monitor se suspende de manera autónoma al igual que el ordenador.

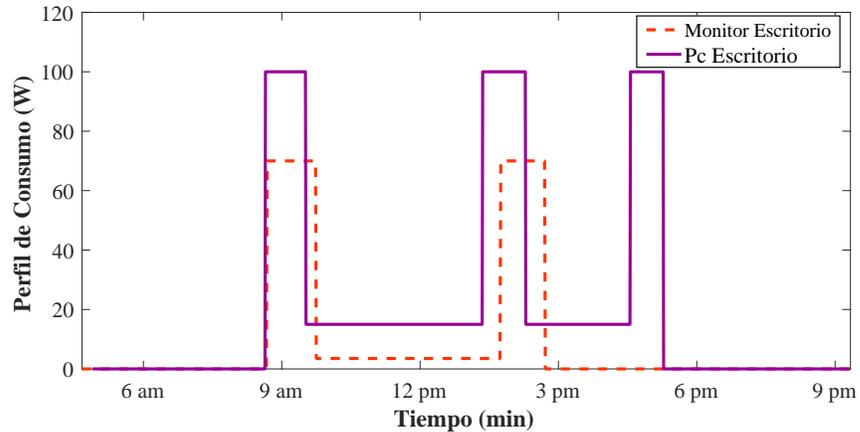
Finalmente la Fig. 4-18 muestra el perfil de carga para una Licuadora convencional 400W y un Horno Microondas 1250W.

### C. Código de Programación:

La Fig. 4-19 presenta el diagrama de flujo con la función desarrollada en MatLab que resume el código de programación general para los ocho electrodomésticos descritos en la Tabla 4-5. Los valores de entrada son:



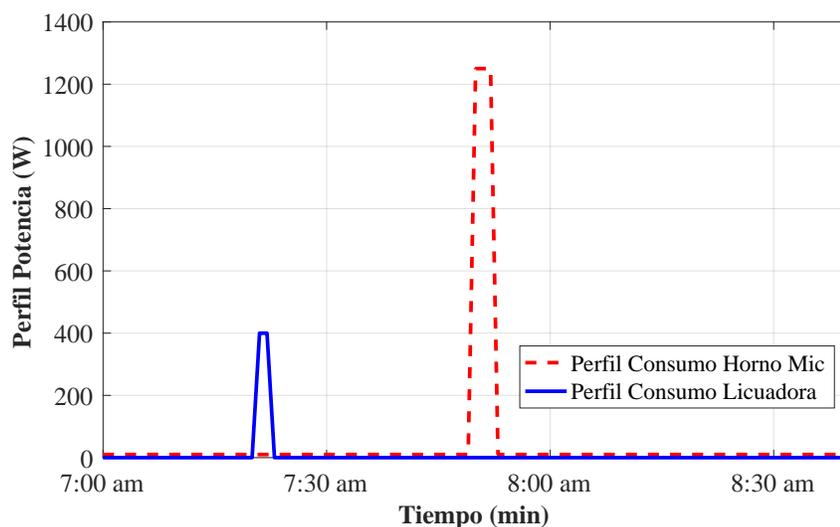
**Figura 4-16.:** Ejemplo Perfil de Consumo para Plancha y Lavadora durante un día de la semana. *Fuente:* Autor.



**Figura 4-17.:** Ejemplo Perfil de Consumo para Pc de Escritorio con su respectivo Monitor durante un día de la semana. *Fuente:* Autor.

- $PWElem$ : Potencia del dispositivo.
- $Uso$ : Cantidad promedio de usos a la semana o al día según elemento.
- $Dur$ : Promedio de duración de cada uso que se le da al elemento modelado. Es llamado *Carga* cuando pertenece a un elemento con ciclos o sesiones definidas y programables, como son lavadora o plancha.

Las variables aleatorias permiten generar un vector  $X$  a través de variables de Poisson y Exponencial, el cual contiene cantidad de usos, minuto exacto de inicio de uso y su



**Figura 4-18.:** Ejemplo de perfil de consumo para Licuadora y Horno microondas para un día aleatorio. *Fuente:* Autor.

duración (ésta última puede ser reemplazado por un vector con consumo del elemento cuando opera por ciclos o sesiones) según las restricciones adoptadas de horario o Stand by.

Con el vector  $X$  se construye el perfil de carga de cada elemento y finalmente se multiplica por la Potencia nominal, arrojando su Perfil de Carga Semanal ( $PfElem$ ).

#### D. Sinopsis de Resultados:

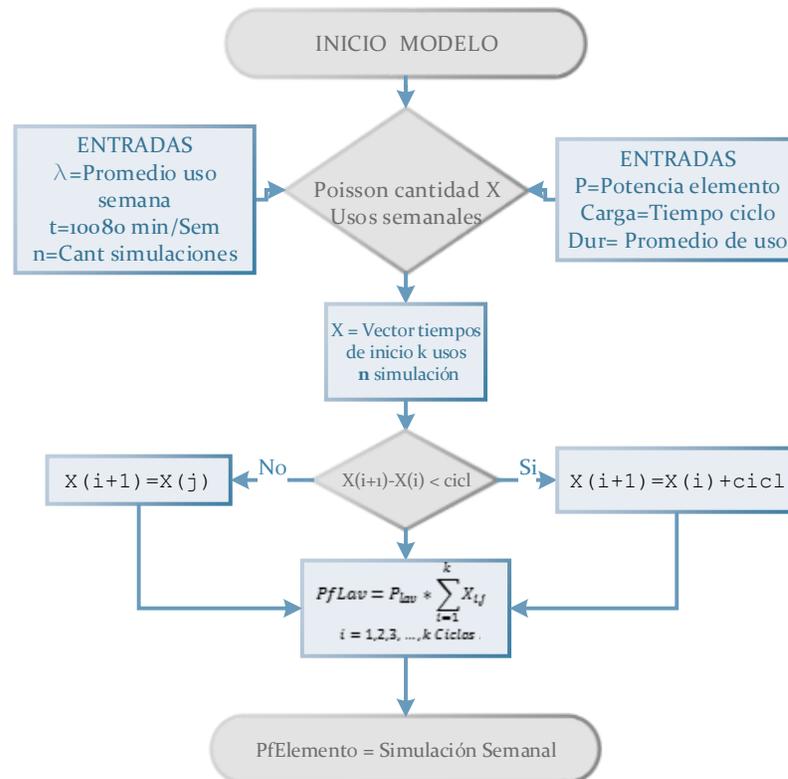
Los electrodomésticos modelados presentan unos perfiles de consumo con frecuencia y duración dentro de los rangos propuestos, que corresponden al comportamiento aleatorio de un usuario cualquiera.

Es necesario concretar el modelo de los electrodomésticos que son duales (PC Escritorio - Monitor y Tv - Codificador) con el fin de sincronizar su consumo<sup>8</sup>.

### 4.4.2. Agregado de Demanda: Método Matricial Desarrollado

Luego de la revisión de los modelos adoptados en el presente trabajo, se realizó el agregado de la demanda de acuerdo al artículo presentado en el evento RIGMEI de la Universidad Industrial de Santander [4.22]. El proceso inicia con la adopción de datos por parte de los usuarios residenciales de la ciudad de Bogotá, y de acuerdo con la información de consumo se recrea la función de distribución de consumo para los usuarios residenciales de Bogotá.

<sup>8</sup>Los electrodomésticos faltantes se agrega únicamente el código de programación en el Anexo D



**Figura 4-19.:** Diagrama de flujo Modelo de programación para Tv, Codificador, Pc Escritorio, Monitor, Plancha, Lavadora, Licuadora y Horno microondas. *Fuente:* Autor

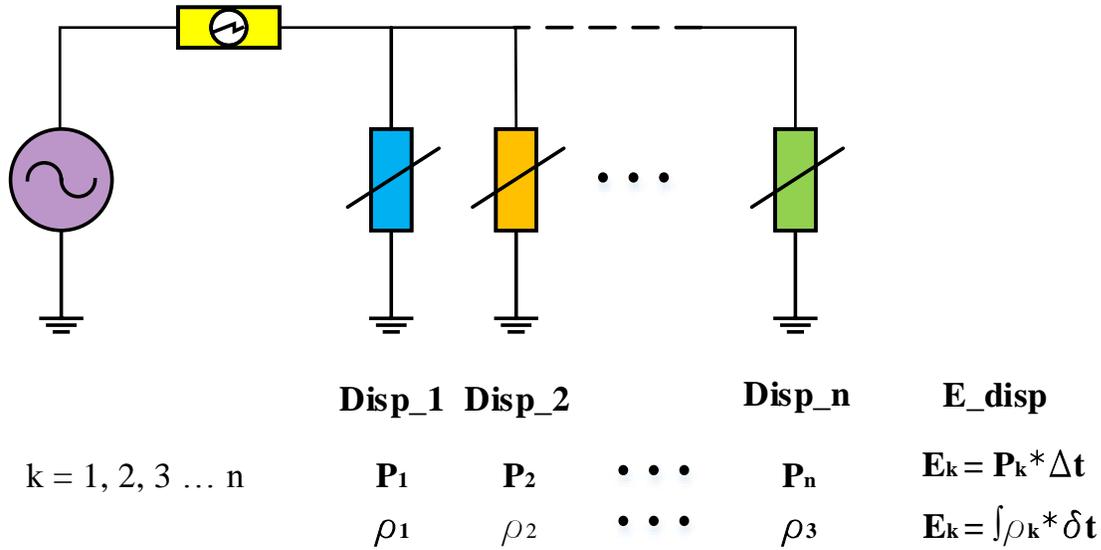
### Composición de Carga:

Luego de la búsqueda y análisis de la información estadística de la población se procede a abordar el reto de composición de carga. La Fig. 4-20 presenta el esquema básico de demanda de un usuario en general, una acometida (medidor, protecciones...) y las cargas, que son finitas.

Cada carga posee una potencia nominal  $P_k$  y una potencia específica  $\rho_k^9$ , tal que  $\int \rho_k \delta t = E_k$  donde  $E_k$  es la energía asociada al dispositivo  $k$ . Otra aproximación de la energía de cada dispositivo es  $E_k = P_k * \Delta t$ .

El consumo asociado a cada decil de distribución de la población ya está determinado (Tabla 4-3) y por tanto el siguiente paso es acomodar el consumo de todos los dispositivos presentes en la carga del usuario y que cumplan con la Ec.(4-3), es decir se ajuste a la distribución de

<sup>9</sup>En la mayoría de los modelos de dispositivos propuestos no se utiliza la potencia específica sino la nominal



**Figura 4-20.:** Esquema general de demanda de un usuario de energía eléctrica. *Fuente:* Autor.

energía consumida por la población modelada.

$$E_{i,j,k,l} \geq \sum_{i=1}^{10} \left( \sum_{j=1}^o \left( \sum_{k=1}^n \left( \sum_{l=1}^m P_{i,j,k,l} * \Delta t \right) \right) \right) \quad (4-3)$$

Donde:

$E_{i,j,k,l}$  = Energía total consumida por la población a modelar.

$l \in \{1, 2, \dots, m\}$  = Cantidad de elementos de un mismo dispositivo.

$k \in \{1, 2, \dots, n\}$  = Diferentes tipos de dispositivos.

$j \in \{1, 2, \dots, o\}$  = Cantidad de usuarios pertenecientes al decil  $i$ .

$i \in \{1, 2, \dots, 10\}$  = Deciles de la función de distribución de consumo de la población de usuarios modelados.

Las posibilidades de combinaciones que se ajustan al consumo de energía de la población modelada es enorme, como se puede apreciar en el análisis de la Ec.4-4.

$$\text{Combinaciones} = \sum_{h=2}^{15} [(17Ch) * h^3] * 10 \simeq 946,3 * 10^6 \quad (4-4)$$

Donde:

$\sum_{h=2}^{15} 17Ch$  Es la suma de posibles combinaciones de los dispositivos modelados presentes en la carga del usuario. Se forman grupos de (h) dispositivos desde 2 hasta 15 debido a que la iluminación se toma como uso inherente del consumo de energía.

$h^3$  = Representa las combinaciones mínimas de las condiciones iniciales en consumo que poseen los modelos de electrodomésticos.

10 Es la cantidad de deciles de la distribución de población.

El resultado de la Ec.4-4, aún no tienen en cuenta el tipo de tecnología del dispositivo modelado y tampoco la cantidad de elementos presentes por tipo de dispositivo, con lo cual continúa el aumento de cantidad de combinaciones posibles en el espacio de búsqueda.

Para poder reducir dicho espacio de búsqueda se han aprovechado diferentes restricciones y herramientas de optimización que agilizan el hallazgo del conjunto de combinaciones solución, como es el caso del problema de la maleta (*Knapsack Problem*) desarrollada en la Sección 5.2.2.

La metodología desarrollada en la Sección 5.2.2 es una entre muchas que consigue abordar el reto de realizar la composición de demanda en los gigantescos tamaños de búsqueda; sin embargo a continuación se presenta una propuesta para trabajos futuros que puede resultar de utilidad cuando se requiera agilidad en el proceso de obtención de resultados.

### **Agregado de Demanda: Método Monte Carlo Propuesto**

La Fig. 4-21 representa el modelo de agregado de la demanda desarrollado con la herramienta de optimización del problema de la maleta (*Knapsack Problem*), junto con el modelo propuesto aprovechando la herramienta MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*), que puede acelerar el proceso de emulación de la demanda.

El principal reto que presenta el modelo matricial desarrollado es la cantidad de combinaciones posibles que pueden lograr el consumo promedio propuesto por cada decil en la función de distribución del consumo de usuarios del estrato modelado.

Las combinaciones comienzan desde la existencia o no del electrodoméstico dentro del perfil de demanda del usuario, en seguida la cantidad de esos electrodomésticos en caso de existir en el perfil. Más adelante encontramos las diferentes tecnologías asociadas al dispositivo y finalmente los patrones de uso del mismo; todas las anteriores elevan exponencialmente la cantidad posible de combinaciones para un consumo en específico y por tanto el desgaste computacional es también grande. En la Fig. 4-21 se propone un modelo basado en el método Montecarlo que realiza el mismo trabajo pero con mayor agilidad desde la herramienta computacional.

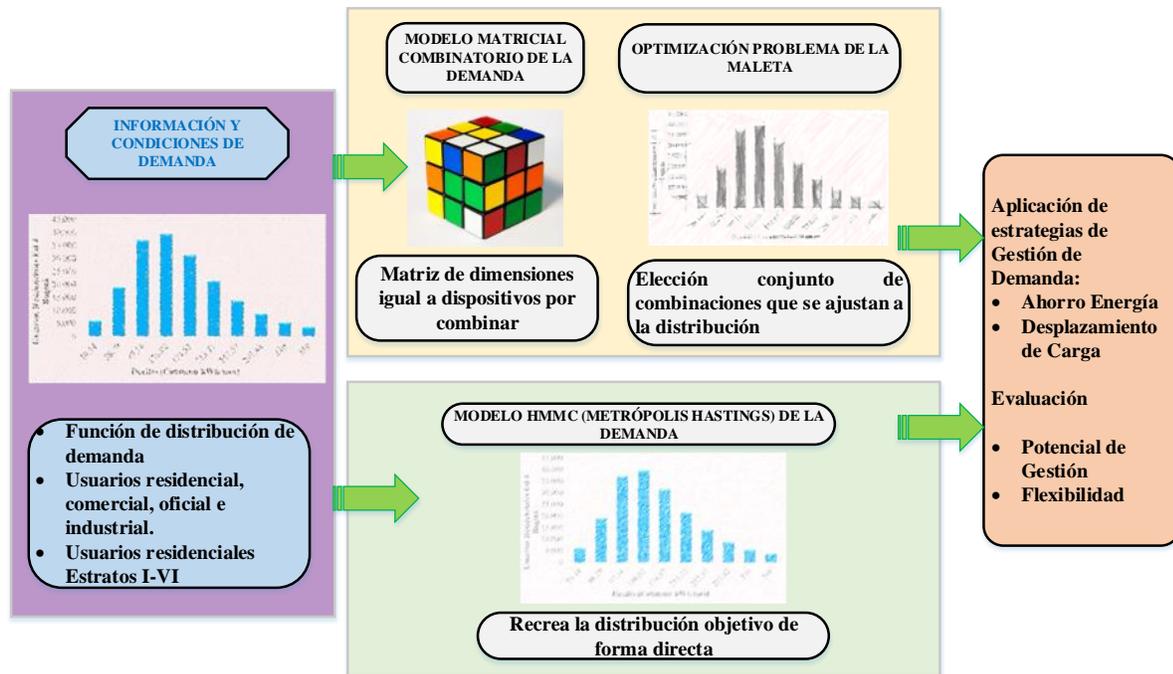


Figura 4-21.: Variación modelos de agregado de la demanda. Fuente: Autor.

## 4.5. Resumen

En el presente capítulo se ha abordado el modelamiento individual de las cargas de mayor probabilidad de encontrar en el perfil de demanda de un usuario residencial típico de la ciudad de Bogotá.

El modelamiento de cada una de las cargas se ha realizado con base en la información de condiciones y restricciones propias de la población objeto de estudio, y supuestos propios para la inclusión de estrategias de gestión de demanda que permitan realizar diferentes acciones sobre los perfiles de demanda de los usuarios.

La programación se ha realizado para los 16 electrodomésticos de mayor frecuencia de presencia en el hogar y con los cuales puede en forma agregada entregar diversos perfiles de la demanda de un usuario aleatorio que pertenezca a los deciles de la población modelada.

A través de las herramientas del método desarrollado de matriz combinatoria, puede modelarse los perfiles de mayor probabilidad de comportamiento en cualquier estrato residencial de la ciudad de Bogotá.

Los modelos desarrollados presentan por sus características de programación son factibles de mejora en sus vectores de consumo, con nuevas herramientas, condiciones y restricciones de comportamiento.

# Bibliografía

- [4.1] Grupo-PAAS-UN. Proyecto SILICE III. Technical report, Universidad Nacional, Bogotá, Colombia, 2014.
- [4.2] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. ENCUESTA NACIONAL DE CALIDAD DE VIDA - ECV 2016. Technical report, DANE, Bogotá, 2016.
- [4.3] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. INDICADORES BÁSICOS DE TENENCIA Y USO DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y COMUNICACIÓN - TIC EN HOGARES Y PERSONAS DE 5 Y MÁS AÑOS DE EDAD - 2016. Technical report, DANE, Bogotá, 2017.
- [4.4] CODENSA. Simulador de Consumo - Codensa, 2017.
- [4.5] ENERGY.GOV. Estimating Appliance and Home Electronic Energy Use — Department of Energy.
- [4.6] ENERTECH. CONSOMMATION DES PRINCIPAUX APPAREILS ELECTRODOMESTIQUES. Technical report, ENERTECH, Paris, 2008.
- [4.7] Herie Park, Marie Ruellan, Nadia Martaj, Rachid Bennacer, and Eric Monmasson. Generic thermal model of electrical appliances in thermal building: Application to the case of a refrigerator. *Energy and Buildings*, 62:335–342, 2013.
- [4.8] Brian Drysdale, Jianzhong Wu, and Nick Jenkins. Flexible Demand in the GB Domestic Electricity Sector in 2030. *International Conference on Applied Energy, Pretoria, South Africa*, 139:281–290, 2013.
- [4.9] Andrew J. Roscoe and G.W. Ault. Supporting high penetrations of renewable generation via implementation of real-time electricity pricing and demand response. (August 2009):369–382, 2010.
- [4.10] Ana Soares, Álvaro Gomes, and Carlos Henggeler Antunes. Categorization of residential electricity consumption as a basis for the assessment of the impacts of demand response actions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30:490–503, 2014.

- 
- [4.11] Joakim Widén and Ewa Wäckelgård. A high-resolution stochastic model of domestic activity patterns and electricity demand. *Applied Energy*, 87(6):1880–1892, 2010.
- [4.12] J Zico Kolter, Siddharth Batra, and Andrew Y. Ng. Energy disaggregation via discriminative sparse coding. *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 1153–1161, 2010.
- [4.13] Misbah Aiad and Peng Hin Lee. Unsupervised approach for load disaggregation with devices interactions. *Energy and Buildings*, 116:96–103, 2016.
- [4.14] Zico Kolter, Tommi Jaakkola, and J Z Kolter. Approximate Inference in Additive Factorial HMMs with Application to Energy Disaggregation. *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, XX:1472–1482, 2012.
- [4.15] Simon Arberet and Andreas Hutter. Non-intrusive load curve disaggregation using sparse decomposition with a translation-invariant boxcar dictionary. In *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe*, volume 2015-Janua, 2015.
- [4.16] Salvador Acha, C Markides, N Shah, G Bustos-Turu, and KH van Dam. Simulating residential electricity and heat demand in urban areas using an agent-based modelling approach. In *EnergyCon 2016 - IEEE*, number April, At Leuven, Belgium, 2016. IEEE International Energy Conference (EnergyCon16).
- [4.17] Pedro Faria and Zita Vale. Demand response in electrical energy supply: An optimal real time pricing approach. *Energy*, 36(8):5374–5384, 2011.
- [4.18] INSTITUTO COLOMBIANO DE NORMAS TÉCNICAS Y CERTIFICACIÓN. Eficiencia energética en artefactos refrigeradores, refrigeradores-congeladores y congeladores para uso doméstico NTC 5020, 2014.
- [4.19] Ministerio de Minas y Energía de Colombia. Resolución 41012 de 2015, 2015.
- [4.20] CONSORCIO CORPOEMA - CUSA. CARACTERIZACIÓN ENERGÉTICA DEL SECTOR RESIDENCIAL URBANO Y RURAL EN COLOMBIA. Technical report, Unidad de Planeación de Minas y Energía, Bogotá D.C., 2012.
- [4.21] Ministerio de Minas y Energía. MME. REGLAMENTO TÉCNICO DE INSTALACIONES ELÉCTRICAS, 2016.
- [4.22] Orlando Alexander González, Andrés Pavas, Samir Sánchez, Andrés Pavas, and Samir Sánchez. Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales Mediante Acciones de Gestión de Demanda. *UIS Ingenierías*, 10(2):1–8, 2017.

# 5. Aplicación de Estrategias de Gestión de Demanda

Las acciones de gestión adoptadas para evaluar los cambios en las curvas de demanda usadas en esta tesis son *Ahorro y Desplazamiento de Carga*, vistas en el Capítulo 2. Al menos 1 acción sobre cada elemento fue modelado en el código de programación desarrollado en el Capítulo 4. En el presente capítulo se resume en primer lugar las estrategias usadas para cada dispositivo modelado y en segundo lugar se presentan la mayoría de los resultados de la aplicación de gestión de demanda que son producto de la presente tesis.

## 5.1. Caracterización de las Estrategias

Las estrategias implementadas a través de las opciones de modelamiento de los electrodomésticos: *Sustitución Tecnológica* y *Cambio de Hábitos de Consumo*, son resumidas para cada electrodoméstico modelado en la Tabla 5-1.

En total fueron implementadas 37 estrategias o posibilidades de modificación de las curvas de carga de los 17 tipos de electrodomésticos modelados. Los objetivos sobre la curva de demanda no son fácilmente deducibles, debido a que dependen del tipo de dispositivo individualmente y en combinación, simultaneidad e interacción en conjunto con los demás elementos que conformen la curva de demanda.

Como puede observarse en la Tabla 5-1, cada estrategia fué clasificada dentro de las siguientes categorías en la columna *Estrategia*:

- *CHC*: Cambio de Hábito de Consumo que puede tener como objetivo cambios en Potencia o Energía de la curva de carga del dispositivo.
- *ST*: Sustitución Tecnológica que puede tener como objetivo cambios en Potencia o Energía de la curva de carga del dispositivo.

La columna *Opciones* describe las opciones sobre las cuales el individuo puede estar relacionado de acuerdo a la tenencia del electrodoméstico y sus propios hábitos de consumo; sin embargo las opciones de cambio en las estrategias pueden interpretarse como la diferencia entre opciones, es decir, la existencia de un potencial de gestión determinable sobre la curva de demanda al realizar un cambio entre las opciones.

**Tabla 5-1.:** Estrategias de Gestión de Demanda aplicadas en cada modelo de electrodoméstico.*Fuente:* Autor.

Electrodoméstico	Estrategia	Descripción	Opciones
Nevera	ST EP <sup>a</sup>	Cambio de Tipo de Nevera	3 Tipos según NTC 5020
		Cambio de Eficiencia	A, B, C, D, E, F, G
		Cambio de Volumen Ajustado	100-300 Lts
	CHC E <sup>b</sup>	Ajuste de la Temperatura	2, 4 y 6°C
	CHC E	Cantidad de Aperturas	20, 30 y 40 Apert/día
Iluminación de Baños	ST EP	Cambio de Tipo de Luminaria	Incand-Halog, CFL, LED
		Promedio Cantidad de Usos	15, 20 y 25 Usos/día (Prom 10 min)
Iluminación en Zonas Comunes	ST EP	Cambio de Tipo de Luminaria	Incand-Halog, CFL, LED
		Promedio de Duración/día	4, 6 y 8 horas/día
Ducha Sencilla	CHC E	Promedio de Duración/Uso	5, 10 y 15 min/Uso
		ST EP	Cambio Tipo de Televisor
Televisor o Codificador	CHC EP <sup>c</sup>	Promedio de Duración/día	4, 6 y 8 horas/día
		CHC E	Stand by
Plancha o Lavadora	CHC E	Promedio Cantidad de Usos	1, 2 y 3 Usos/semana
		Promedio Duración/Uso	25, 40 y 60 min/Uso
PC Escritorio, Monitor o Consola VJ	CHC E	Promedio Cantidad de Usos	1, 2 y 3 Usos/día
		Promedio Duración/Uso	2, 4 y 6 horas/día
Portátil	CHC EP	Modo suspendido - Stand by	Encendido, Suspendido y Apagado/entre usos
		Promedio Cantidad de Usos	0.5 y 1 Carga/día
Cargador de celular o tablet	CHC E	Promedio Duración/Uso	2, 4 y 6 horas/día
		CHC EP	Promedio Cantidad de Usos
Horno Microondas	CHC E	Stand by	0.5, 8 y 16 horas/día
		Promedio Cantidad de Usos	1, 2 y 3 Usos/día
Licuadora	CHC E	Promedio Duración/Uso	1, 2 y 3 min/Uso
		CHC EP	Stand by
Router WiFi	CHC E	Promedio Cantidad de Usos	1, 2 y 3 Usos/día
		CHC EP	Promedio Duración/Uso
Equipo de Sonido	CHC E	Stand by	0 y 10 horas/día (Apaga de noche)
		Promedio Cantidad de Usos	3, 5 y 7 Usos/semana
	CHC E	Promedio Duración/Uso	1, 2.5 y 4 horas/Uso
	CHC EP	Stand by	0 y 24 horas/día

<sup>a</sup>ST EP: Significa Sustitución Tecnológica con objetivo cambio en Energía y Potencia.<sup>b</sup>CHC E: Significa Cambio de Hábito de Consumo con objetivo cambio en Energía.<sup>c</sup>CHC EP: Significa Cambio de Hábito de Consumo con objetivo cambio en Energía y Potencia.

## 5.2. Ejemplos de Composición y Gestión

Aplicar gestión de demanda con la cantidad de electrodomésticos y estrategias que se tuvieron en cuenta se convierte en una tarea compleja por la cantidad de combinaciones posibles resultantes que pueden conformar una curva de demanda. Sin embargo, el trabajo de investigación ha abarcado hasta la fecha en 3 productos los objetivos propuestos con la colaboración invaluable de otros miembros del grupo de investigación PAAS.

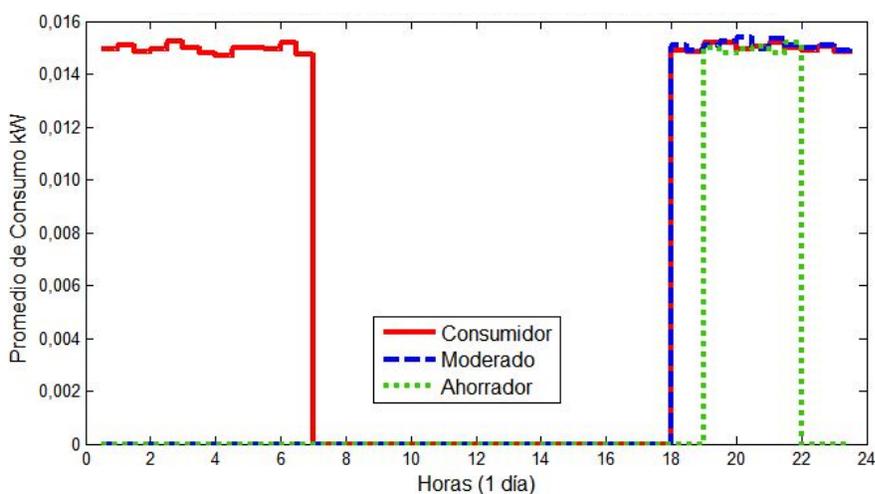
### 5.2.1. Evaluación del Potencial de Gestión basado en Perfiles de Consumo

El primer trabajo se presentó en el marco del V Congreso Internacional de Uso Racional y Eficiente de la Energía - CIUREE llevado a cabo en Cartagena - Colombia durante el año 2016 [5.1]. El objetivo del trabajo realizado fue el de estimar el potencial ahorro del modelo de tres tipos de electrodomésticos cuando se aplican sutiles cambios en hábitos de consumo.

#### Modelamiento y Simulación

Los electrodomésticos modelados fueron:

- 1) **Extensión Navideña LED (30W):** El modelo emula el comportamiento de la extensión durante la temporada navideña, y se evaluaron tres perfiles diferentes según su horario de uso, Los perfiles se muestran en la Fig. 5-1, según el usuario, durante la noche se enciende 13 horas (Consumidor), 6 horas (Moderado) y 3 horas (Ahorrador).



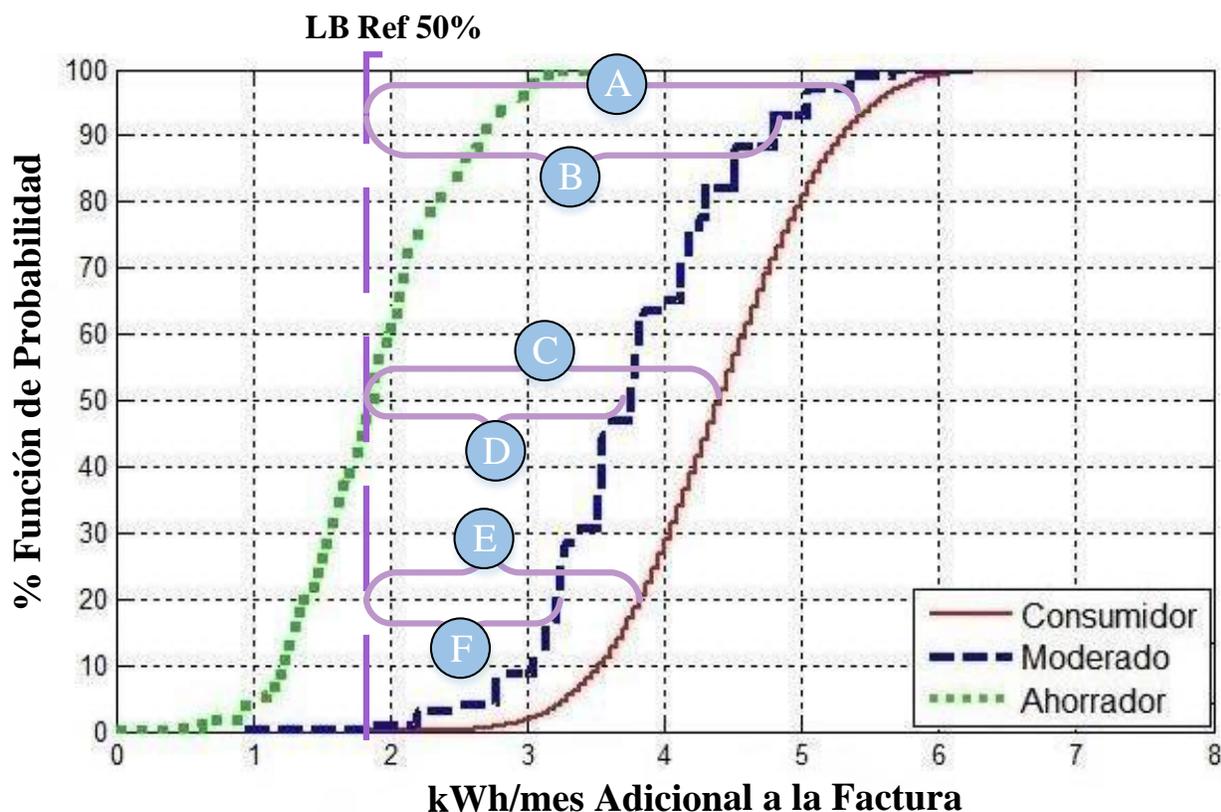
**Figura 5-1.:** Perfiles de Demanda Extensión de luces de navidad (30W) durante un día.

*Fuente:* Autor

**Resultados Evaluación del Potencial:** La Fig. 5-2 muestra la función de probabilidad para el uso de la extensión navideña en sus tres tipos de consumo durante un

mes. Los resultados a analizar se encuentran en la Tabla 5-2, con tres estadísticos importantes, 50 % (promedio), percentil 95 % (aproximadamente representa el 100 % de la población) y el percentil 10 % (mínimo).

La línea de Referencia Base elegida para el análisis en este trabajo se encuentra en el percentil 50 % de la curva de probabilidad para el usuario *Ahorrador* es decir en 1.9 kWh/mes adicional a la factura.



**Figura 5-2.:** Función de Probabilidad para las simulaciones de los hábitos de consumo energético para una extensión navideña de 0,030 kW

El perfil *Consumidor* arroja un consumo promedio de 4,5 kWh adicional a la factura mensual por cada extensión navideña instalada en la residencia durante la temporada. El consumo adicional alcanza con un 95 % de probabilidad valores por debajo de 5,5 kWh, además de no ser inferior, con un 90 % de probabilidad a 3,5 kWh.

El consumo adicional equivale entre 3,5 y 4,2 % del consumo promedio de un usuario en su factura mensual, el cual se ha definido en 130 kWh/mes (Columna 5 -Tabla 5-2). De forma similar para las curvas de los perfiles *Moderado* y *Ahorrador*.

Las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* alcanzan un máximo potencial

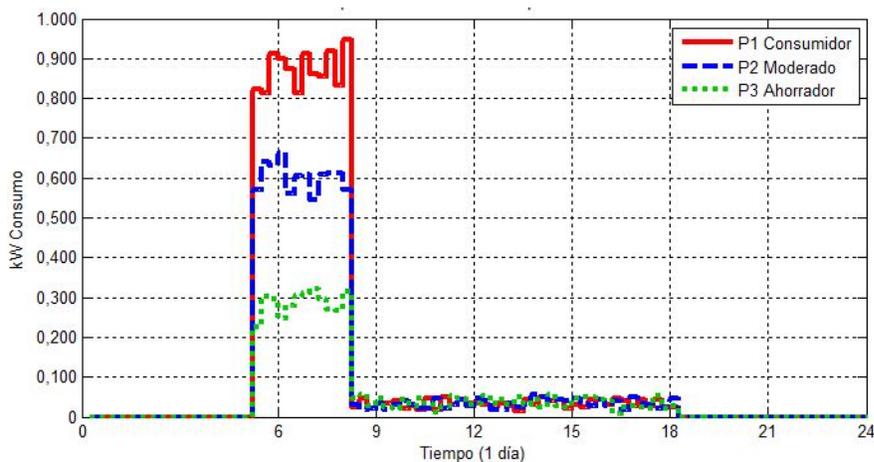
ahorro del 65.5 % y 62 % respectivamente en el consumo de energía respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %) con un 95 % de probabilidad.

De la misma forma las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* alcanzan un mínimo potencial ahorro del 45.7 % y 32.1 % respectivamente en el consumo de energía respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %) con un 10 % de probabilidad.

**Tabla 5-2.:** Datos estadísticos para las simulaciones de los perfiles de consumo de la Extensión de Navidad durante un mes de uso - Diciembre. *Fuente:* Autor.

Perfil de Consumo	50 %	95 %	10 %	$\Delta$ kWh %	Potenc Ahorro Per 95 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 50 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 10 % - LBRef
Consumidor	4.5	5.5	3.5	3.5 - 4.2	A - 65.5 %	C - 57.7 %	E - 45.7 %
Moderado	3.5	5	2.8	2.15 - 3.8	B - 62 %	D - 45.7 %	F - 32.1 %
Ahorrador	1.9	2.9	1.3	1 - 2.23	—	—	—

- 2) **Ducha Eléctrica sin tanque de almacenamiento:** El modelo del electrodoméstico fue simulado bajo tres perfiles de comportamiento del usuario: Consumidor (45 min promedio diario), Moderado (30 min promedio diario) y Ahorrador (15 min promedio diario). La Fig. 5-3 muestra el perfil de demanda promedio en el consumo de la ducha eléctrica, durante el mismo lapso de tiempo 6 - 8 am donde está caracterizado la mayor probabilidad de uso.

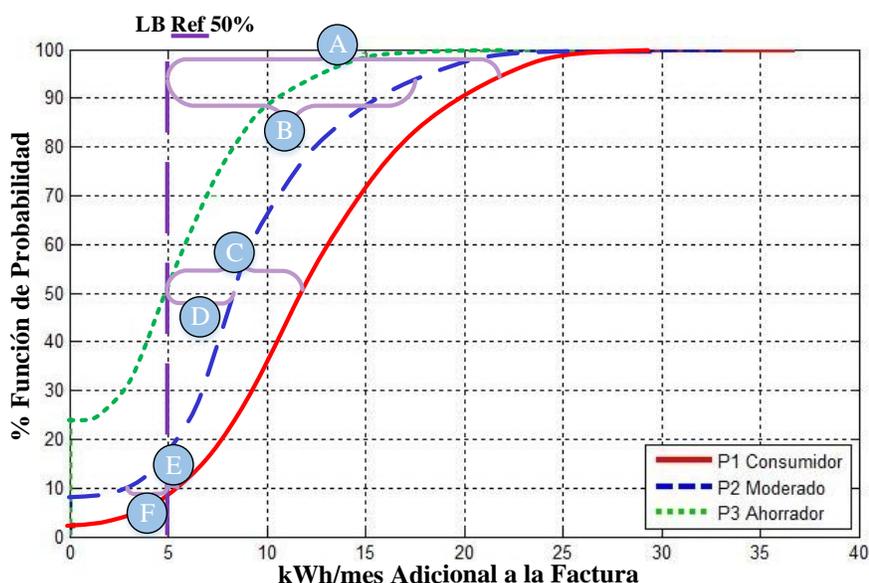


**Figura 5-3.:** Perfil promedio de consumo energético para la ducha eléctrica de 3,5 kW, durante un día. *Fuente:* Autor.

La potencia que se observa no es la nominal sino la promedio, la cual es menor a la nominal ya que abarca los minutos durante esa hora del día de otras semanas simuladas

donde no se utiliza el electrodoméstico.

**Resultados Evaluación del Potencial:** La Fig. 5-4 muestra la función de probabilidad para el uso de la ducha eléctrica en sus tres tipos o perfiles de consumo durante un mes. Los resultados a analizar se encuentran en la Tabla 5-3, con los tres estadísticos trabajados, 50 % (promedio), percentil 95 % y el percentil 10 % (mínimo).



**Figura 5-4.:** Función de Probabilidad para las simulaciones de los tres perfiles de consumo energético de ducha eléctrica de 3,5 kW durante 1 mes. *Fuente:* Autor.

La línea de Referencia Base elegida para el análisis en este trabajo se encuentra en el percentil 50 % de la curva de probabilidad para el usuario *Ahorrador* es decir en 5 kWh/mes adicional a la factura.

**Tabla 5-3.:** Datos estadísticos y potencial de ahorro para las simulaciones de los perfiles de consumo de ducha eléctrica durante un mes (3.5 kW). *Fuente:* Autor.

Perfil de Consumo	50 %	95 %	10 %	$\Delta$ kWh %	Potenc Ahorro Per 95 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 50 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 10 % - LBRef
Consumidor	12	23	4	3 - 18	A - 78.3%	C - 58.3%	E - 0%
Moderado	8	18	4	3 - 14	B - 72.2%	D - 37.5%	F - 0%
Ahorrador	4	15	0	0 - 12	—	—	—

El perfil *Consumidor* arroja un consumo promedio de 12 kWh adicional a la factura mensual por cada ducha eléctrica instalada en cada residencia durante un mes. El consumo adicional alcanza con un 95 % de probabilidad valores por debajo de 18 kWh,

además de no ser inferior, con un 90 % de probabilidad a 3 kWh. También el consumo adicional equivale entre 3 y 18 % del consumo promedio de un usuario en su factura mensual, el cual se ha definido en 130 kWh/mes (Columna 5 -Tabla 5-3). De forma similar para las curvas de los perfiles *Moderado* y *Ahorrador*.

Las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* alcanzan un máximo potencial ahorro del 78.3 % y 72.2 % respectivamente en el consumo de energía respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %) con un 95 % de probabilidad.

De la misma forma las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* no alcanzan un mínimo potencial de ahorro (0 %) en el consumo de energía debido a que es menor con un 10 % de probabilidad respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %).

- 3) **Cargadores de Celular o Tablet:** El modelo emula el comportamiento de un cargador de forma estocástica para el periodo de un día, con 3 diferentes hábitos de consumo que se refiere al tiempo en que se deja el cargador conectado como se muestra en la Fig. 5-5 y la Tabla 5-4.

**Tabla 5-4.:** Perfiles de consumo energético para las simulaciones de un cargador de celular de 0,005 kW. *Fuente:* Autor

Perfil de Consumo	Promedio de Consumo	Promedio tiempo de Carga
Conectado y cargando el celular	5 W	3 Horas
Conectado y sin cargar el celular	0,5 W	—
Stand by (conectado sin celular)	0,2 W	—

Los perfiles de consumo modelado se describen en seguida:

- *Consumidor:* Uso de 3 horas diarias para carga del celular, 4 horas más conectado sin cargar el celular, y finalmente en Stand by todo el día.
- *Moderado:* Uso de 3 horas diarias para carga del celular, 2 horas más conectado sin cargar el celular, y finalmente en Stand by medio día.
- *Ahorrador:* Uso de 3 horas diarias para carga del celular.

**Resultados Evaluación del Potencial:** La Fig. 5-6 muestra la función de probabilidad para el uso de la ducha eléctrica en sus tres tipos o perfiles de consumo durante un mes. Los resultados a analizar se encuentran en la Tabla 5-5, con los tres estadísticos trabajados, 50 % (promedio), percentil 95 % y el percentil 10 % (mínimo).

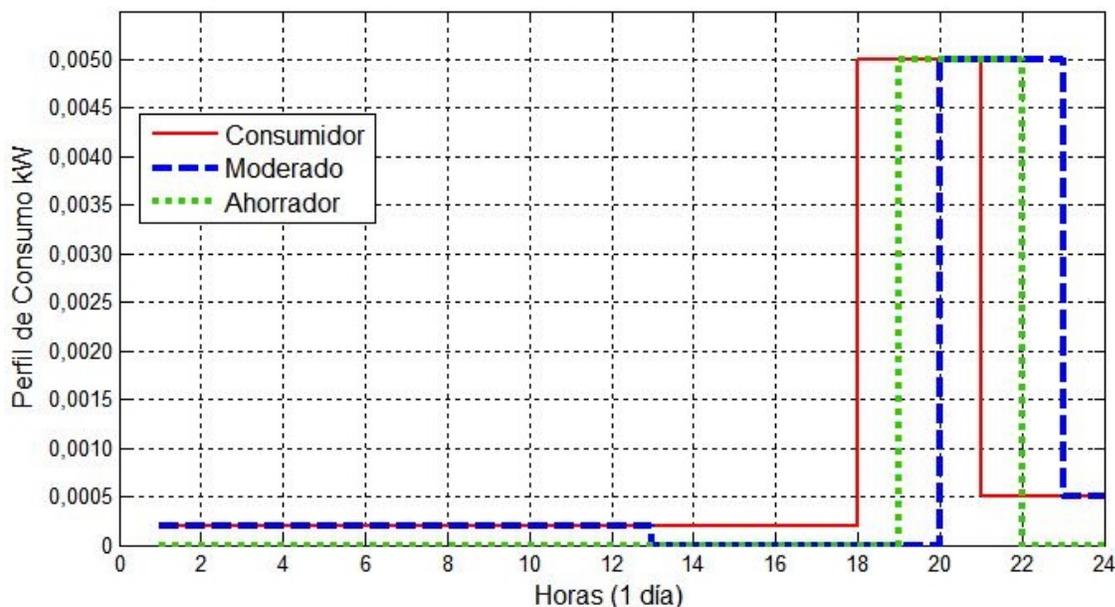


Figura 5-5.: Perfiles de consumo energético de un cargador de celular de 0.005 kW durante un día. Fuente: Autor.

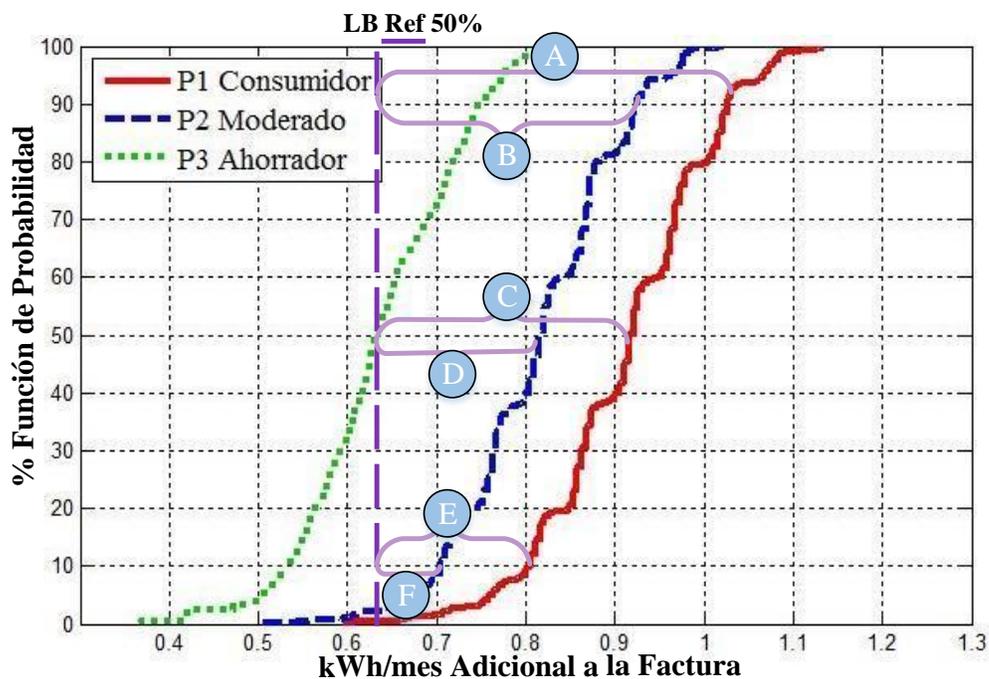


Figura 5-6.: Función de Probabilidad para las simulaciones de los tres perfiles de consumo para un cargador de celular de 0.005 kW durante un mes. Fuente: Autor.

La línea de Referencia Base elegida para el análisis en este trabajo se encuentra en el percentil 50% de la curva de probabilidad para el usuario *Ahorrador* es decir en 0.65

kWh/mes adicional a la factura.

**Tabla 5-5.:** Datos estadísticos y potencial de ahorro para las simulaciones de los perfiles de consumo de cargador de celular estándar 0.005 kW. *Fuente:* Autor.

Perfil de Consumo	50 %	95 %	10 %	$\Delta$ kWh %	Potenc Ahorro Per 95 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 50 % - LBRef	Potenc Ahorro Per 10 % - LBRef
Consumidor	0.92	1.05	0.8	0.65 - 0.8	A - 39%	C - 30.4%	E - 20%
Moderado	0.82	0.95	0.7	0.53 - 0.73	B - 32.6%	D - 22%	F - 0.09%
Ahorrador	0.64	0.78	0.53	0.4 - 0.6	—	—	—

El perfil *Consumidor* arroja un consumo promedio de 0,92 kWh adicional a la factura mensual por cada ducha eléctrica instalada en cada residencia durante un mes. El consumo adicional alcanza con un 95 % de probabilidad valores por debajo de 1.05 kWh, además de no ser inferior, con un 90 % de probabilidad a 0.8 kWh. También el consumo adicional de cada cargador equivale entre 0.61 y 0.8 % del consumo promedio de un usuario en su factura mensual, el cual se ha definido en 130 kWh/mes (Columna 5 -Tabla 5-5). De forma similar para las curvas de los perfiles *Moderado* y *Ahorrador*.

Las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* alcanzan un máximo potencial ahorro del 39 % y 32.6 % respectivamente en el consumo de energía respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %) con un 95 % de probabilidad.

De la misma forma las curvas de los perfiles *Consumidor* y *Moderado* alcanzan un mínimo potencial ahorro del 20 % y 0.1 % respectivamente en el consumo de energía respecto de la Línea Base de Referencia propuesta (perfil *Ahorrador* 50 %) con un 10 % de probabilidad.

## Resultados y Conclusiones

El trabajo explora tres oportunidades de implementación de estrategias de gestión de demanda al mercado energético colombiano, donde existe un potencial de ahorro energético enorme a un notable bajo costo económico; pero si es alto el costo de cambio de hábitos de consumo por parte de los usuarios, que por evitar el detrimento de su comodidad a cambio de satisfacer su sentimiento de protección del medio ambiente, prefieren continuar con su comportamiento normal.

La conciencia colectiva sobre la protección del medio ambiente ha tomado un nuevo significado en las últimas décadas, por tanto es necesario incentivarla con el fin de ejecutar diferentes programas y actividades en temas de gestión en pro del aprovechamiento energético. El desarrollo y aplicación colectivo de dichos programas y estrategias de gestión pueden generar

la suficiente rentabilidad como para impulsar la reglamentación de los incentivos económicos para motivar a los usuarios de estar pendiente de su propio consumo energético.

### 5.2.2. Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales mediante Acciones de Gestión de Demanda

El paper fue presentado en el evento RIGMEI de la Universidad Industrial de Santander (UIS) Bucaramanga y actualmente está postulado para ser publicado en la Revista UIS Ingenierías [5.2].

La principal razón por la cual se presenta el trabajo es para abordar en forma general el problema de composición de demanda, a partir del modelado de electrodomésticos presentes en una residencia. La población de muestra elegida para el modelamiento fueron los cerca de 185.000 usuarios residenciales de Estrato 4 de la ciudad de Bogotá.

Las características de conformación de la carga como son cantidades máximas y mínimas, tecnologías y potencia de consumo se muestran en la Tabla 5-6, 5-7 y 5-8.

**Tabla 5-6.:** Conformación de la carga para Estrato IV. *Fuente:* Autor

Electrodoméstico	Cantidad	
	Mínima	Máxima
Iluminación	3	12
Televisores	0	3
Decodificador	0	2
Neveras	0	2

Debido a la gran cantidad de posibles combinaciones de carga entre cantidad de elementos, patrones de uso y condiciones de tecnología se decide agrupar la demanda en tres grupos de carga: Iluminación, Refrigeración y Entretenimiento. Además se incluyó una carga variable que se trata como colchón para ajustar la demanda a los datos de consumo distribución de la demanda (Tabla 4-1), información base de la investigación. [5.3]

#### Descripción del Modelo

El modelo planteó como un problema de optimización del tipo "knapsack" donde no sólo se busca una solución óptima, sino el conjunto de soluciones posibles que cumple a cabalidad con las restricciones adoptadas según los datos de la población de Bogotá (Tabla 4-3) y se

**Tabla 5-7.:** Clasificación y potencia de los grupos de electrodomésticos por tecnología. *Fuente:* Autor

Elemento	Tecnología	Potencia [kW]
Iluminación	Incan/Halógena	0.6
	CFL	0.2
	LED	0.1
Televisores	CRT	0.16
	LCD	0.07
Decodificador	Activo	0.14
	Stand-by	0.02

**Tabla 5-8.:** Valores Clasificación Temperatura y Eficiencia de una nevera. *Fuente:* Autor

Elemento	Temperatura [°C]	Eficiencia [kWh/mes] Volumen 250 lts
Refrigeración	2	A = 25.8
	4	D = 36.6
	6	G = 48.4

presenta en la Ec.5-3.

**Knapsack Problem:** Las combinaciones se realizan entre los elementos de Iluminación, refrigeración y entretenimiento; cada elemento anterior (energía consumida) debe ser compuesto de los datos siguientes[5.4], [5.5].

- **Valor: (P)** Se refiere a la Potencia nominal del elemento (Tablas 5-7 y 5-8).
- **Peso:(W)** Se refiere al tiempo de uso mensual en minutos del elemento (dependiendo de hábitos de consumo).
- **Cantidad: (X)** Se refiere al número de elementos para cada aplicación (Tabla 5-6).
- **Capacidad de la mochila: (C)** La energía máxima permitida para cada decil en la Ec.5-1.

$$E_{rest_{i,j}} \leq 0,1 * C_{i,j} \quad (5-1)$$

Los demás consumos se construyen a partir de la Ec.(5-2)

$$Eilu_{i,j} = Enev_{i,j} = Etrvc_{i,j} = P_{i,j} * W_{i,j} * X_{i,j} \quad (5-2)$$

$$i = 1, \dots, 10 \text{ decil}$$

$$j = 1, \dots, n \text{ Usuarios}$$

### ***Criterios de combinaciones***

Se construyen matrices de posibles combinaciones para cada grupo de usuarios según el decil al que pertenecen y sujeto a la Ec.(5-3)

$$E_{i,j} \geq Eilu_{i,j} + Enev_{i,j} + Etrvc_{i,j} + Erest_{i,j} \quad (5-3)$$

Donde:

$i = 1, \dots, 10$  Deciles función distribución población de Bogotá

$j = 1, \dots, n$  Usuarios del decil  $i$  correspondiente

$E_{i,j}$  = Energía Promedio usuario  $j$  para el decil  $i$

$Eilu_{i,j}$  = Energía correspondiente a iluminación

$Enev_{i,j}$  = Energía correspondiente a refrigeración

$Etrvc_{i,j}$  = Energía correspondiente a tv y codificador

$Erest_{i,j}$  = Energía restante respecto al promedio

Otros criterios asumidos para disminuir tiempos de procesamiento están en la Ec.(5-4).

$$Eilu_{i,j} \leq 0,6 * E_{i,j} \quad Etrvc_{i,j} \leq 0,4 * E_{i,j} \quad (5-4)$$

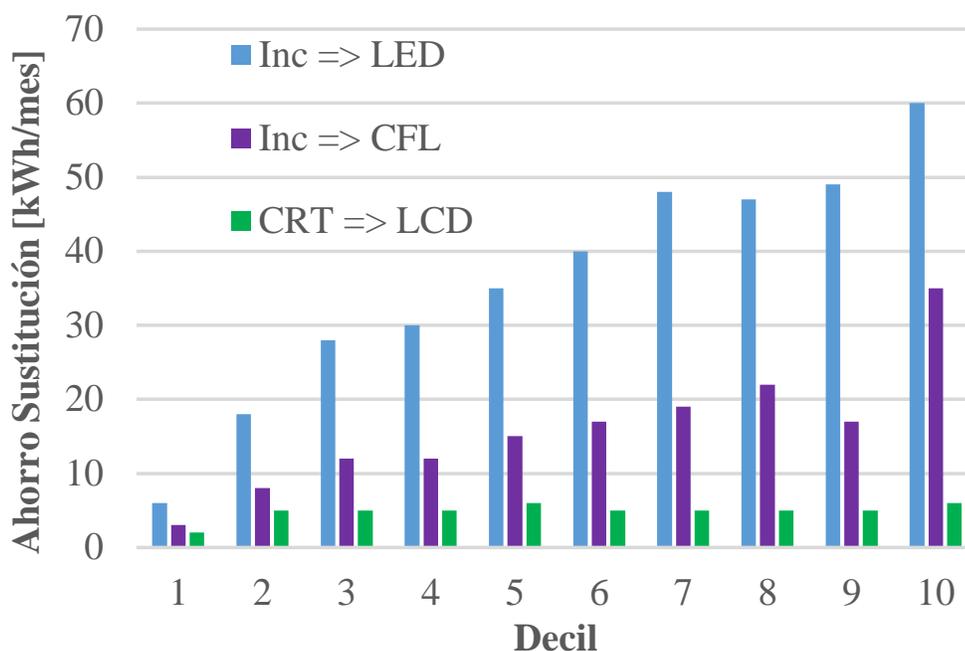
El método empleado arroja una matriz con todas las combinaciones posibles que cumplen con las restricciones dadas. Por ahora se consideran uniformemente distribuidas y por tanto con igual probabilidad de ocurrencia en la población.

Se modelan matrices de combinaciones exitosas para cada uno de los grupos correspondientes a los deciles de la distribución de población en la ciudad de Bogotá. Cada una de esas matrices se ordena de acuerdo a la cantidad de energía consumida ( $P_{i,j} * W_{i,j}$ ) y cantidad de elementos ( $X_{i,j}$ ), con el fin de encontrar los casos (base) en que la gestión de demanda no es posible por dos razones, consumo mínimo posible, o presencia de elementos altamente eficientes.

### **Resultados y Conclusiones**

Al modelo planteado se aplicaron las estrategias de gestión de demanda sobre las combinaciones que era posible realizar en sustitución y cambio de hábitos de consumo. La Fig. 5-7

entrega los resultados de aplicar únicamente sustitución, donde se destaca el aumento del posible ahorro energético conforme aumenta la cantidad de usuarios según el decil al que pertenezcan.



**Figura 5-7.:** Resultados de aplicación de estrategias de sustitución sobre la distribución de población estrato IV de Bogotá. *Fuente:* Autor

La Fig. 5-8 por su parte entrega los resultados generales de aplicar estrategias de gestión en cambio de hábitos de consumo. En esta gráfica se destaca que el decil 1 no posee ahorros en el cambio de hábito en refrigeración debido a que el consumo promedio es tan insuficiente que se deduce que no usen este electrodoméstico.

En general ambas gráficas son de pendiente positiva y reflejan una oportunidad de gestión con alto potencial de ahorro en los deciles de mayor consumo.

La Tabla 5-9 junto con la Fig. 5-9 presentan los resultados generales de la investigación discriminados para cada decil de la población modelada. Las cantidades más altas de energía para considerar oportunidades de ahorro se encuentran en sustitución. Sin embargo el cambio de hábitos de consumo por parte de los usuarios residenciales de estrato IV en la ciudad de Bogotá, abre la oportunidad de realizar más de la mitad del ahorro en energía comparado con sustitución, con la ventaja de requerir un coste económico mucho menor.

En el escenario ideal en que se apliquen todas las estrategias propuestas sobre toda la población objetivo, se encontró a través de la Fig. 5-10 el potencial ahorro en energía mensual que se puede obtener suponiendo que todos los usuarios acogan cumplir las estrategias de gestión.

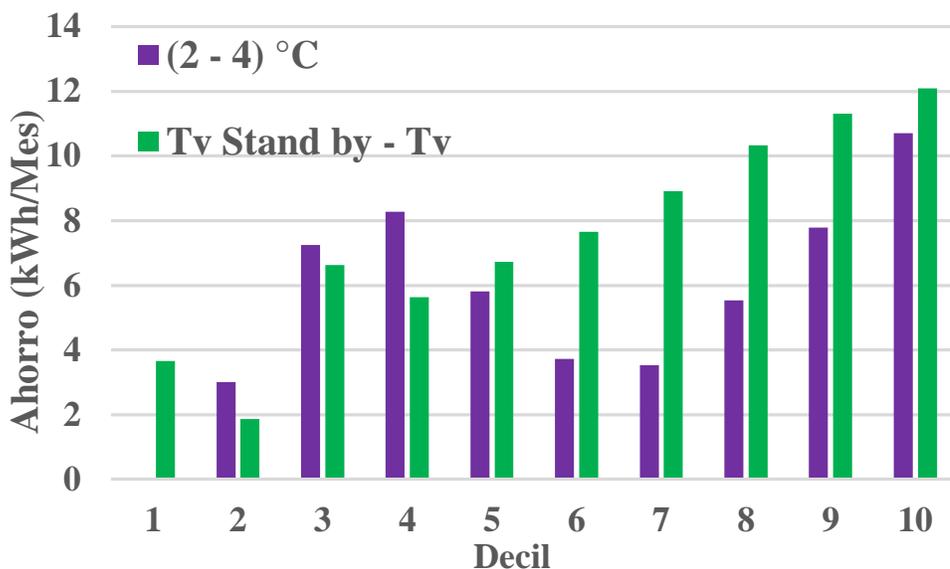


Figura 5-8.: Cambio en la temperatura en el reostato de la nevera y cambio de habito en televisión. Fuente: Autor

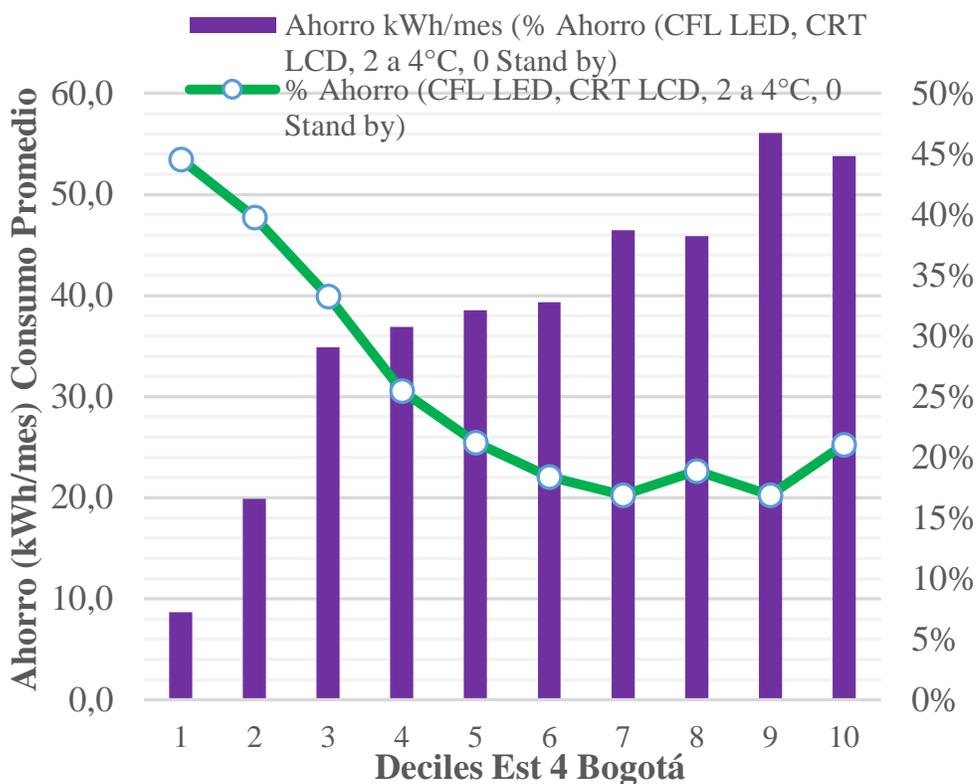


Figura 5-9.: Ahorros combinados Sustitución y Cambio de Hábito para los deciles Estrato IV de Bogotá. Fuente: Autor

**Tabla 5-9.**: Ahorros Globales: Sustitución y Cambio de Hábitos. *Fuente:* Autor

Decil	Ahorro Sustitución		Ahorro Cambio Hábito		Ahorro Total	
	[kWh/mes]	(%)	[kWh/mes]	(%)	[kWh/mes]	(%)
<b>1</b>	5	26 %	3,7	19 %	8,7	45 %
<b>2</b>	13	26 %	10,2	17 %	19,9	40 %
<b>3</b>	17	22 %	15,3	16 %	34,9	33 %
<b>4</b>	17	17 %	17,7	13 %	52,7	39 %
<b>5</b>	21	15 %	16,1	9 %	36,9	25 %
<b>6</b>	22	13 %	17,3	8 %	38,5,	21 %
<b>7</b>	24	13 %	18,7	7 %	39,4	18 %
<b>8</b>	27	10 %	28,1	10 %	46,4	17 %
<b>9</b>	22	11 %	33,7	10 %	45,9	19 %
<b>10</b>	41	8 %	36,6	10 %	53,8	21 %

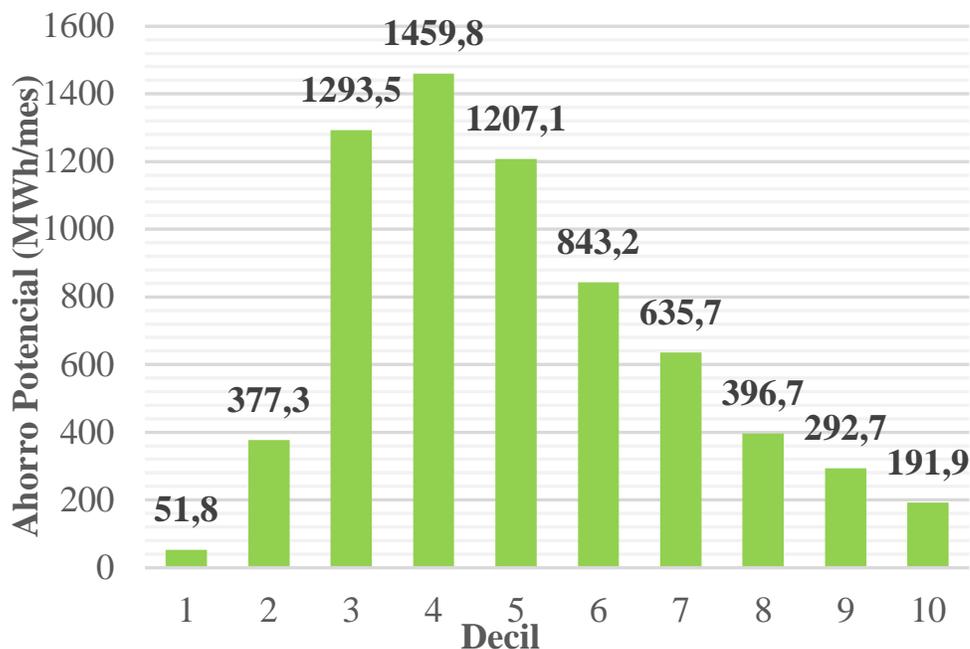
La Fig. 5-10 entrega el ahorro potencial aprovechable para cada uno de los deciles de clientes del estrato IV en Bogotá. Los resultados con mayor oportunidad de ahorro pertenecen a los deciles con mayor número de usuarios en ellos y no por mayor cantidad de energía que pueden ahorrar.

El decil 4 entrega una oportunidad de ahorro cercano a los 1.2 GWh/mes usando las estrategias aprovechadas en el estudio; le siguen los deciles 3, 5, 6 y 7 con cifras que superan 500 MWh/mes.

La identificación de acciones de gestión de demanda requiere conocer el consumo de energía de un cliente y su perfil de demanda. En el presente artículo se estimó la composición de carga con base en criterios de optimización y en las alternativas sugeridas en la literatura. La cantidad de esquemas de composición de carga es enorme, aún con las aproximaciones propuestas.

Por lo anterior, se encontró que los métodos empleados para escoger la composición de carga de cada cliente representan un reto importante en la identificación de las estrategias de gestión más adecuadas. Se encontró que la cantidad de combinaciones posibles para los grupos de tecnologías propuestas es del orden de 1012 y aumenta exponencialmente si se incluyeran mas grupos. La exploración mediante métodos de Monte Carlo ofrece una alternativa computacionalmente eficiente, para trabajos futuros.

Las estrategias indicadas pueden proporcionar hasta un 19 % de ahorro en energía eléctrica, sobre el consumo base. Lo anterior depende de la cantidad de estrategias adoptadas por los



**Figura 5-10.:** Ahorros totales combinando estrategias de Sustitución y Cambio de Hábito para el total de clientes por decil para el Estrato IV en Bogotá. *Fuente:* Autor.

usuarios, y de los electrodomésticos presentes en el hogar sobre los cuales se aplicarían dichas estrategias.

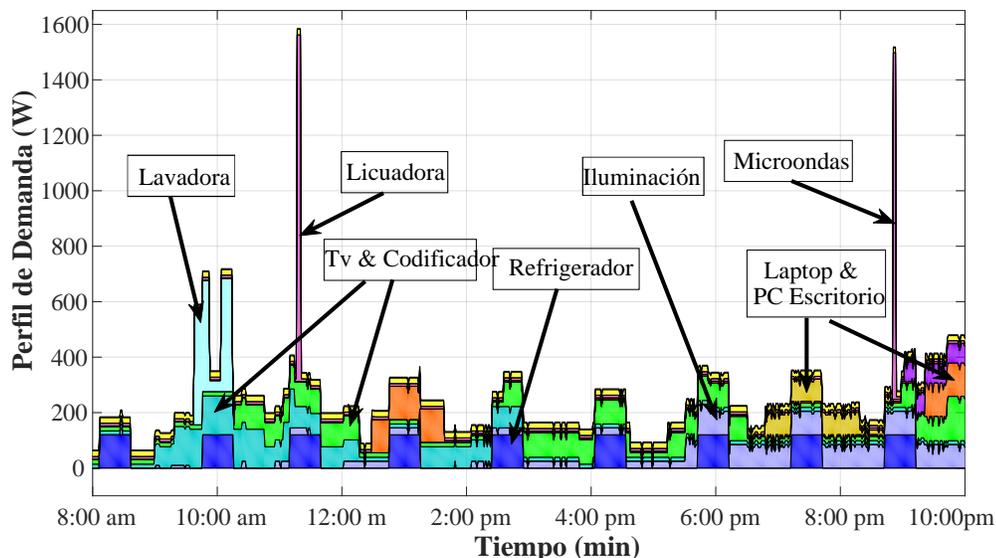
A pesar de que los mayores ahorros de energía por cliente pueden lograrse en los clientes con mayores consumos mensuales, el mayor ahorro de energía agregado para todos los clientes considerados se logra entre los deciles 3, 4, 5 y 6, es decir, en los clientes con consumos entre 100 y 250 kWh/mes. Lo anterior permite prever que puede lograrse un impacto mayor si se implementan estrategias de gestión en los clientes con los consumos mensuales identificados, y no en los clientes con consumos más altos y más bajos.

### 5.2.3. Evaluación de la Flexibilidad de Demanda en Usuarios Residenciales.

El paper fue presentado en el evento PEPQA (*Power Electronics & Power Quality Applications*) organizado en la Universidad de los Andes en Bogotá, y actualmente está postulado para publicación en *IEEE Explore*[5.6]. El principal objetivo del paper estuvo destinado a explorar el concepto de flexibilidad en forma individualizada, debido a que el modelo de demanda y las estrategias en gestión se enfocan en hallar el potencial de ahorro de un solo cliente predeterminado por la investigación.

### Desarrollo del Modelo

El usuario objeto de estudio posee al menos uno de todas las clases de electrodomésticos que se han modelado en la presente tesis como puede verse en el agregado de la Fig. 5-11. Su



**Figura 5-11.:** Demanda agregada para el perfil de consumo del usuario modelado. *Fuente:* Autor.

consumo mensual se encuentra en el rango 160 - 250 kWh/mes, sin aplicar estrategias de gestión sobre la curva de demanda. La cantidad de electrodomésticos, tecnología y potencia se describe en la Tabla 5-10.

Mediante la aplicación del modelo de Monte Carlo, se realizan 1000 simulaciones sobre cada electrodoméstico y se realiza el agregado del perfil para el usuario objetivo. En seguida debe aplicarse 3 grupos de estrategias de gestión de demanda, las cuales se explican en la Tabla 5-11. Los 3 grupos se combinan entre si hasta completar 7 grupos de estrategias aplicables, la última de los 7 grupos contiene la aplicación de todas las estrategias sobre el perfil de demanda y un máximo ideal del usuario modelado respecto al consumo inteligente de la energía.

### Resultados Evaluación del Potencial de Ahorro:

Los grupos de estrategias propuestas son *refrigeración*, *iluminación* y *Stand-by*, las cuales se aplican de forma individual y grupal sobre el modelo de demanda propuesto, y cuyos resultados en estadísticos y potencial de ahorro puede verse en la Fig. 5-12 y en la Tabla 5-12 se recopilan los datos de los tres estadísticos trabajados percentil 90 % (máximo), percentil

**Tabla 5-10.:** Resumen de electrodomésticos simulados. *Fuente:* Autor.

Grupo	Electrodoméstico	Tecnología	Potencia (kW)	Electr/Usuario
Iluminación	Zona Común	LED	0.1	7
	Zona Corto Uso	CLF	0.25	
Servicios	Ducha Eléctrica	Sin tanque	3.5	1
	Plancha	—	1.1	1
	Lavadora	—	0.4	1
	Cargadores	—	0.07	6
Entretenimiento	TV	LCD	0.7	2
	Codificador	—	0.08	2
	Equipo Sonido	—	0.2	1
Trabajo	PC Escritorio	—	0.1	1
	PC display	LCD	0.7	1
	Laptop	—	0.09	1
	Router WiFi	—	0.02	1
Cocina	Refrigerador	Lt 250 - CER (D)	0.12	1
	Microondas	—	1.25	1
	Licuadora	—	0.4	1

**Tabla 5-11.:** Aplicación de estrategias sobre el grupo de electrodomésticos. *Fuente:* Autor.

Electrodoméstico	Referencia Caso	Clase de Estrategia	Estrategia Cambio
1. Refrigeración	Type: Refrig convencional VA: 250 lts CER: D (Ref Colombia) T= 2°C	Tecnología cambio	Tipo: No frost VA: 250 lts CER: A (El más Eficiente) T= 4°C
2. Iluminación	Tipo: 70 % CFL 30 % LED	Tecnología change	Tipo: 0 % CFL 100 % LED
3. Stand-by			
Tv - Cod Tv 1 Tv - Cod Tv 2	Todo el día conectado Uso = Promedio 6 horas/día Stand-by (7 & 15 W) = Resto del día	Cambio hábitos	Parte del día conectado Uso = Promedio 6 horas/día Off = Resto del día
Escritorio Monitor PC	Todo el día conectado Uso = Promedio 4 horas/día Stand-by (7 W) = Entre usos	Cambio Hábitos	Parte del tiempo de uso On Uso = Promedio 4 horas/día Off = Entre usos
6 Phone - Tablet cargadores	Todo el día conectado Use = Promedio 1.5 horas/día Stand-by (0.2 W) = Resto del día	Cambio Hábitos	Parte del día conectado Uso = Promedio 1.5 horas/día Off = Resto del día
Horno Microondas	Todo el día conectado Uso = Promedio 0.2 horas/día Stand-by (10 W) = Resto del día	Cambio Hábitos	Parte del día conectado Uso = Promedio 0.2 horas/día Off = Resto del día
Router	Todo el día conectado Uso = Promedio 16 horas/día On = Resto del día	Cambio Hábitos	Todo el día conectado Uso = Promedio 16 horas/día Off = Resto del día

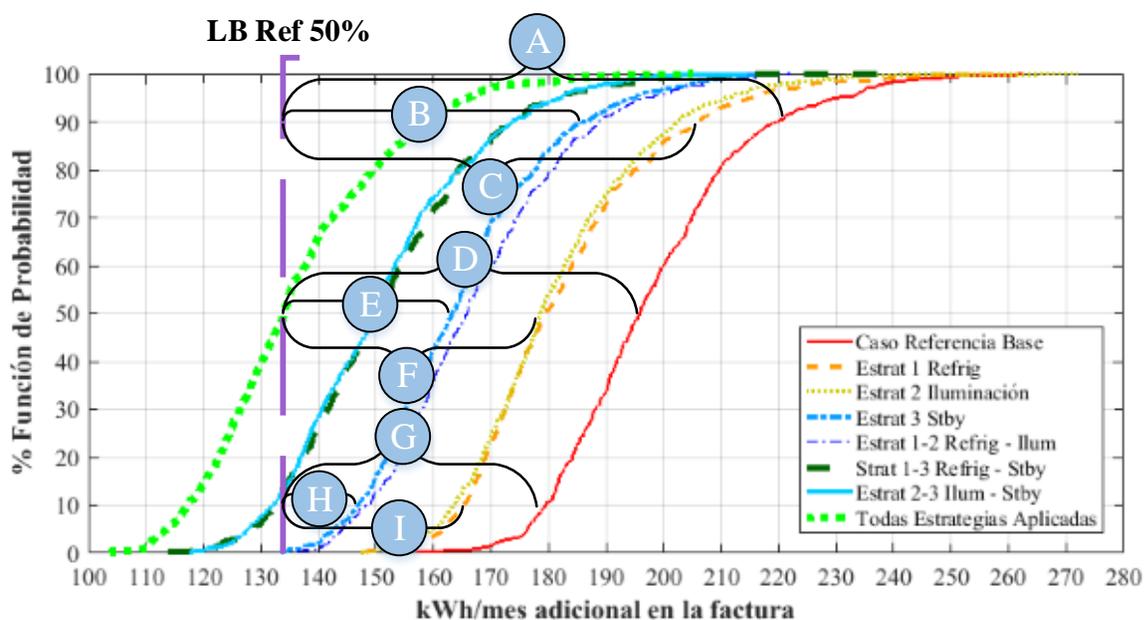
50 % (promedio) y percentil 10 % (mínimo).

La Línea Base de Referencia elegida para el análisis de este trabajo se encuentra en el percentil 50 % de la curva de probabilidad Todas Estrategias Aplicadas, es decir en 133 kWh/mes adicional a la factura.

Dentro de los resultados más sobresalientes se encuentran los siguientes:

- La curva *Caso de Referencia* posee un consumo promedio de 195 kWh/mes que pertenece a toda la carga descrita en la Tabla 5-10. El consumo de esta curva alcanza con un 90 % de probabilidad valores por debajo de 220 kWh/mes además de no ser inferior a 180 kWh/mes con igual probabilidad.
- El Potencial de Ahorro para la curva *Caso Referencia*, oscila entre un 26-39 %, cuando son aplicadas todas las estrategias de gestión propuestas en el presente trabajo y se comparan con la Línea Base de Referencia elegida.
- Las curvas *Estr 1 Refrigeración* y *Estr 2 Iluminación* poseen un comportamiento similar en consumo, su promedio es de 170 kWh/mes que pertenece a toda la carga modelada cuando se aplican por separado las estrategias de refrigeración e iluminación descritas en la Tabla 5-11. El consumo de dichas curvas alcanzan con un 90 % de probabilidad valores por debajo de 202 kWh/mes además de no ser inferior a 163 kWh/mes con igual probabilidad.
- El Potencial de Ahorro para las curvas *Estr 1 Refrigeración* y *Estr 2 Iluminación*, oscila entre un 18-35 %, cuando son aplicadas las estrategias de refrigeración o iluminación por separado sobre el perfil *Caso Referencia* y se comparan con la Línea Base de Referencia elegida.
- La curva *Estr 3 Stand-by* posee un consumo promedio de 163 kWh/mes que pertenece la carga modelada cuando se aplica únicamente la estrategia de *Stand-by* descrita en la Tabla 5-11. El consumo de esta curva alcanza con un 90 % de probabilidad valores por debajo de 175 kWh/mes además de no ser inferior a 147 kWh/mes con igual probabilidad.
- El Potencial de Ahorro para la curva *Estr 3 Stand-by*, oscila entre un 9-24 %, cuando es aplicada solamente la estrategia de gestión *Stand-by* propuesta en el presente trabajo y se compara con la Línea Base de Referencia elegida.

La Fig. 5-13 presenta el rango de potencial de gestión de demanda (el área presente entre las curvas) sobre el modelo de demanda propuesto. El perfil rojo continuo muestra el perfil *Caso Referencia* donde no se aplica estrategia alguna de gestión, mientras que el perfil verde interlineado el *Caso Todas las Estrategias Aplicadas*. Las diferencias entre curvas son notorias, y los resultados supresión de picos y disminución de mínimos se traducen en los primeros pasos para aplanar la curva de demanda.



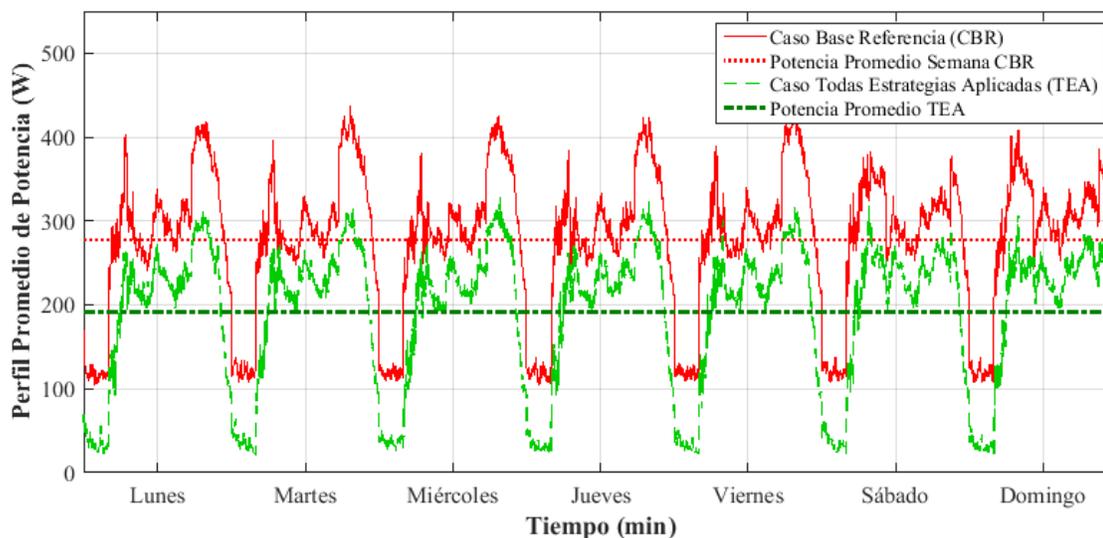
**Figura 5-12.:** Funciones de probabilidad para las estrategias aplicadas sobre el modelo de demanda. *Fuente:* Autor.

**Tabla 5-12.:** Datos estadísticos y potencial de ahorro para las simulaciones de estrategias de gestión sobre el perfil de consumo de un usuario residencial. *Fuente:* Autor.

	Q 90 %	Q 50 %	Q 10 %	$E_{min} - E_{max}$	Potenc Ahorro Q90 % - LBRef	Potenc Ahorro Q50 % - LBRef	Potenc Ahorro Q10 % - LBRef
Caso Ref	220	195	180	160-250	A - 39.5 %	D - 31.8 %	G - 26 %
Est 1 Refr	205	170	165	150-225	C - 35.1 %	E - 21.8 %	H - 19.4 %
Est 2 Ilum	202	169	163	150-220	C - 34.2 %	E - 21.3 %	H - 18.4 %
Est 3 Stby	175	163	147	135-200	B - 24 %	F - 18.4 %	I - 9.5 %
Est 1 - 2	188	165	148	135-200	29.3 %	19.4 %	10.1 %
Est 1 - 3	175	150	132	115-190	24 %	11.3 %	0 %
Est 2 - 3	175	150	132	115-190	24 %	11.3 %	0 %
Todas Est	159	133	118	105-185	—	—	—

En la Fig. 5-13 se encuentran varios resultados interesantes desde la comparación de los perfiles de demanda promedio de *Caso Base Referencia* y *Caso Todas Estrategias Aplicadas*:

- El pico de demanda promedio se redujo aproximadamente en un 27 % (410-300 W).
- La demanda promedio se reduce en aproximadamente 32 % (285-195 W).
- La demanda mínima promedio también se observa reducida en cerca del 60 % (120-45W).



**Figura 5-13.:** Potencial de Gestión de Demanda para el usuario objetivo. *Fuente:* Autor.

## Conclusiones

La investigación demuestra la importancia que tiene el control sobre el mínimo de consumo de los electrodomésticos, el Stand - by. Este consumo puede alcanzar el 15 % del valor de la factura mensual de energía eléctrica para el usuario modelado, dependiendo de la cantidad de dispositivos que lo posean.

El nivel de flexibilidad del perfil de demanda simulado es proporcional a la energía probable que puede ser ahorrada, que para el caso particular tratado en la presente investigación puede alcanzar el 30 % de la factura mensual del servicio.

El presente ejercicio puede ser desarrollado con mayor grado de detalle en escenarios de generación distribuida y por tanto continuar con la medida y caracterización de los usuarios de acuerdo a índices de flexibilidad y potencial de gestión.

### 5.2.4. Dinámicas de Opinión

#### Introducción

Los resultados vistos hasta la sección anterior son junto con los demás trabajos presentados de razgos ideales y donde la opinión de adoptar o no las estrategias quedan relegadas en un segundo plano. Es en este último capítulo donde se entiende que una nueva herramienta como las “*Dinámicas de Opinión*” puede llevar a discernir la forma de evaluar en forma concreta y elaborada, el comportamiento de una población ante un programa de gestión con el ejercicio de decidir si acogen o no las estrategias de acuerdo a los incentivos propuestos. El trabajo

junto con los resultados son una propuesta para el evento SICEL 2017 en Bucaramanga.

### **Dinámicas de Opinión**

Las Dinámicas de Opinión son una reciente rama de investigación que aprovecha el uso de métodos analíticos en simulaciones por computador, con el fin de modelar el proceso de formación de una opinión de un grupo de personas desde su interacción pudiendo llegar a un consenso, polarización o fragmentación de esa opinión.

Se considera un grupo de agentes (para el caso presente son usuarios expertos o individuos de alguna clase), quienes definen a priori una opinión acerca de un tema objeto de estudio. En un principio el agente no comparte o descarta la opinión de otros agentes pero si puede iniciar un proceso de formación de su opinión (suscetibilidad) al interactuar con ellos. Este proceso puede modelarse a través de un sistema de pesos, donde los extremos son opiniones contrarias. [5.7]

El proceso de formar la opinión actual desde la definición de un promedio de opiniones es estocástico y puede ser repetido cuantas iteraciones se requieran para visualizar un consenso del grupo. [5.8]

### **Modelo de Mecanismo para Gestión de Demanda**

Este primer modelo se ha elaborado con la invaluable colaboración de otros miembros del grupo de investigación PAAS de la Universidad Nacional<sup>1</sup>, el cual consiste en el desarrollo de un mecanismo para gestión de demanda en un grupo de usuarios residenciales, en el cual se integran escenarios de incentivos que afectan el comportamiento y evolución de la opinión individual de estos usuarios y se analiza la variación de sus perfiles de consumo de energía de acuerdo a la penetración del incentivo, y su efecto en las variables agregadas del sistema (como son el consumo total de energía y potencia) con el objetivo de evaluar la utilidad tanto de los usuarios como del agente comercializador de la energía. Un primer producto puede ser revisado en la revista UIS Ingenierías, donde se ha tomado la dinámica de opinión como una herramienta de profundización para determinar en forma mejor fundamentada el potencial real de gestión de demanda de un grupo de usuarios a los cuales se les propone aplicar un programa de Respuesta de la Demanda basado en incentivos [5.9].

---

<sup>1</sup>IE, IEC. Mateo Alejandro Cortés Guzmán. Finaliza su tesis de Maestría en Ingeniería Eléctrica “*Diseño de un Mecanismo para Programas de Respuesta de la Demanda con Incentivos Sociales e implementado a través de Simulación de Sistemas Multiagente*”

IEC Carlos Alberto Cusgüen. Finaliza su tesis de Maestría en Automatización “*Definición de Índices de Red para Caracterizar la Dinámica de Opinión en presencia de Agentes Persistentes*”

IE. Elkin Moreno Soto. Finaliza su tesis de Maestría en Ingeniería Eléctrica “*Análisis de Flexibilidad de la Demanda en Usuarios Residenciales*”

### Modelo de Dinámicas de Opinión Basado en Incentivos

Para determinar la aceptación y efecto del incentivo por parte de los usuarios se usa el modelo de dinámicas de opinión de Hegselmann-Krause.[5.7] El modelo implementado de dinámicas de opinión emplea la teoría de grafos y de redes complejas para representar la evolución de la valoración dada por el usuario a algún evento, debida a las influencias mutuas que resultan de las interacciones en el grupo social y se basa en las siguientes premisas:

- **Intervalo de confianza:** Cada agente tiene en cuenta las opiniones de los otros porque conservan cierto grado de semejanza con la opinión propia, e ignora posturas que implican un cambio drástico respecto a su opinión inicial.
- **Incentivo:** Se aplica a un reducido grupo de usuarios y se evalúa su influencia social (por imitación) en el resto de la población.

### Modelo de Demanda

El modelo de demanda por usuario es del tipo agregado, se construye el perfil a partir de la composición de las cargas individuales de los electrodomésticos que con mayor probabilidad pueden tener los usuarios.[5.10]

Una vez conocida la posible penetración y efectividad del incentivo, se establecen los rangos de variación que pueden lograrse sobre el agregado de consumo del sistema, de acuerdo a las estrategias adoptadas por la población:

- Introducción de nuevos dispositivos
- Cambio de patrones o hábitos de consumo existentes en la demanda.

A continuación se desarrollan tres conceptos necesarios dentro del modelamiento de dinámica de opinión.

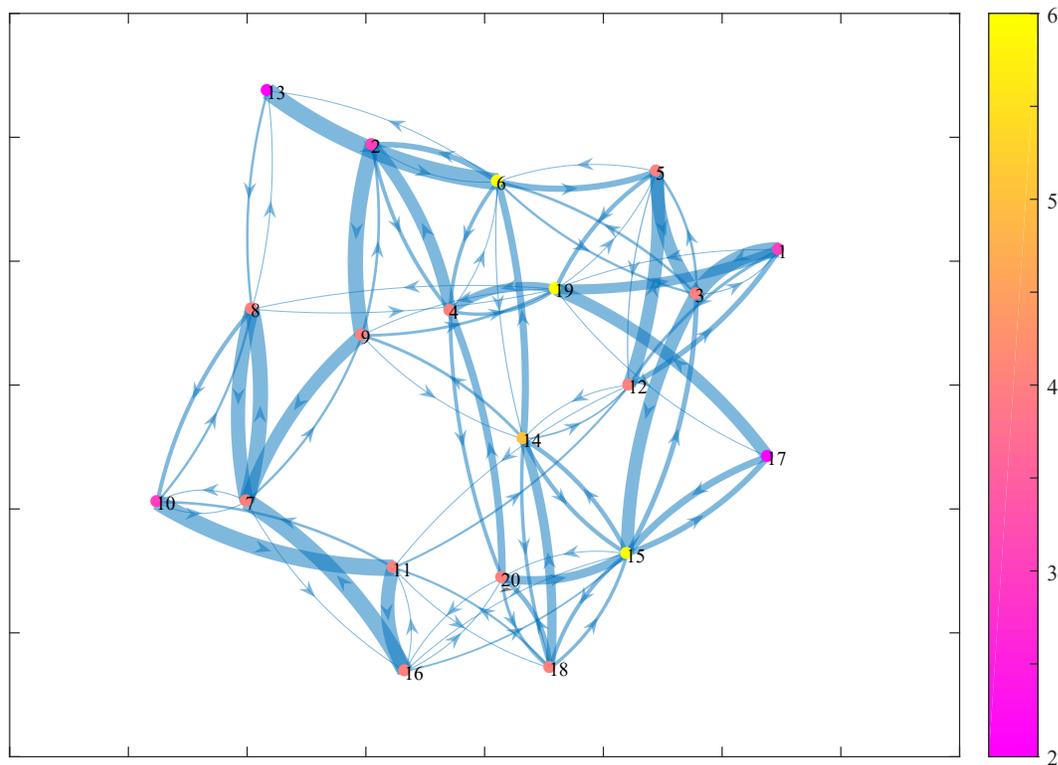
*Suseptibilidad:* La suseptibilidad se refiere a la posibilidad de cambio de opinión por parte de los agentes. Se ha modelado de acuerdo a la Ec.(5-5) donde para el agente  $i$ , el término  $\sigma_i(t)$  es la opinión al tiempo  $t$ .  $\theta_i$  es la suseptibilidad de cambiar la opinión inicial.

$x_i(s)$  es la auto-confianza de los agentes en su propia opinión y  $c_{ij}$  corresponde a la credibilidad que generan las opiniones de los agentes que rodean al usuario, siendo una matriz interpersonal de pesos  $C$  (de diagonal cero). [5.11].

$$\sigma_i(t + 1) = (1 - \mu_i)\sigma_i(0) + \mu_i x_i \sigma_i(t) + \mu_i (1 - x_i) \sum_{j=1}^n A_{ij} \sigma_j(t); \quad (5-5)$$

*Conexión Topológica:* Es el modelo de red considerado para ilustrar la interacción entre los agentes. El modelo elegido es el de mundo pequeño desarrollado por Watts-Strogatz [5.12], el cual ha sido usado para simular sistemas dinámicos con capacidad de auto-organización.

Normalmente la conexión topológica se asume como regular o completamente aleatoria, y realmente la interacción se comporta entre esos dos extremos, es así como se adopta el modelo “*Small World*” Fig. 5-14, el cual tiene una alta velocidad de propagación de las señales, eficiencia computacional y sincronización. El grosor que se observa en las líneas de conexión demuestra el peso de interconexión entre los 20 agentes modelados para este ejemplo.

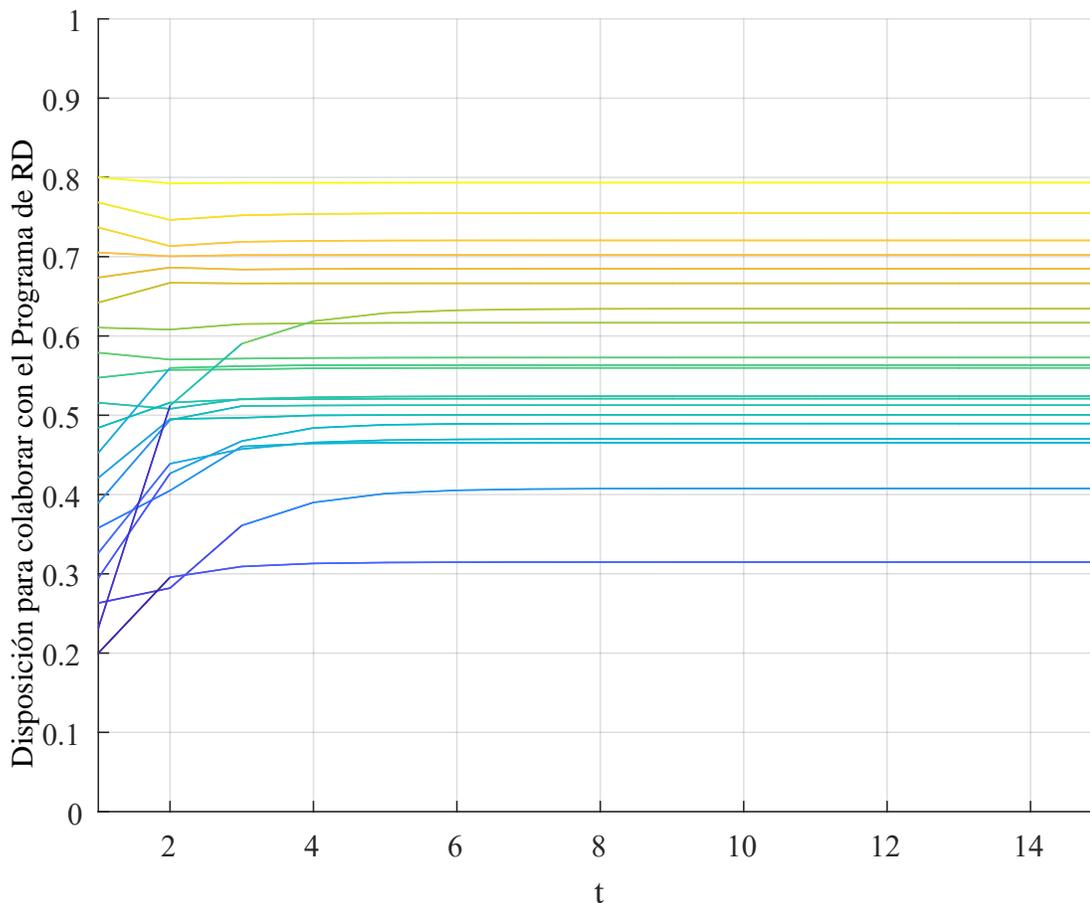


**Figura 5-14.:** Ejemplo de topología de red “*Small World*” para 20 nodos (Agentes). *Fuente:* Autor.

Con cada iteración, los agentes o usuarios definen un camino de su evolución en la disponibilidad de colaboración con el programa de respuesta de la demanda, la cual es posible observar en la Fig. 5-15.

*Incentivos Sociales:* Un incentivo social puede entenderse como cualquier forma de influencia o motivación que pretenda cambiar el comportamiento normal con el fin de alcanzar un objetivo general (por lo general altruista) cuyo beneficio sea distinto al monetario. Uno de los primeros ejemplos de incentivos sociales lo planteó A. Smith en sus publicaciones *Theory of moral sentiments* y una compilación de estudios de comportamientos altruistas observados en humanos y otras especies.[5.13]

Generalmente los incentivos en economía son asociados al tema monetario [5.14], y en el



**Figura 5-15.:** Posible evolución de la opinión para los 20 nodos (Agentes) modelados en la Fig. 5-14. *Fuente:* Autor.

presente trabajo el concepto es asociado a la motivación individual de las personas por realizar cambios en su comportamiento energético en pro de determinadas acciones sobre el perfil de demanda. Los incentivos sociales son usados en los escenarios en que la valoración subjetiva del beneficio no tiene una clara relación con su costo, y los incentivos económicos puedan no tener suficiente influencia sobre los individuos.

### Procedimiento de Decisión

La opinión de los agentes se utiliza para construir un procedimiento de decisión estocástico, en el que cada agente puede elegir una única alternativa de un conjunto  $C$ , con  $K$  alternativas de distribución categórica, y la probabilidad de elegir cada alternativa es proporcional a la diferencia entre el usuario. La opinión real y la alternativa, como se muestra en la Ec.(5-6).

$C \sim \text{Categorical}(K, \rho)$

$$\rho = \frac{\lambda \frac{|K\sigma-k|}{\epsilon}}{\sum_{k=1}^K \lambda \frac{|K\sigma-k|}{\epsilon}} \quad (5-6)$$

donde  $\lambda$  y  $\epsilon$  define la categorización entre las diferentes opiniones y las alternativas de estrategias de gestión  $k = \{1, \dots, K\}$ .  $\sigma$  es el vector opinión. Ec.(5-6) es dividida por la suma de las probabilidades para asegurarse que  $\sum_k \rho(k) = 1$ .

## El Modelo de Demanda

El modelo para la demanda es el desarrollado para usuarios residenciales desde el agregado y composición de carga en la presente tesis. Cada usuario es compuesto por un finito numero de personas dentro de un hogar con diferentes clases de electrodomésticos, [5.6] para los cuales se ha desarrollado un modelo de simulación de su comportamiento durante una semana y con resolución de 1 minuto. La cantidad de personas no son consideradas sino la probabilidad de uso del electrodoméstico durante el periodo simulado. Los datos estadísticos e información usados para modelar los usuarios o agentes pertenece a la población de Bogotá y trabajos previos.[5.15, 5.2, 5.1, 5.6]

### Estrategias de Gestión

El perfil de demanda simula el consumo de uno de los usuarios o agentes pudiendo usar o no todos los dispositivos en su hogar de acuerdo a variables aleatorias de su comportamiento. Por ejemplo la Fig. 5-11 representa el perfil de demanda de un día aleatorio para un usuario en el lapso de tiempo entre 8 am y 10 pm. En este rango de tiempo aparece el consumo de varios electrodomésticos, que generan las máximas potencias y cantidad de energía agregada. Todas los consumos de Stand - by conforman el mínimo consumo y a su vez la suma de la potencia de los dispositivos sincronizados los picos máximos.

### Categorización de las Estrategias

Dentro de los modelos de los dispositivos se han programado alrededor de 37 estrategias con el objetivo de realizar acciones de ahorro de energía o desplazamiento de carga. Las estrategias fueron categorizadas dentro de 10 grupos ordenados de acuerdo a la disposición de ser adoptadas y se muestran en la Tabla 5-13.

A continuación cada clase de estrategia es explicada:

- *Ajuste de Temperatura:* Involucra elevar la temperatura nominal de 2 a 4°C.
- *Cambio de Hábito:* Consiste en reducir al menos una hora el consumo promedio del electrodoméstico.

**Tabla 5-13.:** Categorización de las Estrategias de Gestión de los electrodomésticos. *Fuente:* Autor.

Appliance	Categoría	Estrategia
Refrigerador	1	Ajuste de Temperatura
	4	Patrón de Uso
	10	Sustitución Tecnológica
Iluminación	5	Sustitución Tecnológica
Baño	8	Cantidad de Usos
Common Zones	3	Sustitución Tecnológica
Lighting	8	Cantidad de Usos
Ducha Eléctrica	6	Cambio de Hábito
TV and Codificador	9	Cambio de Hábito
Iron	7	Stand by
	4	Cantidad de Usos
Lavadora	8	Duración de Usos
	4	Cantidad de Usos
PC Desktop and Monitor	9	Duración de Usos
	10	Duración de Usos
Laptop	7	Cambio de Hábito
	3	Stand by
Adapter	10	Duración de Usos
	10	Cambio de Hábito
Microwave Horno	10	Duración de Usos
	7	Cambio de Hábito
Licuadaora	7	Cantidad de Usos
Router WiFi	6	Stand by
Equipo Sonido	2	Stand by
	7	Cambio de Hábito

- *Sustitución Tecnológica:* Se refiere al cambio de tecnología del dispositivo por una más eficiente.
- *Cantidad de Usos:* Consiste en reducir al menos en una unidad la cantidad de usos promedio del electrodomésticos.
- *Duración de Usos:* Se refiere a la reducción del tiempo de consumo durante cada uso.
- *Stand by:* La estrategia permite eliminar todo el consumo de Stand - by.

### Aplicación del Modelo Propuesto

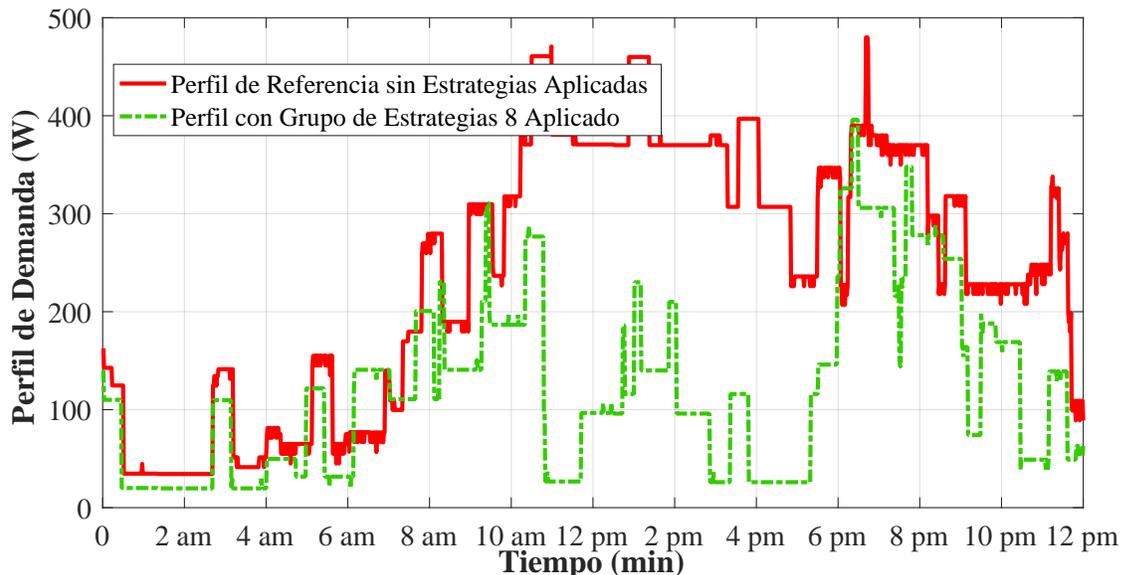
La elección de los grupos de estrategias a utilizar depende directamente de los resultados de interacción entre los usuarios, el incentivo social, condiciones del usuario, entre otros, y se expresa en el grupo de estrategias elegido para realizar gestión de demanda sobre el

consumo de electrodomésticos. Todo el proceso se aplica sobre una población de 50 agentes y se compone de tres etapas:

- 1) Modelo de Demanda: El perfil de demanda es generado para cada agente basado en la composición de carga.
- 2) Modelo de Dinámicas de Opinión: Todos los usuarios son modelados en un grafo jerarquizado donde una opinión a priori sobre la categoría de estrategias a usar es otorgado a cada agente. Luego del proceso cada agente toma una decisión final que se traduce en los cambios sobre su perfil de consumo.
- 3) Perfil de Demanda Gestionado: La decisión sobre la categoría adoptada es aplicada sobre el perfil de demanda y finalmente comparado con el inicial.

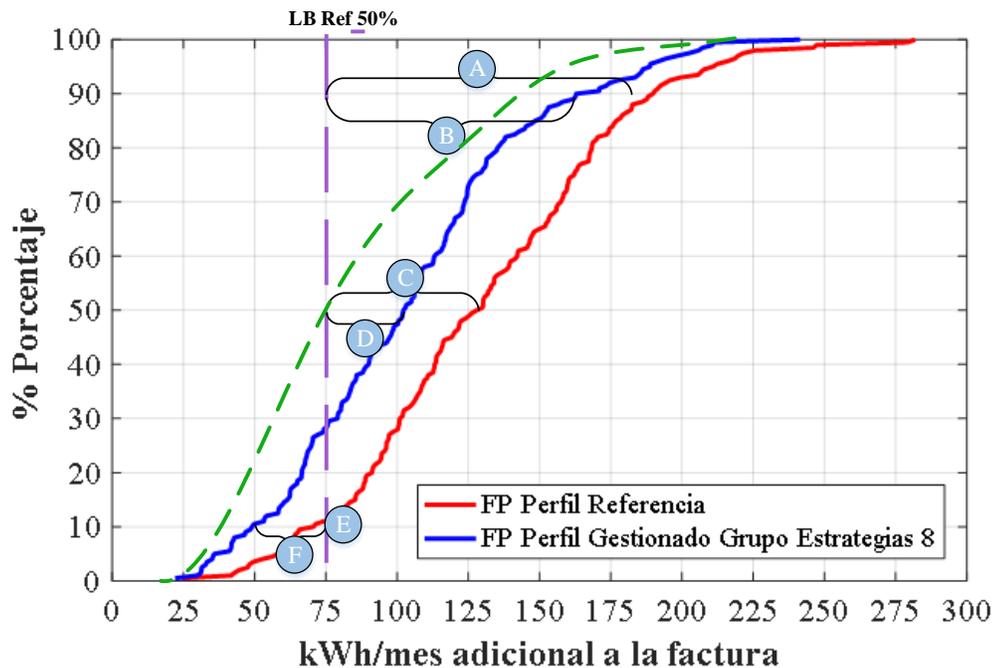
## Resultados

La Fig. 5-16 muestra el cambio visto luego de la adaptación de la categoría de estrategias 8 sobre el perfil de demanda del usuario evaluado. El resultado arroja que el usuario puede alcanzar cerca del 20 % en ahorro de energía respecto a su consumo habitual mensual, además de reducir el pico de su demanda cerca de 80W para el día simulado.



**Figura 5-16.:** Comparación perfil inicial y final de demanda agregada para un usuario que adopta la categoría 8. *Fuente:* Autor.

Si los usuarios adoptan como hábito la categoría elegida, pueden alcanzar grandes ahorros energía al mes como puede verse a través de la Fig. 5-17 que muestra la función de probabilidad de los consumos inicial y final mensual del usuario modelado en la Fig. 5-16



**Figura 5-17.:** Función de probabilidad para el consumo inicial y final de un usuario adopta categoría 8. *Fuente:* Autor

El comportamiento del grupo modelado es mostrado en la Fig. 5-18, donde la curva de demanda agregada de una semana presenta una gran flexibilidad de cambio cuando todas las categorías de estrategias sobre los 50 usuarios son aplicadas. El proceso encontró que existe una oportunidad de reducir en 8 kW el pico de potencia máximo y un promedio cercano al 26% de ahorro energético en la demanda agregada. Finalmente el mínimo consumo es reducido mas no eliminado.

El porcentaje discriminado del potencial de ahorro energético para todos los usuarios es mostrado en la Fig. 5-19. Se obtiene el promedio de 26.14% en ahorro de energía con el acumulado general, sin embargo existen porcentajes negativos que pueden a usuarios que adpotaron bajas categorías y aumentaron el uso de otros dispositivos.

## Conclusiones

El grado de penetración de modelos de incentivos, depende de la caracterización de la población, por tanto la subjetividad del modelo es importante ya que no es recomendable generalizar resultados cuando existen factores diversos de entorno social, político, ambiental, económico y legal por definirse.

Dependiendo de la aplicación subjetiva del proceso de modelado cada población puede desarrollar un grado de aceptación y adopción, que aún en esas condiciones genera una certidumbre parcial de lo que puede lograrse con la lógica de la dinámica poblacional, en términos de gestión de demanda.

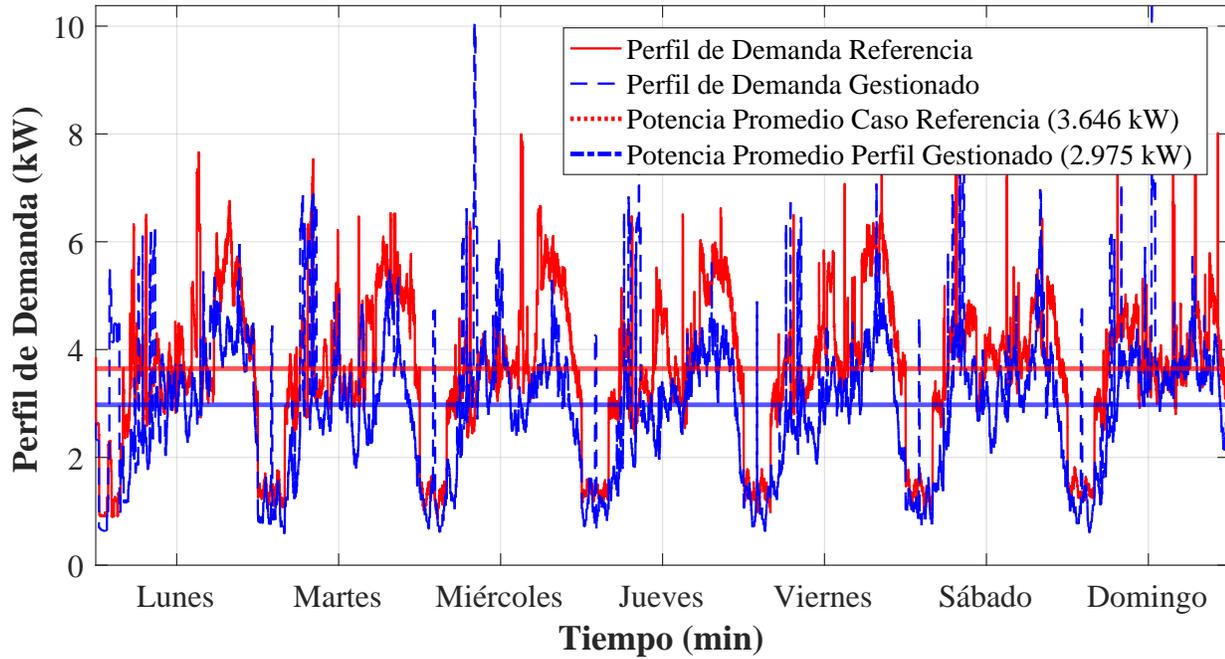


Figura 5-18.: Perfil de demanda agregado para 50 usuarios durante una semana. Fuente: Autor.

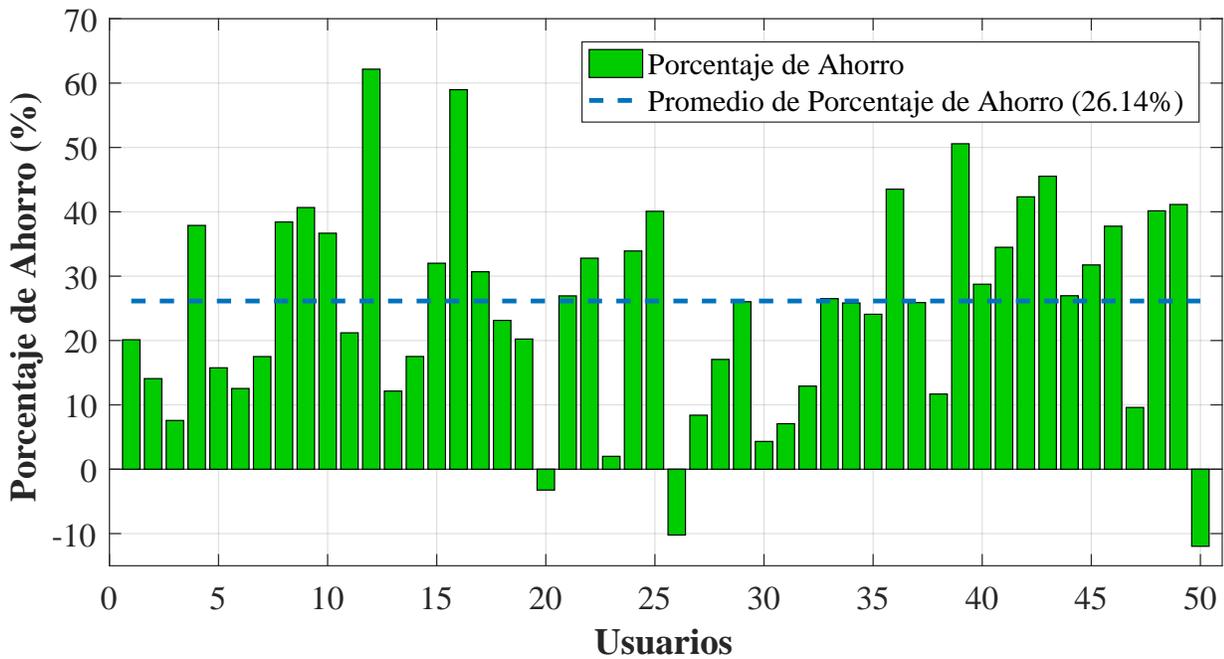


Figura 5-19.: Potencial de Ahorro energético para los 50 usuarios modelados. Fuente: Autor.

El modelo propuesto es altamente susceptible de mejorar en cuanto a la penetración de incentivos y adopción de nuevas estrategias que pueden ser ajustadas según el punto de vista

del agente beneficiario en cada caso (usuarios, ofertantes o reguladores).

### Resumen

La propuesta de este último artículo es evaluar la formación de la opinión de un grupo de usuarios con incentivos no monetarios en sistemas sociales, y eventualmente complementarse apropiadamente con incentivos económicos. Los incentivos sociales son modelados usando dinámicas de opinión y una vez propuestos el sistema de incentivos, pueden ser replicados en diferentes escenarios. Se propone un hipotético programa de Respuesta de la Demanda donde usuarios toman decisiones respecto a adoptar o no diferentes estrategias de gestión de acuerdo con la evolución de su opinión en el entorno (incentivos social u económico) con otros usuarios. Una vez aplicadas las dinámicas de opinión, la decisión de adaptar o no las estrategias propuestas se refleja en el ahorro energético producto de aplicar dichas estrategias.

## 5.3. Resumen Capítulo

En el presente capítulo se han introducido y clasificado las estrategias de Gestión de Demanda como propuesta de ser aplicados en conjunto sobre un modelo de demanda definido.

En el primer artículo se rescata el primer proceso de búsqueda de flexibilidad de demanda directamente sobre tres diferentes electrodomésticos, sin tener en cuenta la presencia de un perfil agregado de la carga del usuario. Sus resultados conllevan a la conclusión de que existe una gran oportunidad energética en gestión de demanda siempre y cuando sea cada vez mas grande la población que adopte las estrategias propuestas.

El segundo artículo aborda el problema matricial de combinaciones de carga (existencia, estrategias y tecnologías) posibles para los usuarios modelados emulando la función de distribución de la población objetivo. Una de las soluciones para este problema fue utilizar la herramienta de optimización llamada “*Knapsack Problem*” donde se aprovecha la inclusión de todas las soluciones posibles del agregado de carga para modelar la población objetivo. En términos de eficiencia la herramienta computacional es muy demorada debido al manejo excesivo de datos, y por tanto se plantea un modelo que aproveche las ventajas de Monte Carlo.

El tercer trabajo está dirigido a explorar las posibilidades de flexibilidad aplicables a un solo usuario y replicables a los demás en distintos escenarios. El potencial de Gestión de Demanda se ve reflejado en el rango de diferencia entre la implementación de todas las estrategias propuestas y no realizar ninguna.

Y finalmente en el último ejemplo se evalúa la formación de la opinión de un grupo de usuarios con incentivos no monetarios en sistemas sociales, y eventualmente complementarse apropiadamente con incentivos económicos. Los incentivos sociales son modelados usando

dinámicas de opinión en un sistema que puede ser replicado en diferentes escenarios. Se propuso un hipotético Programa de Respuesta de la Demanda, donde usuarios toman decisiones respecto a adoptar o no diferentes estrategias de gestión de acuerdo con la evolución de su opinión en la interacción con su entorno, es decir la opinión de otros usuarios. Una vez se analizan las dinámicas de opinión, la decisión de adoptar o no el Programa de RD se ve reflejado en el ahorro energético de su perfil de demanda.

# Bibliografía

- [5.1] Orlando A. González and Andrés Pavas. Evaluación del Potencial de Respuesta de la Demanda a partir de información de Perfiles de Consumo. In *V CIUREE, Congreso Internacional de Uso Racional de la Energía*, Cartagena, 2016.
- [5.2] Orlando Alexander González, Andrés Pavas, Samir Sánchez, Andrés Pavas, and Samir Sánchez. Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales Mediante Acciones de Gestión de Demanda. *UIS Ingenierías*, 10(2):1–8, 2017.
- [5.3] Grupo-PAAS-UN. Proyecto SILICE III. Technical report, Universidad Nacional, Bogotá, Colombia, 2014.
- [5.4] Silvano Martello and Paolo Toth. *Knapsack problems: algorithms and computer implementations*. John Wiley & Sons, Inc., 1990.
- [5.5] Hans Kellerer, Ulrich Pferschy, and David Pisinger. *Knapsack Problems*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1 edition, 2004.
- [5.6] E. Moreno, O. A. Gonzalez, and A. Pavas. Demand flexibility assessment for residential customers. In *2017 IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA)*, pages 1–5, May 2017.
- [5.7] Rainer Hegselmann and Ulrich Krause. Opinion dynamics and bounded confidence: Models, analysis and simulation. *JASSS*, 5(3), 2002.
- [5.8] Andrew J. Perrin and Katherine McFarland. Social Theory and Public Opinion. *Annual Review of Sociology*, 37(1):87–107, aug 2011.
- [5.9] Mateo Cortés, Orlando A. González, Elkin Moreno, Carlos Cusgüen, Eduardo Mojica, and Andrés Pavas. Gestión de demanda en usuarios residenciales evaluando su impacto a través de un modelo de dinámica de opinión. *Revista UIS Ingenierías*, 16(2):281–291, 2017.
- [5.10] Anton V. Proskurnikov and Roberto Tempo. A tutorial on modeling and analysis of dynamic social networks. part i. *Annual Reviews in Control*, pages–, 2017.
- [5.11] Noah E Friedkin and Eugene C Johnsen. Social influence networks and opinion change. *Advances in Group Processes*, 16:1–29, 1999.

- [5.12] Duncan J Watts and Steven H Strogatz. Collective Dynamics of 'Small-World' Networks. *Nature*, 393(6684):440–442, 1998.
- [5.13] Herbert Gintis, Samuel Bowles, Robert Boyd, and Ernst Fehr. *Moral sentiments and material interests: The foundations of cooperation in economic life*. MIT Press, 2005.
- [5.14] Noam Nisan, Tim Roughgarden, Éva Tardos, and Vijay V. Vazirani. *Algorithmic Game Theory*. Cambridge University Press, New York, 2007.
- [5.15] Departamento Administrativo Nacional de Estadística - DANE. ENCUESTA NACIONAL DE CALIDAD DE VIDA - ECV 2016. Technical report, DANE, Bogotá, 2016.

# 6. Conclusiones y recomendaciones

## 6.1. Conclusiones

El modelo de demanda del tipo agregación y no intrusivo desarrollado en la presente investigación, ha permitido evaluar la existencia de un potencial de gestión de demanda aprovechable que depende en gran medida de las estrategias adoptadas, y con cierto grado de certeza entregaron resultados razonables en términos de fines estratégicos como son ahorro de energía, reducción de picos de potencia y desplazamiento de carga.

Se han encontrado al menos dos oportunidades de desarrollo de indicadores sobre perfiles de demanda que pueden definir con mayor facilidad la existencia de un mayor o menor potencial de gestión de demanda. El primero es el porcentaje de disminución de picos de potencia, el cual entrega la proporción del proceso de aplanado de la curva de demanda respecto a la curva base. El segundo es el grado de flexibilidad, el cual en el presente trabajo se ha tratado como la diferencia entre promedios de curvas agregadas antes y después de la aplicación de estrategias de gestión. Son necesarios más indicadores que puedan entregar información eficaz de las posibilidades de un perfil de demanda de ser moldeado con diferentes fines estratégicos.

La investigación ha requerido la inclusión de numerosas herramientas de programación (Procesos estocásticos, Monte Carlo, Optimización, Análisis de Estadísticos) y la mayor cantidad de información propia de la población que se quiere emular. Por tanto un modelo de Gestión de Demanda necesita de evolución constante para abarcar nuevos grupos de usuarios y estrategias que permitan observar nuevas perspectivas en el objeto de evaluar el potencial de gestión aprovechable en cualquier población objeto de estudio.

Los ejemplos de aplicación de gestión de demanda vistos en el Capítulo 5 dentro de los trabajos desarrollados indican cierta similitud de proporción de potencial de gestión en un rango entre un 19 - 25 % de ahorro en energía eléctrica, sobre el consumo base de la población modelada. Lo anterior depende de la cantidad de estrategias adoptadas por los usuarios, y de los electrodomésticos presentes en el hogar sobre los cuales se aplicarían dichas estrategias.

A pesar de que los mayores ahorros de energía por cliente pueden lograrse en los clientes con mayores consumos mensuales, el mayor ahorro de energía agregado para todos los

clientes considerados se logra entre los grupos poblacionales más numerosos, sin importar si el consumo es mayor o menor. Lo anterior permite prever que existe el potencial de gestión al implementar estrategias en los clientes con los consumos mensuales identificados, con lo cual se pueden obtener resultados muy similares al propósito que contempla tener en cuenta toda la población.

En caso de que el consumo mínimo de los electrodomésticos Stand-by no sea controlado, puede alcanzar el 15 % del consumo en la factura mensual, dependiendo del número de dispositivos y tipo de tecnología. Esta oportunidad de gestión con el internet de las cosas y en escenarios de generación distribuida, tiene el reto de optimizar el consumo manteniendo el funcionamiento óptimo de todos los sistemas inteligentes de monitoreo, información y comunicación.

En el proceso de evaluación del potencial de Gestión de Demanda de los perfiles simulados se encontró que la Línea de Referencia Base es necesaria como punto de comparación desde la curva de mejor desempeño con el máximo de estrategias aplicadas. Se ha elegido el percentil promedio de 50 % de la curva mencionada debido a que tiene en cuenta el total de los puntos de la curva, la mitad de los valores se encuentran por encima y por debajo del percentil.

A medida que aumenta el número de electrodomésticos dentro de un perfil de demanda, la flexibilidad de ese perfil también aumenta debido a que cada dispositivo adicional posee una flexibilidad asociada a su consumo y se convierte en una nueva oportunidad de moldear la demanda. Un ejemplo que soporta el anterior argumento puede observarse en las Fig. 5-7 y 5-8, donde los deciles de menor consumo no ofrecen mayor cantidad de electrodomésticos presentes dentro de su consumo y por tanto una oportunidad menor de aprovechar el Potencial de Gestión de Demanda.

## 6.2. Contribuciones

La identificación de acciones o fines estratégicos de gestión de demanda requiere conocer el consumo de energía de un cliente y su perfil de demanda, información muy difícil de encontrar sin la infraestructura necesaria. En la presente trabajo se desarrolló un modelo no intrusivo de demanda, es decir con la menor información necesaria posible sin realizar mediciones directas de la carga en el interior del hogar de los usuarios. El modelo estimó la composición de carga con base en criterios de optimización y en las alternativas sugeridas en la literatura. La cantidad de esquemas de composición de carga es enorme, aún con las aproximaciones propuestas.

Como se ha resumido en el Capítulo 5, existen varios productos de la Tesis de Investigación:

- Ponencia y artículo en memorias del V CONGRESO INTERNACIONAL DE USO RACIONAL Y EFICIENTE DE LA ENERGÍA - CIUREE realizado en Cartagena -

Colombia febrero de 2016.

- Presentación en poster y artículo sometido a publicación (Revista UIS INGENIERÍAS) en el evento CUARTAS JORNADAS IBEROAMERICANAS DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA Y MICRORREDES ELÉCTRICAS INTELIGENTES - RIGMEI en Bucaramanga - Colombia junio de 2016.
- Presentación en poster y artículo sometido a publicación (IEEE Transactions) en el evento POWER ELECTRONICS & POWER QUALITY APLICACIONES - PEPQA en Bogotá - Colombia mayo de 2017.
- Publicación en noticias Ingeniería Universidad Nacional de Colombia de resultados de investigación en artículo titulado: *“Investigación indica cómo ahorrar hasta un 40 % en factura de la luz”*. Enlace: <https://www.ingenieria.bogota.unal.edu.co/noticias/item/1671-investigacion-indica-como-ahorrar-hasta-un-40-en-la-factura-de-la-luz/>
- Artículo sometido para presentación en el evento SIMPOSIO INTERNACIONAL SOBRE CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA - SICEL noviembre de 2017 en Bucaramanga - Colombia.

### 6.3. Trabajos Futuros

Los métodos empleados para escoger la composición de carga de cada cliente representan un reto importante en la identificación de las estrategias de gestión más adecuadas. La exploración mediante métodos de Monte Carlo ofrece una alternativa computacionalmente eficiente.

Las microrredes, especialmente la generación distribuida, deben utilizar la gestión de la demanda para desarrollar, medir y caracterizar el sistema a través del comportamiento de flexibilidad. En la flexibilidad a largo plazo puede ayudar a identificar qué cambios de patrón se pueden aplicar sobre las características de los dispositivos residenciales y el comportamiento del cliente con el objetivo de alcanzar determinados fines estratégicos.

Desde la anterior perspectiva nace la necesidad de inclusión de varios aspectos que pueden ser tratados en el mediano plazo y que podrían de mejorar y ampliar los resultados hasta ahora presentados en la tesis:

Estructurar estrategias que combinen la Gestión de Demanda y energías renovables en campos de redes convencionales y microrredes.

Ampliación de métodos y estrategias a todos los estratos y tipos de usuarios presentes en la ciudad de Bogotá.

Explorar mecanismos de incentivos y subsidios que pudiesen facilitar la introducción de Gestión de Demanda en el ámbito energético nacional de forma natural y no forzada.

Construir modelos de agregación y desagregación de demanda con mucho más detalle que incluya mayor número de dispositivos, características del usuario, perspectivas del agente objetivo; basado en información de trabajo de campo o laboratorio.

# A. Anexo: Análisis Norma NTC 5020

## Refrigeradores

### A.1. Preliminar

El modelo de consumo de la nevera se creó con base en la norma NTC 5020 con el fin de recrear a partir del perfil de potencia, la energía promedio anual permitida para cada tipo de nevera que se comercializa en Colombia. Del análisis propuesto se extraen la potencia y tiempos de ciclo que recomponen minuto a minuto el consumo semanal de energía para 7 tipos de nevera (11 en total) que son agregados dentro del código de MatLab desarrollado. A continuación se describen los conceptos más relevantes de la norma, luego se describen los tipos de nevera contemplados y finalmente se entregan los tiempos de ciclo resultantes del análisis.

### A.2. Descripción

La Norma Técnica Colombiana NTC 5020 establece los consumos de energía de referencia CER, y los rangos de consumo de energía que permitirán clasificar los refrigeradores, refrigeradores-congeladores y congeladores de alimentos de acuerdo a su desempeño energético, especifica el contenido de la etiqueta de consumo de energía para todos los tipos de artefactos de refrigeración doméstica operados por moto compresor hermético cuando se ensayan y clasifican de acuerdo con lo establecido en la NTC 591, comercializados en el país.

### A.3. Definiciones

Desde la norma 5020 se resumen las siguientes definiciones:

**Consumo de Energía:** Consumo de un artefacto durante un periodo de 24 h, trabajando bajo condiciones estables de operación a una temperatura ambiente de +25°C(en el caso de aparatos Clase SN, N y ST<sup>1</sup>) ó +32°C(en el caso de aparatos Clase T<sup>2</sup>) y

---

<sup>1</sup>SN: Clase climática *Templada Extendida* +10 a +32°C.

N: Clase climática *Templado* +16 a +32°C.

<sup>2</sup>T: Clase climática *Tropical* +16 a +43°C

medido bajo condiciones específicas en la NTC 5891.

**Consumo de Energía de Referencia (CER):** Es la recta que relaciona el consumo de energía en kWh/año con el volumen ajustado en litros, y determina el límite superior e inferior de cada rango de consumo de energía.

**Consumos de Energía de Referencia (CER<sub>i</sub>):** Son la relación lineal entre el volumen ajustado expresado en litros y el consumo de energía expresado en kWh/año. Los CER se definen a partir de la Eq. A-1 y se describen en la Tabla A-1.

$$CER_i = m_i * VA + CE_{oi} \quad (A-1)$$

Donde:

CER<sub>i</sub> = iésimo consumo de energía de referencia expresado en kWh/año.

m<sub>i</sub> = pendiente de la recta del iésimo consumo de energía de referencia expresado en kWh/año/litro.

VA = Volumen ajustado en litros.

CE<sub>oi</sub> = consumo de energía para el iésimo consumo de energía de referencia y para un volumen ajustado de cero, expresado en kWh/año.

i = subíndice indicador de cada uno de los diferentes CER, puede tomar los valores de la Tabla A-1.

**Tabla A-1.:** Consumos de energía de referencia *Fuente:* Norma NTC 5020

i	CER <sub>i</sub>	Nombre del CER	m <sub>i</sub>	CE <sub>oi</sub>
0	CER <sub>0</sub>	CER cero	m <sub>0</sub> = 0 m <sub>n</sub> <sup>a</sup>	CE <sub>o0</sub> = 0 CE <sub>on</sub>
1	CER <sub>1</sub>	CER uno	m <sub>1</sub> = 0.675 m <sub>n</sub>	CE <sub>o1</sub> = 0.54 CE <sub>on</sub> <sup>b</sup>
2	CER <sub>2</sub>	CER dos	m <sub>2</sub> = 0.775 m <sub>n</sub>	CE <sub>o2</sub> = 0.62 CE <sub>on</sub>
3	CER <sub>3</sub>	CER tres	m <sub>3</sub> = 0.925 m <sub>n</sub>	CE <sub>o3</sub> = 0.74 CE <sub>on</sub>
4	CER <sub>4</sub>	CER cuatro	m <sub>4</sub> = 1.075 m <sub>n</sub>	CE <sub>o4</sub> = 0.86 CE <sub>on</sub>
5	CER <sub>5</sub>	CER cinco	m <sub>5</sub> = 1.225 m <sub>n</sub>	CE <sub>o5</sub> = 0.98 CE <sub>on</sub>
6	CER <sub>6</sub>	CER seis	m <sub>6</sub> = 1.325 m <sub>n</sub>	CE <sub>o6</sub> = 1.06 CE <sub>on</sub>
∞	CER <sub>∞</sub>	CER infinito	m <sub>∞</sub> = 0 m <sub>n</sub>	CE <sub>o∞</sub> = ∞ CE <sub>on</sub>

<sup>a</sup>Es la pendiente de la recta CER<sub>n</sub>, que a su vez es el consumo de energía de referencia a nivel nacional, expresado en kWh/año

<sup>b</sup>Es el consumo de energía expresado en kWh/año para un volumen ajustado de cero.

**Factor de Ajuste (FA):** Es la razón de la diferencia entre la temperatura ambiente de prueba y la temperatura normalizada de referencia del compartimento de baja

temperatura a la diferencia entre la temperatura ambiente de prueba y el promedio de la temperatura normalizada de operación del compartimiento de alimentos frescos.

**Voluen Ajustado (VA):** Es el volumen bruto del compartimiento de alimentos frescos mas el volumen bruto del compartimiento de baja temperatura multiplicado por el Factor de Ajuste correspondiente (Eq. A-2, detállese también la norma NTC 5891).

$$VA = V \text{ bruto alimentos frescos} + (V \text{ bruto compartimiento baja temperatura} * FA) \quad (A-2)$$

**Rango de consumo de referencia:** Es el consumo de energía que se encuentra entre dos CER consecutivos como lo muestra la Tabla A-2.

**Tabla A-2.:** Rangos de Consumos de energía de referencia. *Fuente:* Norma NTC 5020

Rango	Espacio Rango	Límite Superior (Incluido) (%)	Límite Inferior (%)
A	CER <sub>0</sub> - CER <sub>1</sub>	67.5	0
B	CER <sub>1</sub> - CER <sub>2</sub>	77.5	67.5
C	CER <sub>2</sub> - CER <sub>3</sub>	92.5	77.5
D	CER <sub>3</sub> - CER <sub>4</sub>	107.5	92.5
E	CER <sub>4</sub> - CER <sub>5</sub>	122.5	107.5
F	CER <sub>5</sub> - CER <sub>6</sub>	132.5	122.5
G	CER <sub>6</sub> - CER <sub>∞</sub>	∞	132.5

## A.4. Análisis Diferido de la Norma 5020

Con los datos de las curvas de consumo de cada tipo de nevera según el CER, se recreó el consumo anual para 6 de los 11 tipos de nevera contemplados en la NTC 5020 y para los valores nominales de Volumen Ajustado (100, 150, 200, 250 y 300 lts). El análisis se realizó de acuerdo a los siguientes pasos:

- i. Se determinó el valor de consumo diario de cada tipo de nevera según el volumen ajustado.
- ii. Con el fin de facilitar el modelo de refrigeración se determina que el tiempo de carga es de 30 minutos para todos los tipos de nevera.
- iii. El tiempo de reposo se determina de acuerdo a la eficiencia de la nevera y la energía promedio anual. El semiciclo de reposo es directamente proporcional a la eficiencia de la nevera e inversamente proporcional al número de ciclos diarios.

- iv. A prueba y error se determinan los tiempos de reposo de cada tipo de nevera, tal que el consumo de sus ciclos para cada volumen ajustado fuese menor que el permitido por cada  $CER_i$  como pueden observarse en las Tablas **A-3**, **A-4**, **A-5**, **A-6**, **A-7** y **A-8**.
- v. Los datos resultantes de los ciclos de reposo para el consumo de neveras de refrigeración son usados en el modelo de nevera en MatLab, para los 3 tipos programados: *Refrigerador Convencional - Congelador*, *Enfriador Doméstico* y *Refrigerador No - Frost con Congelador superior o inferior*.

**Tabla A-3.:** Recálculo de duración de ciclos para *Refrigerador Convencional* y *Refrigerador Congelador*

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 100 W	150 L - 110 W	200 L - 120 W	250 L - 120 W	300 L - 130 W
A	229.4	19.1	637.22	30	155	152	149	140	135
B	263.2	21.9	731.11	30	135	132	130	120	118
C	313.9	26.2	871.94	30	113	111	109	100	99
D REF	338	28.2	938.89	30	105	103	101	93	92
E	364.6	30.4	1012.78	30	98	96	94	86	85
F	415.3	34.6	1153.61	30	86	84	83	76	75
G	449.1	37.4	1247.50	30	79	78	77	70	69

**Tabla A-4.:** Recálculo de duración de ciclos para *Enfriador Doméstico*

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 90 W	150 L - 90 W	200 L - 100 W	250 L - 100 W	300 L - 110 W
A	172.98	14.4	480.50	30	164	155	165	157	165
B	197.94	16.5	549.83	30	143	135	144	137	145
C	235.38	19.6	653.83	30	120	114	121	117	122
D REF	255.6	21.3	710.00	30	111	107	111	107	112
E	275.82	23.0	766.17	30	103	97	103	99	104
F	313.26	26.1	870.17	30	90	86	91	87	92
G	338.22	28.2	939.50	30	84	79	84	81	85

**Tabla A-5.:** Recálculo de duración de ciclos para *Refrigerador No Frost con Congelador Superior o Inferior*

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 130 W	150 L - 130 W	200 L - 150 W	250 L - 180 W	300 L - 200 W
A	323.7	27.0	899.17	30	155	138	144	157	161
B	369.1	30.8	1025.28	30	136	121	126	138	141
C	441.7	36.8	1226.94	30	114	101	106	116	118
D REF	478	39.8	1327.78	30	105	94	98	107	109
E	514.3	42.9	1428.61	30	98	87	91	99	101
F	586.9	48.9	1630.28	30	86	77	80	87	89
G	632.3	52.7	1756.39	30	80	71	74	81	82

**Tabla A-6.:** Recálculo de duración de ciclos para *Congelador Vertical - (Descongelamiento Manual)*

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 140 W	150 L - 150 W	200 L - 170 W	250 L - 180 W	300 L - 200 W
A	308.04	25.7	855.67	30	149	147	154	152	158
B	353.12	29.4	980.89	30	130	128	134	133	138
C	420.74	35.1	1168.72	30	109	107	113	111	116
D REF	455.8	38.0	1266.11	30	101	99	104	103	107
E	490.86	40.9	1363.50	30	93	92	97	96	99
F	558.48	46.5	1551.33	30	82	81	85	84	87
G	603.56	50.3	1676.56	30	76	75	79	78	81

**Tabla A-7.:** Recálculo de duración de ciclos para *Congelador Vertical - (No Frost)*

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 110 W	150 L - 120 W	200 L - 130 W	250 L - 150 W	300 L - 150 W
A	236.06	19.7	655.72	30	152	153	154	154	155
B	269.18	22.4	747.72	30	133	134	135	135	136
C	321.36	26.8	892.67	30	112	112	113	113	114
D REF	348.7	29.1	968.61	30	103	104	104	105	105
E	376.04	31.3	1044.56	30	96	96	97	97	97
F	428.22	35.7	1189.50	30	84	85	85	85	86
G	461.34	38.4	1281.50	30	78	78	79	79	79

**Tabla A-8.:** Recálculo de duración de ciclos para *Congelador Horizontal* - (No Frost)

EFIC	ENERGÍA/AÑO (kWh/año)	ENERGÍA/MES (kWh/mes)	ENERGÍA/DÍA (kWh/día)	TIEMPO CARGA (min)	RECÁLCULO CICLOS Volumen - Potencia				
					100 L - 110 W	150 L - 120 W	200 L - 130 W	250 L - 150 W	300 L - 150 W
A	201.3	16.8	559.17	30	152	153	153	154	155
B	231.9	19.3	644.17	30	132	133	133	134	135
C	276.3	23.0	767.50	30	111	111	112	113	113
D REF	300	25.0	833.33	30	102	103	103	104	104
E	323.7	27.0	899.17	30	96	96	96	96	97
F	368.1	30.7	1022.50	30	83	84	84	85	85
G	398.7	33.2	1107.50	30	77	78	78	78	79

## A.5. Resumen

Los modelos resueltos en las Tablas **A-3**, **A-4**, **A-5**, **A-6**, **A-7** y **A-8** son una de las formas de resolver la duración de los ciclos de refrigeración de los electrodomésticos de acuerdo a la Norma 5020. Pueden existir diferencias con los modelos reales, sin embargo cumplen con la energía máxima anual permitida para los volúmenes ajustados evaluados, por tanto son una referencia del comportamiento de los tipos de nevera en el hogar de los usuarios colombianos.

# B. Anexo: Cadenas de Markov

## B.1. Preliminar

Esta herramienta fue utilizada para emular procesos estocásticos en varios tipos de electrodomésticos en la presente investigación, y a continuación a modo de profundización se adjunta en el trabajo un ejemplo de programación repasando sus propiedades más características.

## B.2. Definición

Una cadena de Markov es un modelo probabilístico aplicado a sistemas que exhiben un tipo especial de dependencia: *el estado del sistema en una observación futura  $n + 1$  depende exclusivamente del estado del sistema en la  $n^{\text{th}}$  observación.*

En otras palabras los futuros cambios en los estados del sistema, dependen solo de los estados inmediatamente anteriores. Esto también enfatiza el hecho de que la historia pasada es inmaterial y es completamente ignorada para predecir el futuro.

### B.2.1. Conceptos relacionados

1. **Estado:** Es una condición que puede ser ocupada por el sistema, el cual debe ser real.
2. **Paso:** La acción que toma el sistema para realizar la transición de un estado a otro.
3. **Cualidades:** Una cadena de Markov puede contestar las siguientes preguntas:
  - a) ¿Cuál es la probabilidad incondicional que al paso  $n$  del sistema está ocupando algún estado donde la primera ocupación de este estado ocurre a  $n = 0$ ?
  - b) ¿Cuál es la probabilidad de ir desde el estado  $j$  al estado  $k$  en  $n$  pasos?
  - c) ¿Existe un comportamiento de estado estacionario para una cadena de Markov?

d) Si una cadena de Markov termina cuando alcanza un estado  $k$ , definido como *estado absorbente o estado de la muerte*, entonces ¿cual es el tiempo medio para alcanzar  $k$  (donde termina la cadena) dado que la cadena ha comenzado en algún particular estado  $j$ ?

4. **Espacio de estados:** Un espacio de estados  $SS$  de una cadena de Markov es el conjunto de todos los estados que el sistema puede ocupar, se designa:

$$SS = [S_1, S_2, S_3, \dots, S_N] \quad (\text{B-1})$$

Ningún par de estados pueden ocurrir o ser ocupados simultáneamente; esto se refiere a que las cadenas de Markov sólo son aplicables a sistemas donde el número de estados  $N$ , es finito o contablemente infinito. Otras propiedades son:

$$1 \geq \text{prob}\{S_i\} \geq 0 \quad (\text{B-2})$$

$$\text{prob}\left\{\sum_{i=1}^N S_i\right\} = 1 \quad (\text{B-3})$$

$$\text{prob}\left\{\sum_{i=1}^N S_i\right\} = \sum_{i=1}^N \text{prob}\{S_i\} \quad (\text{B-4})$$

### B.2.2. Matriz de Transición

La matriz de transición para una cadena de Markov es un función dada por la probabilidad de ir desde un estado  $i$  a un estado  $j$  en un paso (o intervalo de tiempo), para cada  $i$  y  $j$ . Puede denotarse por:

$$P_{ij} = \text{prob}\{S_j|S_i\} = \text{prob}\{j|i\} \quad \text{para todo } i \text{ y } j \quad (\text{B-5})$$

$$\mathbf{P} = (p_{ij}) = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ P_{N1} & P_{N2} & \dots & P_{NN} \end{pmatrix} \quad (\text{B-6})$$

Donde  $P_{ij}$  denota la probabilidad de una transición desde un estado  $i$  (Fila) a un estado  $j$  (Columna) en un paso.

### B.2.3. Matriz Estocástica

Una matriz cuadrada  $\mathbf{P}$  es estocástica si satisface las siguientes condiciones:

$$0 \leq P_{ij} \leq 1 \quad (\text{B-7})$$

$$\sum_{j=1}^s P_{ij} = 1 \text{ Para cada fila } i \quad (\text{B-8})$$

## B.3. Propiedades de las Cadenas de Markov

Considerando una colección de variables aleatorias  $X_0, X_1, \dots, X_n$  (Interpretando  $X_n$  como el estado del sistema en el tiempo  $n$ ).

Una cadena de Markov se define de acuerdo a características de:

### B.3.1. Irreducibilidad

Si para cada par de estados  $i$  y  $j$  existe una probabilidad positiva, comenzando por el estado  $i$ , tal que el proceso alguna vez entrará en el estado  $j$ .  $\pi_j$  puede denotarse como la proporción de tiempo donde el proceso se encuentra en el estado  $j$ .

$$\pi_j = \sum_{i=1}^s \pi_i * P_{ij}, \quad j = 1, \dots, s \quad (\text{B-9})$$

$$\sum_{j=1}^s \pi_j = 1 \quad (\text{B-10})$$

$$P\{X_n = j\} = \pi_j \quad (\text{B-11})$$

El término  $\pi_j$  es a menudo llamado como *probabilidades estacionarias de la cadena de Markov*.

**Aplicación MatLab:** El programa desarrollado para la simulación de cualquier cadena de Markov de  $s$  estados se escribe a continuación.

```

1      function [mchain1] = markov1(rnd, rnP0, s, h, n)
2      % Este es el primer ejemplo de cadenas de Markov
3      % rnd = Decide si la matriz de transicion es aleatoria (0) o no(1)
4      % rnP0 = Decide si el vector de condiciones iniciales es ...
           aleatorio o no
5      % s = Numero de estados de la cadena de Markov

```

```

6      % n = Numero de simulaciones cadena de Markov
7      % h = Numero de pasos de la cadena de Markov
8      %-----
9      %MATRIZ ALEATORIA O INGRESADA
10     if rnd == 1;
11     A = [rand(s)];
12     else
13     A=input('Inserte Matriz de estados A (s,s):[, , , ...; , , , ...
14             ....]');
15     for f=size(A,1);c=size(A,2);
16     if f == c;          % Evalua si la matriz es cuadrada
17     fprintf('Matriz transicion (%1.0f , %1.0f)',s,s);
18     else
19     disp('Corrija dimensiones de la matriz');
20     end
21     end
22     % disp(A);
23     %-----
24     % VECTOR DE CONDICIONES INICIALES ALEATORIO O INGRESADO
25     if rnP0 == 1;
26     P0 = [rand(1,s)]
27     else
28     P0=input('Inserte Vector de condicion inicial P0(1,s):[, , , ...
29             ... ,]');
30     for f=size(P0,1);c=size(P0,2);
31     if f == 1;
32     if c == s;
33     fprintf('Vector condiciones iniciales P0(1,%1.0f)',s);
34     else
35     disp('Corrija dimensiones del vector P0');
36     end
37     end
38     end

```

### Ejemplo en MatLab

La matriz de transición generada de forma aleatoria se muestra a continuación:

$$A = \begin{vmatrix} 0,93 & 0,05 & 0,02 & 0,4 & 0,2 & 0,1 \\ 0,1 & 0,1 & 0,4 & 0,4 & 0,8 & 0,1 \\ 0,4 & 0,3 & 0,5 & 0,05 & 0,1 & 0,85 \\ 0,93 & 0,05 & 0,02 & 0,4 & 0,2 & 0,1 \\ 0,1 & 0,1 & 0,4 & 0,4 & 0,8 & 0,1 \\ 0,4 & 0,3 & 0,5 & 0,05 & 0,1 & 0,85 \end{vmatrix}$$

El vector de condiciones iniciales:

$$P0 = [1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6]$$

Para el criterio de irreducibilidad se evalúa o se implementa (3) (dependiendo de si es introducida la matriz o se delega al azar), en el siguiente fragmento de código.

```

1      %SUMA DE FILAS EN MATRIZ DE TRANSICION = 1
2      for j=1:s
3          A(j,:)=A(j,:)/sum(A(j,:));
4      end
5      B = sum(A');
6      C = sum(B')/s;
7      if C==1;
8          fprintf('Se ha generado una matriz de transicion de %1.0f ...
                estados', s);
9      else
10         fprintf('La matriz de transicion de %1.0f ha fallado en su suma ...
                de filas = 1',s);
11     end
12     disp(A);
13     disp(eig(A));
14     %-----
15     % SUMA FILA VECTOR DE CONDICIONES INICIALES = 1
16     P0(1,:)=P0(1,:)/sum(P0(1,:));      %Condiciones iniciales ...
                deben sumar 1

```

### Ejemplo en MatLab

La matriz de transición ajustada es:

$$A = \begin{pmatrix} 0,5471 & 0,0294 & 0,0118 & 0,2353 & 0,1176 & 0,0588 \\ 0,0526 & 0,0526 & 0,2105 & 0,2105 & 0,4211 & 0,0526 \\ 0,1818 & 0,1364 & 0,2273 & 0,0227 & 0,0455 & 0,3864 \\ 0,5471 & 0,0294 & 0,0118 & 0,2353 & 0,1176 & 0,0588 \\ 0,0526 & 0,0526 & 0,2105 & 0,2105 & 0,4211 & 0,0526 \\ 0,1818 & 0,1364 & 0,2273 & 0,0227 & 0,0455 & 0,3864 \end{pmatrix}$$

El vector de condiciones iniciales:

$$P0 = [0,0476 \ 0,0952 \ 0,1429 \ 0,1905 \ 0,2381 \ 0,2857]$$

El código para desarrollo de la cadena de Markov en MatLab se escribe en seguida:

```

1      CONSTRUCCION DE LA CADENA DE MARKOV DE s ESTADOS Y h PASOS
2      mchain1=zeros(s,h); %Matriz de pasos

```

```

3      mchain1(:,1)=P0';
4
5      for l=2:h
6          mchain1(:,l)=(P0*A^(l-1))';
7      end
8      %-----
9      % GRAFICA 1 Y 2
10     disp(P0);
11     t=1:h;
12     d=1:s;
13     figure(1)
14     plot(t,mchain1);
15     %plot(t,It0,t,It1,t,It2,t,It3);
16     title('GRAFICA DE MATRIZ DE PASOS DE CADA ESTADO mchain1');
17     xlabel('Numero de pasos');
18     ylabel('Evolucion de Probabilidad');
19     legend('Estado 1','Estado 2','Estado 3','Estado 4','Estado 5',...
20           'Estado 6','Estado 7','Estado 8','Estado 9','Estado 10',...
21           'Estado 11','Estado 12','Estado 13','Estado 14','Estado 15',...
22           'Estado 16','Estado 17','Estado 18','Estado 19','Estado 20');
23     grid on
24     hold on
25     disp(mchain1);
26     figure(2)
27     plot(d,mchain1(:,1),d,mchain1(:,h));
28     title('VISTA DE PERFIL PASO INICIAL Y PASO FINAL');
29     xlabel('Estados');
30     ylabel('Evolucion de Probabilidad');
31     legend('Paso inicial P0','Paso final h');
32     grid on
33     hold on

```

### B.3.2. Aperiodicidad

Una cadena de Markov irreducible y aperiodica pertenece a uno de las siguientes dos clases:

- i) Cualquiera de los estados son todos transitorios o todos nulos recurrentes, por tanto no existiría una distribución estacionaria.
- ii) Todos los estados son positivamente recurrentes. y tienen periodo  $n = 1$ .

**Aplicación MatLab:** El código desarrollado para la evaluación de la periodicidad de cualquier cadena de Markov de  $N$  estados se escribe a continuación.

```

1      %CRITERIO DE PERIODICIDAD
2      Acum=cumsum(A')';

```

```

3     disp (Acum);
4     SCM=zeros (2*s,n);
5     for i=1:s;
6         SMC (2*i,1) = i;
7     end
8     for j=1:n-1;
9         for i=1:s;
10            SMC (2*i-1, j+1)=rand();
11        end
12    end
13
14    for k=2:n;
15        for l=1:s;
16            as = SMC (2*l,k-1);           % as = Estado anterior
17            ns =[SMC (2*l-1,k)>Acum(as,:)]; % ns = Estado actual
18            SMC (2*l,k)=sum(ns')+1;
19        end
20    end
21    %disp(SMC);
22
23    MCS = zeros (s,n);
24    for l=1:s;
25        MCS (l,:) = SMC (2*l,:);
26    end
27    % disp(MCS);
28    y1 = MCS';
29    % for j=1:s;
30    %     for i=1:n;
31    %         if y1(y1==1)=s;
32    %             y1(y1≠s)=0;
33    %     end
34    % end
35    disp(y1);
36    for j=1:s;
37        for i=1:n;
38            if y1 (i, j)≠j;
39                y1 (i, j)=0;
40            else
41                y1 (i, j)=i;
42            end
43        end
44    end
45    disp(y1);
46    % Criterio de periodicidad para el estado 1 Cps1
47    y2 = y1 (y1(:,1)≠0);
48    Cps1 = zeros (3, size(y2,1));
49    Cps1 (1, :)=y2';
50    for i=2:size(y2,1)

```

```

51     Cps1(2,i)=Cps1(1,i)-Cps1(1,i-1);
52     end
53     disp(Cps1);
54     for i=2:size(y2,1);
55     Cps1(3,i) = gcd(Cps1(2,i-1),Cps1(2,i));
56     end
57     disp(Cps1);
58     figure(3)
59     hist(Cps1(2,:));
60     % axis([0 25]);
61     title('GRAFICA DE PERIODICIDAD Pii ESTADO 1');
62     %Si no aparece 1 es periodica
63     xlabel('Pasos entre estado i y estado j');
64     ylabel('Frecuencia');
65     hold on

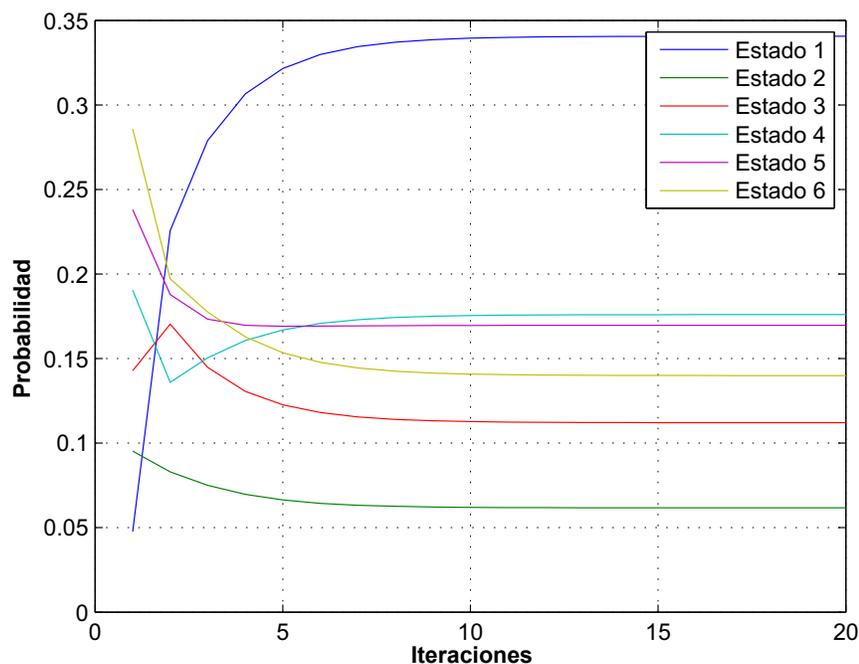
```

### Ejemplo en MatLab:

El vector de probabilidades estacionarias de la Cadena de Markov ajustada anterior es:

$$\pi_{16} = [0,3406 \ 0,0617 \ 0,1121 \ 0,1760 \ 0,1697 \ 0,1399]$$

El desarrollo de los pasos de la cadena de Markov para encontrar ea distribución estacionaria se muestra a continuación en la Fig.B-1



**Figura B-1.:** Ejemplo de la evolución en iteraciones de una Cadena Markov

La Fig. B-2 muestra el primer paso (condiciones iniciales) y el último paso (vector de distribución estacionaria) de la cadena de Markov del ejemplo dado anteriormente.

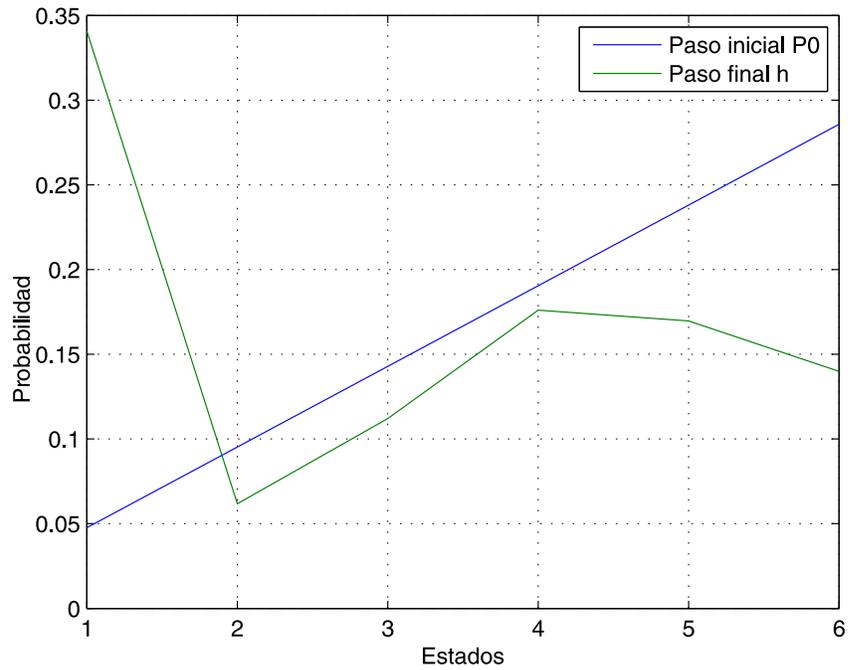


Figura B-2.: Pasos inicial y último para el ejemplo de Cadena de Markov

La Fig. B-3, muestra la frecuencia de aparición de cada uno de los estados para la cadena de Markov del ejemplo dado, con 10000 realizaciones o simulaciones.

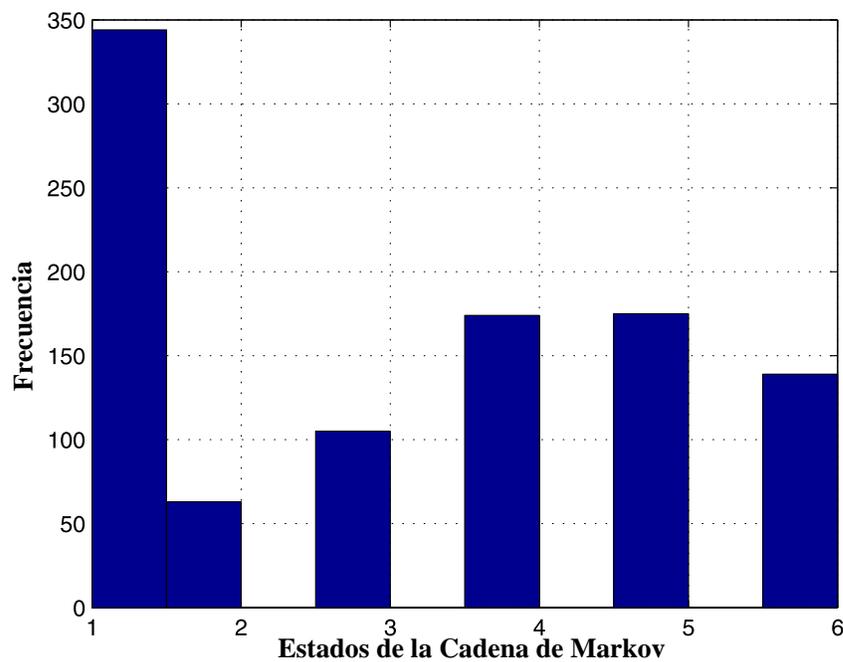


Figura B-3.: Posición de Frecuencia de estados (N) para el ejemplo de la Cadena de Markov luego de 10000 iteraciones.

La Fig. B-4, muestra el periodo (n) entre las veces que aparece el estado 1 para la cadena de Markov del ejemplo dado, con 10000 realizaciones o simulaciones.

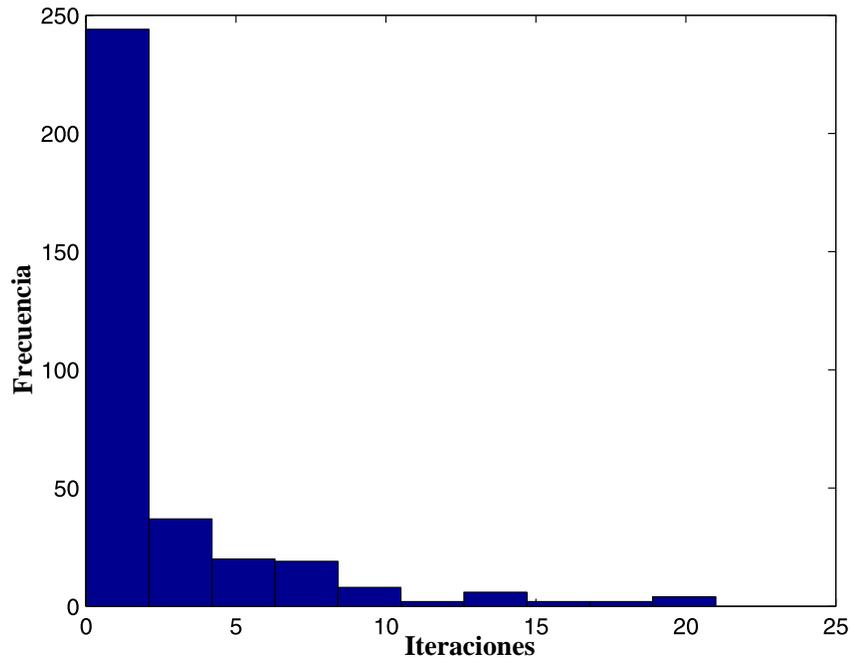


Figura B-4.: Frecuencia de repetición periodo (n) Estado 1 ejemplo de Cadena de Markov.

### B.3.3. Reversibilidad

Cuando un estado inicial es elegido de acuerdo a las probabilidades  $\{\pi_j\}$ , comienza con cualquier secuencia temporal de estados tal que alcanza la distribución estacionaria hacia adelante o hacia atrás.

$$\pi_i * P_{ji} = \pi_j * P_{ij} \quad \text{Para todo } i \neq j \quad (\text{B-12})$$

**Aplicación MatLab:** El código que evalúa esta condición de reversibilidad se muestra a continuación.

```

1      %CRITERIO DE REVERSIBILIDAD
2      Dstat=mchain1(:,h)'; %Dstat = Distribucion estacionaria
3      disp(Dstat);
4      disp(A);           %A = Matriz de transicion ajustada
5      Matrev = zeros(s); % Matrev = Matriz resultados para chequeo ...
        visual
6      for i=1:s;
```

```
7     Matrev(i,:) = Dstat(1,i)*A(i,:);
8     end
9     disp(Matrev);
10    a=isequal(Matrev,Matrev'); % Evalua si la matriz es simetrica
11    % o igual a su transpuesta, por tanto
12    % es reversible
13    if a==1; %Concepto matriz simetrica A=A'
14    fprintf('Lucky matriz de transicion reversible de %1.0f ...
15            estados', s);
16    else a==0;
17    fprintf('Unfortunately the transition matrix of %1.0f estates ...
18            is not reversible',s);
19    end
```

# C. Anexo: Algoritmo METROPOLIS - HASTINGS

## C.1. Preliminar

El algoritmo de *Metropolis Hastings* es otra herramienta que realiza el muestreo de cualquier función de distribución y que se ha propuesto como parte de una solución más eficaz en el reto de emular la composición de carga de los usuarios de acuerdo a los datos de su función de de distribución. En seguida se desarrolla el algoritmo desde su descripción y en un ejemplo sencillo se muestra cómo implementar el algoritmo para una función de distribución bimodal.

## C.2. Definición

El algoritmo de *Metropolis Hastings* es el ejemplo mas popular del método Cadenas de Markov - Monte Carlo (MCMC). El problema básico que resuelve es el de entregar un método de muestreo desde alguna distribución genérica  $P_x$ . La intención en muchos casos es es generar números aleatorios desde esa distribución,  $x \sim P(x)$ .

Una gran ventaja de este método es el no necesitar calcular la distribución  $P(x)$  completamente, cuando tienen diferentes expresiones que sólo son desarrollables con métodos numéricos.

### C.2.1. Ejemplo

Para una función de distribución bimodal en la Eq. C-1 donde el término del denominador es una integral que puede no tenerse en cuenta en este proceso del algoritmo, debido a que se conoce que la función es constante.

$$P(x) = \frac{(1/\sqrt{2\pi}) * \{\exp(-1,2 * (x - (3,2))^2) + \exp(-1,2 * (x - (5,6))^2)\}}{\int_{-\infty}^{\infty} (\exp(-1,2 * (x' - (3,2))^2) + \exp(-1,2 * (x' - (5,6))^2)) dx'} \quad (C-1)$$

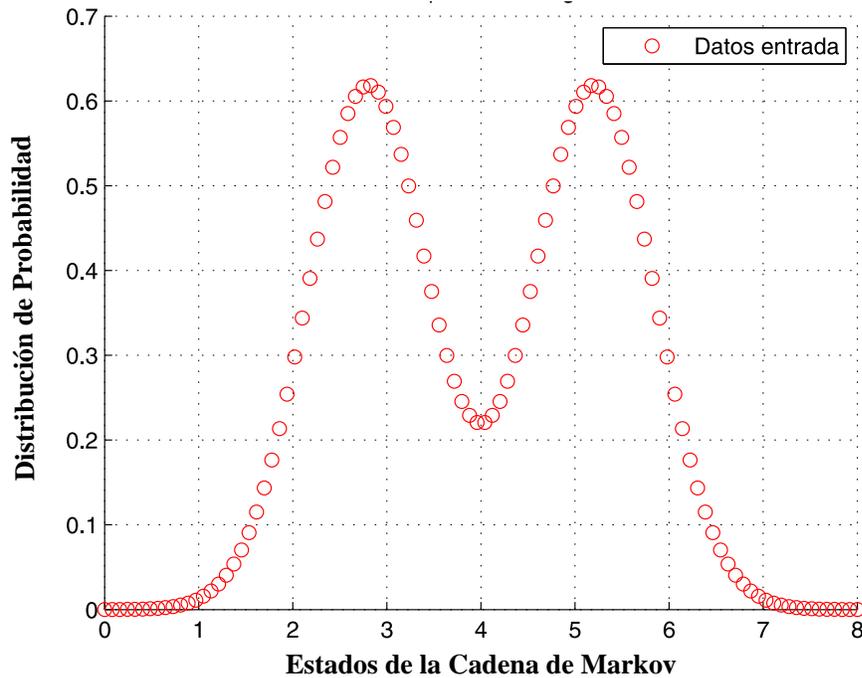


Figura C-1.: Gráfica de Función de Distribución Bimodal

Únicamente resulta importante que sean directamente proporcionales (Eq. C-2) para el algoritmo *Metropolis Hastings*:

$$P(x) \propto (1/\sqrt{2 * \pi}) * (\exp(-1,2 * (x - (3,2)).^2) + \exp(-1,2 * (x - (5,6))^2)) \quad (\text{C-2})$$

### C.3. Proceso de funcionamiento:

El algoritmo define una cadena de Markov para posibles valores de  $x$ , de tal manera que la distribución estacionaria ( $\pi$ ) de la cadena de Markov se en efecto  $P(x)$ . Es así como se usa una cadena de Markov para generar una secuencia de valores de  $x$ , denotada  $(x_0, x_1, x_2, \dots, x_n)$ , tal que cuando  $n \rightarrow \infty$  se pueda garantizar que  $x_n \sim P(x)$  Fig. C-1.

*Primera Función MatLab*: Para dibujar la Fig. C-1 se genera el siguiente código en el programa para dos distribuciones objetivo que deben alternarse con % cuando quieren intercambiarse.

```

1     function [probX] = distObj(x)
2     % Distribuci\ 'on objetivo 1
3     probX = (1/sqrt(2*pi)) * (exp(-1.2*(x-(2.8)).^2) + ...
4         exp(-1.2*(x-(5.2)).^2));
5     % Distribuci\ 'on objetivo 2
6     % probX = exp(-x.^2).*(4+sin(x*7)+sin(x*4));

```

El algoritmo funciona de la siguiente manera, suponiendo la Cadena de Markov en un estado

actual  $x_n$ , se debe generar un siguiente estado  $x_n + 1$ , lo que conlleva a los procesos.

El primer proceso es generar un candidato llamado  $x^*$ , generado desde la distribución propuesta que se denota  $Q(x^* | x_n)$  que depende del estado actual de la cadena de Markov  $x_n$ . El candidato se genera a partir de una distribución uniforme.

$$x^* | x_n \sim \text{Uniforme}(x_n) \quad (\text{C-3})$$

El segundo proceso se refiere al criterio de acierto ( $\text{Accprob}(x_n \rightarrow x^*)$ ), que se reduce en la siguiente ecuación.

$$\text{Accprob}(x_n \rightarrow x^*) = \min \left( 1, \frac{P(x^*)}{P(x_n)} \times \frac{Q(x_n | x^*)}{Q(x^* | x_n)} \right) \quad (\text{C-4})$$

*Segunda Función MatLab:*

```

1  function [x1,a] = MHstep(x0)
2  % x1 = Punto siguiente generado por la funcion
3  % x0 = Punto actual
4  xp = random('unif',0,8,1); % Genera un candidato desde
5  distribucion Uniforme
6  accprob = distObj(xp)/distObj(x0); % Probabilidad acierto
7  u = rand(); % Numero aleatorio uniforme
8  if u <= accprob;
9  x1 = xp; % Nuevo punto de prueba
10 a = 1; % Nivel de acierto
11 else
12 x1 = x0; % Criterio detener el algoritmo
13 a = 0; % Termina la simulacion del algoritmo
14 end
15 end

```

De la ecuación (14) se debe tener en cuenta que: a) La relación  $\frac{P(x^*)}{P(x_n)}$  no depende de la constante para la distribución  $P(x)$ , la integral u otros términos en la función son irrelevantes.

$$\frac{P(x^*)}{P(x_n)} = \frac{(1/\sqrt{2\pi}) * (\exp(-1,2(x^* - (2,8))^2) + \exp(-1,2(x^* - (5,2))^2))}{(1/\sqrt{2\pi}) * (\exp(-1,2(x_n - (2,8))^2) + \exp(-1,2(x_n - (5,2))^2))} \quad (\text{C-5})$$

La segunda expresión o término  $\frac{Q(x_n | x^*)}{Q(x^* | x_n)}$  en el numerador describe la probabilidad de generar un  $x^*$  como el candidato dado que el estado actual es  $x_n$ , y viceversa; que al fin del proceso resultan iguales y la relación resulta  $\frac{Q(x_n | x^*)}{Q(x^* | x_n)} = 1$ .

Una vez obtenido el candidato  $x^*$  y calculado la probabilidad de acierto se acepta ( $x_{n+1} = x^*$ )

o se rechaza ( $x_{n+1} = x_n$ ), dependiendo de una variable uniformemente distribuida entre 0 y 1  $u$ :

$$x_{n+1} = \begin{cases} x^* & \text{if } u \leq \text{Accprob}(x_n \rightarrow x^*) \\ x_n & \text{if } u \geq \text{Accprob}(x_n \rightarrow x^*) \end{cases} \quad (\text{C-6})$$

*Tercera Función MatLab:*

```

1  function [X,acc] = MHsimple(lag,nsamp,x)
2  % Ejemplo: MHsimple(1,1000,-1)
3  % lag = Iteraciones entre muestras sucesivas
4  % nsamp = Numero de muestras a dibujar
5  % x = Punto de inicio
6  X = zeros(nsamp,1); % Muestras tomadas desde la cadena de Markov
7  acc = [0 0]; % Vector de nivel de aceptacion
8  for i = 1:nsamp;
9  for j = 1:lag;
10 [x,a] = MHstep(x,sig); % Itera la cadena un paso a la vez
11 acc = acc + [a 1]; % Estado de acierto - rechazo
12 end
13 X(i) = x; % Guarda el ith muestra
14 end
15 %-----
16 % Distribucion objetivo 1
17 % t = linspace(-3,3);
18 % c = @(x) exp(-x.^2).*(2+sin(x*3)+sin(x*2));
19 % C = quad(c,-3,3);
20 % edges = linspace(-3,3,20);
21 %[x,a] = MHstep(x,sig);
22 % Distribucion objetivo 2
23 t = linspace(0,8);
24 c = @(x) (1/sqrt(2*pi)) * (exp(-1.2*(x-(-1.2)).^2) + ...
25     exp(-1.2*(x-(1.2)).^2));
26 C = quad(c,0,8);
27 edges = linspace(0,8,20);
28 %-----
29 probX = distObj(t);
30 figure(1)
31 % x_actual = load(X);
32 cant_dat = length(X);
33 [X edges] = hist(X,edges);
34 bar(edges, X/sum(X'));
35 hold on
36 disp(X)
37 plot(t,probX/C,'or');

```

```
37 title('Metropolis - Hastings')
38 xlabel('Datos en estados')
39 ylabel('Distribuciones de Probabilidad')
40 legend('Datos entrada','Distribución Objetivo')
41 grid
42 hold on
43 end
```

## C.4. Resultado Función Objetivo:

El anterior código emula finalmente la función de distribución objetivo en la gráfica de la Fig. C-2.

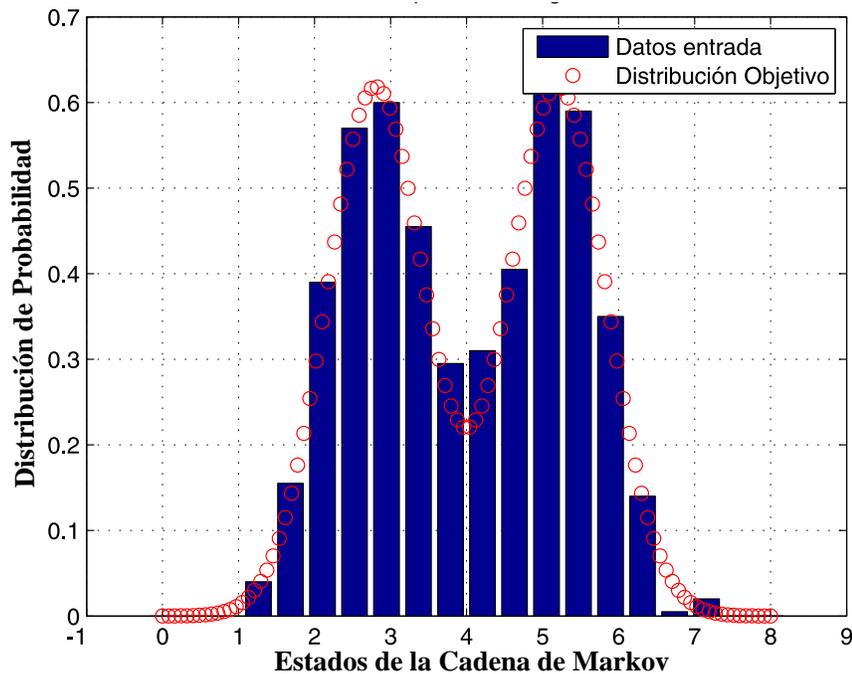


Figura C-2.: Gráfica algoritmo Metrópolis - Hastings para una función bimodal con 1000 iteraciones

# D. Anexo: Código de programación para modelos de electrodomésticos en MatLab

A continuación cada uno de los tipos de electrodomésticos son modelados de acuerdo con la ayuda de funciones programadas en MatLab. Dentro de cada código existen 2 tipos de anotaciones que guían al lector:

- *Inicial*: Describe las variables de entrada que deben ser introducidas para cada función.
- *Guía*: Describe el objetivo de ciertos pasos dentro del código para mayor comprensión de los procesos estocásticos adoptados.

## D.1. Nevera NTC 5020

```
1  % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de una nevera NTC 5020
2  % Tnev = Tipo de nevera
3  %   1 = Refrigerador convencional (Descongelamiento manual)
4  %   2 = Refrigerador congelador (Descongelamiento automatico)
5  %   3 = Enfriador domestico (Sin compartimiento de baja temperatura)
6  %   4 = Refrigerador sin escarcha (descongelamiento automatico, ...
7  %       congelador superior o inferior)
8  % VA = Volumen ajustado,
9  % Volumen de la etiqueta \ 'o ' = Suma Vol Refrigerador+ Vol ...
10 %       Congelador*factor ajuste
11 %   = 100
12 %   = 150
13 %   = 200
14 %   = 250
15 %   = 300
16 % Efc = Letra 'X' define nivel de CER NTC 2050
17 %   = 'A' => Mayor eficiencia
18 %   = 'B'
19 %   = 'C'
20 %   = 'D' => Referencia
```

```

19 %     = 'E'
20 %     = 'F'
21 %     = 'G' ==> Menor eficiencia
22 % T = Temperatura nominal de trabajo para el refrigerador
23 %     = 2Â°C ==> 30 min Compresor
24 %     = 4Â°C ==> 26 min Compresor
25 %     = 6Â°C ==> 22 min Compresor
26 % PfN = Distribuci\on cantidad aperturas puerta refrigerador
27 %     = 1 ==> 15 aperturas en promedio
28 %     = 2 ==> 20 aperturas en promedio
29 %     = 3 ==> 25 aperturas en promedio
30 % n = N\umero de simulaciones a realizar
31 % g = 1 se desea ver gr\'afica individual
32 %% SELECCI\ON DE LA EFICIENCIA DE LA NEVERA
33 % Refrigerador convencional \o refrigerador congelador con ...
    descongelamiento
34 % autom\'atico
35 if Tnev==1
36     if VA==100
37         PWNeV=100;
38     else if VA==150
39         PWNeV=110;
40     else if VA==200
41         PWNeV=120;
42     else if VA==250
43         PWNeV=120;
44     else if VA==300
45         PWNeV=130;
46     else
47         error('No estÃn programados otras opciones en ...
                volumen')
48     end
49     end
50     end
51     end
52 end
53 if Efc=='A'
54     tcic=146;
55 else if Efc=='B'
56     tcic=127;
57 else if Efc=='C';
58     tcic=106;
59 else if Efc=='D';
60     tcic=99;
61 else if Efc=='E';
62     tcic=92;
63 else if Efc=='F'
64     tcic=81;

```

```
65         else if Efc=='G'
66             tcic=75;
67         else
68             error('Verifique valor CER de eficiencia')
69         end
70     end
71 end
72 end
73 end
74 end
75 end
76 else if Tnev==2
77     if VA==100
78         PWNev=130;
79     else if VA==150
80         PWNev=130;
81     else if VA==200
82         PWNev=150;
83     else if VA==250
84         PWNev=180;
85     else if VA==300
86         PWNev=200;
87     else
88         error('No estan programados otras opciones ...
89             en volumen')
90     end
91 end
92 end
93 end
94 if Efc=='A'
95     tcic=151;
96 else if Efc=='B'
97     tcic=132;
98 else if Efc=='C';
99     tcic=111;
100 else if Efc=='D';
101     tcic=103;
102 else if Efc=='E';
103     tcic=95;
104 else if Efc=='F'
105     tcic=84;
106 else if Efc=='G'
107     tcic=78;
108 else
109     error('Verifique valor CER de ...
110         eficiencia')
111 end
```

```
111         end
112     end
113 end
114 end
115 end
116 end
117 else if Tnev==3
118     if VA==100
119         PWnev=90;
120     else if VA==150
121         PWnev=90;
122     else if VA==200
123         PWnev=100;
124     else if VA==250
125         PWnev=100;
126     else if VA==300
127         PWnev=110;
128     else
129         error('No estan programados otras ...
130             opciones en volumen')
131     end
132 end
133 end
134 end
135 if Efc=='A'
136     tcic=161;
137 else if Efc=='B'
138     tcic=141;
139 else if Efc=='C';
140     tcic=119;
141 else if Efc=='D';
142     tcic=110;
143 else if Efc=='E';
144     tcic=101;
145 else if Efc=='F'
146     tcic=89;
147 else if Efc=='G'
148     tcic=83;
149 else
150     error('Verifique valor CER de ...
151         eficiencia')
152 end
153 end
154 end
155 end
156 end
```

```
157         end
158     else
159         error('No existen programados mas tipos de Nevera NTC 5020')
160     end
161 end
162 end
163 %% SELECCI\ 'ON TIEMPOS DE CARGA Y REPOSO COMPRESOR
164 if T == 2;
165     tc = 30;
166 else if T == 4;
167     tc = 27;
168 else if T == 6;
169     tc = 24;
170 else
171     disp('Falta revisar frecuencia trabajo nevera para esa Temp);
172 end
173 end
174 end
175 %% SELECCI\ 'ON DE COMPORTAMIENTO APERTURA DE PUERTAS
176 if PfN == 1;
177     Pap = 15;           % Promedio de apertura de puertas
178 else if PfN == 2;
179     Pap = 20;           % Promedio de apertura de puertas
180 else if PfN ==3;
181     Pap = 25;           % Promedio de apertura de puertas
182 else
183     error('No existen otros habitos de apertura de puerta ...
184           programados')
185 end
186 end
187 %% MODELAMIENTO DE LOS CICLOS
188 day = 1440;
189 week = 7*day;
190 m=7*n;
191 tper = 3;           % Tiempo de recuperacion de energia por apertura de puerta
192 rep = tcic-tc;     % Tiempo de espera entre cargas
193 iec = floor(tc/tcic); % Relacion ciclo
194 cpd = ceil(day/tcic)+1; % Relacion ciclos minimos en un dia
195 Mciclo=[];
196 for j=1:m
197     c=poissrnd(Pap);
198     Ap = sort(poissrnd((480*(randi(3,c,1)-1)+300),c,1)); % Genera tiempo y ...
199           cantidad aperturas en un dia
200     Ap(:,2) = ceil(Ap(:,1)/tcic); % Genera ciclo donde se realiza ...
201           la apertura
202     Ap1=tabulate(Ap(:,2)); % Tabula cantidad aperturas ...
203           para cada ciclo
```

```

201 Ap1=Ap1(:,1:2);
202 Ap1=[Ap1;Ap1(end,1)+1,0;Ap1(end,1)+2,0;...
203     Ap1(end,1)+3,0;Ap1(end,1)+4,0;Ap1(end,1)+5,0;...
204     Ap1(end,1)+6,0;Ap1(end,1)+7,0;Ap1(end,1)+8,0;...
205     Ap1(end,1)+9,0;Ap1(end,1)+10,0;Ap1(end,1)+11,0;Ap1(end,1)+12,0];
206 ciclo=[];
207 for l = 1:cpd
208     s=rand(1,Ap1(l,2));
209     s(s<iec)=1;s(s≠1)=0;
210     car=ones(tc+tper*sum(s,2),1);
211     desc=zeros(rep-tper*(Ap1(l,2)-sum(s,2)),1);
212     ciclo=[ciclo;car;desc];
213 end
214 Mciclo=[Mciclo;ciclo];
215 end
216 Mciclo=Mciclo(1:n*week);
217 PfsNev=reshape(Mciclo,week,n);
218 PNev = PWNev*PfsNev;
219 PNevfmp=sort(0.016666667*sum(PNev));
220 if g==1
221     figure(1)
222     subplot(2,2,1)
223     plot(PNev(1:1440),'-r')
224     title('Demand Profile ')
225     xlabel('Time (min)');
226     ylabel('Profile Shape (W)')
227     grid
228     hold on
229
230     subplot(2,2,2)
231     a = (mean(PNev,2));
232     stem(a(1:1440),'-*b');
233     title('Perfil Nevera NTC');
234     xlabel('Un día 1440 min')
235     ylabel('Perfil de Consumo')
236     grid
237     hold on
238
239     subplot(2,2,3)
240     if PfN == 1;
241         plot(4.2*PNevfmp/1000, (1:(size(PfsNev,2)))/(size(PfsNev,2)),'-g');
242     else if PfN == 2;
243         plot(4.2*PNevfmp/1000, (1:(size(PfsNev,2)))/(size(PfsNev,2)),'-b');
244     else
245         plot(4.2*PNevfmp/1000, (1:(size(PfsNev,2)))/(size(PfsNev,2)),'-r');
246     end
247     end
248     title('Masa de Funcion de Probabilidad');

```

```

249 xlabel('kWh/mes Adicional a la Factura')
250 ylabel('% Funcion de Probabilidad')
251 grid on
252 hold on
253 else
254     disp('No genera grafica')
255 end
256 disp('Fin perfil Nevera 3')
257 end

```

## D.2. Luminaria de Corto Uso

```

1 function [PfLum2OC] = perflum2OC(PWL2OC,Pf2OC,n,g)
2 % La funcion perflum2OC.m permite modelar el comportamiento de una
3 % luminaria de 2 orden de consumo, como banos, pasillos, escaleras, entrada
4 % principal, garajes, etc.
5 % PWL2OC = Potencia de la luminaria
6 %     Inc - Halo = 60W promedio
7 %     CFL = 25W Promedio
8 %     LED = 10W Promedio
9 % Pf2OC = Usos del bano al d\`ia (Familia 4 miembros = 20 usos diarios)
10 %     = 1 30 usos diarios promedio no mÃ¡s de 10 min
11 %     = 2 20 usos diarios promedio no mÃ¡s de 10 min
12 %     = 3 10 usos diarios promedio no mÃ¡s de 10 min
13 % n = numero de simulaciones de una semana
14 % g = grafica del perfil de consumo
15 %% Usos al dia de la luz en banos
16 if Pf2OC==1           % 30 usos diarios
17     lambda=1/96;
18     pot=0.1;
19 else if Pf2OC==2     % 20 usos diarios
20     lambda=1/192;
21     pot=0.2;
22     else if Pf2OC==3 % 10 usos diarios
23         lambda=1/240;
24         pot=0.9;
25     else
26         disp('No existen mas opciones de perfil')
27     end
28 end
29 end
30 %% Generamos un bucle para estimar el uso de la luminaria durante el dia
31 % para la probabilidad de un evento cada vez que lanzamos los dados.
32 Tmaxd=1440;
33 m=7*n;

```

```

34 Tmax=7*Tmaxd;
35 Ub=zeros(Tmaxd,m);
36 for j=1:m
37 X(1)=floor(exprnd(1/lambda))+100; % generamos el tiempo del 1er suceso ...
    limitando probabilidad en la noche (+100)
38 i=1;
39 while X(i) < Tmaxd; % en el bucle while acumulamos los sucesos
40 % que se van produciendo a lo largo del
41 % intervalo [0,Tmax)
42 X(i+1)=X(i)+floor(exprnd(1/lambda));
43 i=i+1;
44 end
45 X(i)=Tmaxd;
46 X=X(:,1:find(X==Tmaxd,1));
47 % Conformacion de perfil diario de uso luminaria de 2o orden en consumo
48 for k=1:i-1
49     Ub(X(k)+1,j)=1;
50 end
51 end
52 Ubsem=reshape(Ub,Tmax,n);
53 %% PROGRAMACION DE DURACION DE LOS EVENTOS VA EXPONENCIAL
54 % Hasta ahora Ubsem tiene la cantidad de usos de la luminaria durante la
55 % semana, distribuidos exponencialmente a lo largo de cada dia.
56 %El siguiente paso consiste en adjudicarle un tiempo concreto a cada uso.
57 for l=1:n*Tmax
58     if Ubsem(l)==1
59         p=1;
60         while Ubsem(l)==1&&l<n*Tmax
61             x=rand(1);
62             Ubsem(l+1)=(x<exp(-pot*p))*1;
63             l=l+1;
64             p=p+1;
65         end
66     end
67 end
68 PfLum2OC=PWL2OC*Ubsem;
69
70 if g==1
71     figure(1)
72     subplot(2,2,1)
73     title('T\itulo del gr\'afico')
74     xlabel('Etiqueta del eje x')
75     ylabel('Etiqueta del eje y'),
76     plot(PfLum2OC(1:Tmaxd,n),'r');
77     title('Perfil Luminaria Ba\~no o ...
        escalera','FontName','Arial','FontSize',14);
78     xlabel('Tiempo (min)','FontName','Arial','FontSize',14);
79     ylabel('Potencia (W)','FontName','Arial','FontSize',14);

```

```

80     axis([1,Tmaxd,0,(1.2*PWL2OC)]);
81     grid
82     hold on
83
84     subplot(2,2,2)
85     a=(mean(PfLum2OC,2)/1000);
86     plot(a,'-b');
87     title('Promedio Simulaciones Luminaria Ba\~no');
88     xlabel('Un d\~ia (min)');
89     ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
90     grid
91     hold on
92
93     subplot(2,2,3)
94     if Pf2OC == 1;
95         plot(4.2*sort(sum(PfLum2OC)/60)/1000,(1:n)/n,'-r');
96     else if Pf2OC == 2;
97         plot(4.2*sort(sum(PfLum2OC)/60)/1000,(1:n)/n,'-b');
98     else
99         plot(4.2*sort(sum(PfLum2OC)/60)/1000,(1:n)/n,'-g');
100    end
101    end
102    title('Funci\~on de Probabilidad');
103    xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
104    ylabel('% Funcion de Probabilidad')
105    grid on
106    hold on
107
108    subplot(2,2,4)
109    plot(PfLum2OC(:,n),'-b')
110    title('Perfil semanal');
111    xlabel('Semana (min)')
112    ylabel('Perfil Potencia (kW)')
113    axis([1,Tmax,0,1.2*PWL2OC]);
114    grid on
115    hold on
116 else
117     disp('No genera gr\~afica')
118 end
119 disp('Fin perfil Luminaria2OC')
120 end

```

### D.3. Luminarias Zona Comun

```

1 function [PLm2] = luminaria2(PWl2,PfL2,n,g)

```

```

2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de una luminaria estandar
3 % para una semana.
4 % PLm2 = Perfil de la luminaria 2
5 % PW12 = Potencia de consumo de la luminaria
6 %     Inc - Halo = 60W promedio
7 %     CFL = 25W Promedio
8 %     LED = 10W Promedio
9 % Pfl2 = Duracion uso de la luminaria zona comun
10 %     = 1 4 horas diarios promedio
11 %     = 2 6 horas diarios promedio
12 %     = 3 8 horas diarios promedio
13 % n = Numero de simulaciones a realizar
14 % g = 1 se desea ver grafica individual
15 %-----
16 % Matrices de Transicion
17 if Pfl2 == 1;           % 4 horas diarias
18     p1 = 0.001; q1 = 0.999;           % Off
19     p2 = 0.99; q2 = 0.02;           % On
20 else if Pfl2 == 2;    % 6 horas diarias
21     p1 = 0.001; q1 = 0.999;           % Off
22     p2 = 0.9; q2 = 0.02;           % On
23     else                % 7 horas diarias
24         p1 = 0.001; q1 = 0.999;           % Off
25         p2 = 0.77; q2 = 0.3;           % On
26     end
27 end
28 % p3 = 0.9; q3 = 0.8;
29 %% Valoracion vector de estado estacionario
30 % mt1 = [1-p1 p1 ;q1 1-q1];           % Matriz transicion apagado
31 % mt2 = [1-p2 p2 ;q2 1-q2];           % Matriz transicion encendido
32 % % mt3 = [1-p3 p3 ;q3 1-q3]
33 % VEE1 = [q1/(p1+q1) p1/(p1+q1)];     % Vector de Estado Estacionario
34 % VEE2 = [q2/(p2+q2) p2/(p2+q2)];
35 % % VEE = [q/(p+q) p/(p+q)];
36 %-----
37 % Tramos del dia simulacion de la Cadena Markov
38 ha = 240;           % ha = Tramo 12 - 4 am
39 hb = 180;           % hb = Tramo 4 - 7 am
40 hc = 630;           % hc = Tramo 7 am - 5:30 pm
41 hd = 390;           % hd = Tramo 5:30 pm - 12 m
42 Pb2a = rand(hc,n);
43 Pb = rand(1,n); Pb(Pb>0.5)=1; Pb(Pb≠1)=0;
44 Pb2a(1,:) = Pb;
45 for i=2:hc;
46     for j=1:n;
47         if Pb2a(i-1,j)==1;
48             if Pb2a(i,j)<p1;
49                 Pb2a(i,j)=1;

```

```

50         else
51             Pb2a(i, j)=0;
52         end
53     else
54         if Pb2a(i, j)<q1;
55             Pb2a(i, j)=0;
56         else
57             Pb2a(i, j)=1;
58         end
59     end
60 end
61 end
62 Pb2b = rand(hd, n);
63 Pb2b(1, :)=Pb;
64 for i=2:hd;
65     for j=1:n;
66         if Pb2b(i-1, j)==1;
67             if Pb2b(i, j)<p2;
68                 Pb2b(i, j)=1;
69             else
70                 Pb2b(i, j)=0;
71             end
72         else
73             if Pb2b(i, j)<q2;
74                 Pb2b(i, j)=0;
75             else
76                 Pb2b(i, j)=1;
77             end
78         end
79     end
80 end
81 diaes=[Pb2a(1:ha, :);Pb2b(1:hb, :);Pb2a;Pb2b];
82 diafs=[Pb2a(1:ha, :);Pb2b;Pb2a;Pb2b(1:hb, :)];
83 week = [diaes;diaes;diaes;diaes;diaes;diafs;diafs];
84 PLm2=PWl2*week;           % Pb2 = Potencia
85 %size(PLm2);
86 % A=mean(sum(diaes)/60);           % A = Promedio horas de uso diario
87 % Energia de uso diario, suma la de cada minuto durante la semana
88 Pb2fn=sum(PLm2)/60;
89 Pb2fmp=sort(Pb2fn);
90 Tmax=size(PLm2, 1);
91 % CamIllum = sum(week)/60; % Minutos a horas
92 if g==1
93     figure(1)
94     subplot(2,2,1)
95     plot(PLm2(1:1440, n), 'r');
96     title('Perfil MC Luminaria Zona Comun')
97     xlabel('Tiempo (min)');

```

```

98     ylabel('Potencia (W)');
99     axis([1, Tmax/7, 0, (1.2*PWL2)]);
100    grid
101    hold on
102
103    subplot(2,2,2)
104    a = (mean((PLm2)'/1000)');
105    plot(a(1:1440), '-b');
106    title('Promedio Simulaciones Luminaria Zonas Comunes');
107    xlabel('Un dia (min)');
108    ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
109    grid
110    hold on
111
112    subplot(2,2,3)
113    if Pfl2 == 1;
114        plot(4.2*Pb2fmp/1000, (1:n)/n, '-r');
115    else if Pfl2 == 2;
116        plot(4.2*Pb2fmp/1000, (1:n)/n, '-b');
117    else
118        plot(4.2*Pb2fmp/1000, (1:n)/n, '-g');
119    end
120    end
121    title('Funcion de Probabilidad');
122    xlabel('kWh adicional a la factura mensual');
123    ylabel('% Funcion de Probabilidad');
124    grid on
125    hold on
126
127    subplot(2,2,4)
128    plot(PLm2(:,n), '-b');
129    title('Perfil semanal');
130    xlabel('Semana (min)');
131    ylabel('Perfil Potencia (kW)');
132    axis([1, Tmax, 0, 1.2*PWL2]);
133    grid on
134    hold on
135 else
136     disp('No genera grafica')
137 end
138 disp('Fin perfil Luminaria')
139 end

```

## D.4. Tv y Codificador

```

1 function [PTv1] = tv1(PWTv1,Dur,Stby,n,g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de Tv.
3 % PTv1 = Perfil de la Tv
4 % PWTv1 = Potencia de consumo de Tv (120)
5 % n = Numero de simulaciones a realizar
6 % g = 1 se desea ver grafica individual
7 % Dur = 1 4 horas en promedio
8 %       2 6 horas en promedio
9 %       3 8 horas en promedio
10 % Stby = Uso del equipo en stand by.
11 %       = 1 El consumo incluye energia del piloto
12 %       = 2 El consumo no incluye energia del stand by
13 %% ELECCION DE CANTIDAD DE USOS AL DIA
14 lambda=3/980;
15 Tmaxe=980;
16 Tmaxd=1440;
17 Tmax=7*Tmaxd;
18 m=n*7;
19 PfTv=zeros(Tmaxd,m);
20 %% Posibilidades para la duracion de cada uso
21 if Dur==1;
22     dur=80;           % 4 Horas diarias promedio
23 else if Dur==2;
24     dur=120;         % 6 Horas diarias promedio
25     else if Dur==3;
26         dur=160;     % 8 Horas diarias promedio
27     else
28         error('No existe otro tiempo de duracion programado')
29     end
30 end
31 end
32 %% Posibilidades para la duracion de modo Stand by
33 if Stby==1;
34     stby=1/10;       % 0 Stand by, ON Todo el tiempo consumo Total
35 else if Stby==0;
36     stby=0;         % Unicamente entre usos
37     else
38         error('No existe otro tiempo de duracion programado')
39     end
40 end
41
42 %% GENERACION DE BUCLE DE EVENTOS DURANTE LA SEMANA
43 for l=1:m
44 X(1)=floor(exprnd(1/lambda)); % generamos el tiempo del 1er suceso
45 i=1;
46 while X(i) < Tmaxe;         % en el bucle while acumulamos los sucesos
47                             % que se van produciendo a lo largo del

```

```

48                                     % intervalo [0,Tmax)
49 X(i+1)=X(i)+floor(exprnd(1/lambda));
50 i=i+1;
51 end
52 X(i)=Tmaxe;
53 X=X(:,1:(find(X==Tmaxe,1)))+330; % Corrige error de reinicio comptes ...
    del vector X
54 if size(X,2)>1
55     for j=1:(size(X,2)-1)
56         c=poissrnd(dur); % Duracion del uso de la Tv
57         PfTv(X(j):(X(j)+c),1)=1;
58     end
59
60     p=find(PfTv(:,1),1);
61     u=find(PfTv(:,1),1,'last'); % Uso PMon en Stand by
62     PfTv(PfTv(:,1)≠1,1)=stby;
63     PfTv(1:p-1,1)=0;
64     PfTv(u+1:Tmaxd,1)=0;
65 end
66 end
67 PfTv(PfTv≠1)=stby;
68 PfTv=PfTv(1:Tmaxd,1:m);
69 PTv1=PWTv1*reshape(PfTv,Tmax,n);
70 PfilTvtmp=sort(sum(PTv1)/60);
71
72 if g==1
73 figure(1)
74 subplot(2,2,1)
75     plot(PTv1(:,n)/1000,'b')
76     title('Perfil Semanal Uso Tv PMon')
77     xlabel('1 Semana (min)');
78     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
79     axis([1,Tmax,0,1.2*PWTv1/1000])
80     grid
81     hold on
82
83 subplot(2,2,2)
84     stem(PTv1(1:Tmaxd,n)/1000,'b')
85     title('Perfil Diario Uso Tv PMon ')
86     xlabel('1 Dia (min)');
87     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
88     axis([1,Tmaxd,0,1.2*PWTv1/1000])
89     grid
90     hold on
91
92 subplot(2,2,3)
93     if Dur == 1;
94         plot(4.2*PfilTvtmp/1000,(1:n)/n,'-g')

```

```

95     else if Dur == 2;
96         plot(4.2*PfilTvfmp/1000, (1:n)/n, '-b')
97     else
98         plot(4.2*PfilTvfmp/1000, (1:n)/n, '-r')
99     end
100 end
101 title('Masa de Funcion de Probabilidad Tv PMon');
102 xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
103 ylabel('% Funcion de Probabilidad')
104 grid on
105 hold on
106
107 subplot(2,2,4)
108 plot(mean(PTv1(1:Tmaxd, :)/1000), 'b')
109 title('Perfil Promedio Diario Uso Tv PMon')
110 xlabel('Tiempo (min)');
111 ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
112 axis([1, Tmaxd, 0, 1.2*PWTv1/1000])
113 grid
114 hold on
115 else
116     disp('No genera grafica')
117 end
118 disp('Fin perfil Tv1')
119 end

```

## D.5. PC Escritorio y Monitor

```

1 function [PPc] = computador2(PWPc, Dur, Uso, Susp, n, g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de computador.
3 % PPc = Perfil del computador
4 % PWPc = Potencia de consumo del computador (120)
5 % Dur = 1 3 horas promedio diarias
6 %     = 2 4 horas promedio diarias
7 %     = 3 5 horas promedio diarias
8 % Uso = Cantidad usos diarios promedio
9 %     1 = 2 usos promedio diarias
10 %     2 = 3 usos promedio diarias
11 %     3 = 4 usos promedio diarias
12 % Susp = 2 El uso de suspension no se utiliza entre usos
13 %     = 1 Se cambia a suspension entre usos
14 %     = 0 No se usa en suspension Enciende, usa y apaga
15 % n = Numero de simulaciones a realizar
16 % g = 1 se desea ver grafica individual
17 %% ELECCION DE CANTIDAD DE USOS AL Dia

```

```

18 if Uso==1
19     lambda=1.5/980; % 2 Usos al dia
20 else if Uso==2
21     lambda=2.5/980; % 3 Usos al dia
22     else if Uso==3
23         lambda=3.5/980; % 4 Usos al dia
24     else
25         error('No existen mas usos programados')
26     end
27 end
28 end
29 Tmaxe=980;
30 Tmaxd=1440;
31 Tmax=7*Tmaxd;
32 m=n*7;
33 PfPc=zeros(Tmaxd,m);
34 % Posibilidades para la duracion de cada uso
35 if Dur==1;
36     dur=60; % 3 Horas diarias promedio
37 else if Dur==2;
38     dur=80; % 4 Horas diarias promedio
39     else if Dur==3;
40         dur=100; % 5 Horas diarias promedio
41     else
42         error('No existe otro tiempo de duracion programado')
43     end
44 end
45 end
46 %% Posibilidades para la duracion de modo Stand by
47 if Susp==2;
48     stby=1; % 0 Susp, ON Todo el tiempo consumo Total
49 else if Susp==1;
50     stby=0.15; % Susp unicamente entre usos
51     else if Susp==0;
52         stby=0.05; % Enciende, se utiliza y se apaga.
53     else
54         error('No existe otro tiempo de duracion programado')
55     end
56 end
57 end
58 %% GENERACION DE BUCLE DE EVENTOS DURANTE EL DIA
59 for l=1:m
60 X(l)=floor(exprnd(1/lambda)); % generamos el tiempo del 1er suceso
61 i=1;
62 while X(i) < Tmaxe; % en el bucle while acumulamos los sucesos
63 % que se van produciendo a lo largo del
64 % intervalo [0,Tmax)
65 X(i+1)=X(i)+floor(exprnd(1/lambda));

```

```

66 i=i+1;
67 end
68 X(i)=Tmaxe;
69 X=X(:,1:(find(X==Tmaxe,1)))+330; % Corrige error de reinicio comptes ...
    del vector X
70 if size(X,2)>1
71     for j=1:(size(X,2)-1)
72         c=poissrnd(dur); % Duracion del uso de la Pc
73         PfPc(X(j):(X(j)+c),1)=1;
74     end
75
76     p=find(PfPc(:,1),1);
77     u=find(PfPc(:,1),1,'last'); % Uso Pc en Stand by
78     PfPc(PfPc(:,1)≠1,1)=stby;
79     PfPc(1:p-1,1)=0;
80     PfPc(u+1:Tmaxd,1)=0;
81 end
82 end
83 PPc=PWPC*reshape(PfPc,[],n);
84 PfilPcfmp=sort(sum(PPc)/60);
85
86 if g==1
87 figure(1)
88 subplot(2,2,1)
89     plot(PPc(1:1440,n),'b')
90     title('Perfil Diario Uso Pc Escritorio')
91     xlabel('Tiempo (min)');
92     ylabel('Perfil de Consumo (W)')
93     axis([1,Tmax,0,1.2*PWPC])
94     grid
95     hold on
96
97 subplot(2,2,2)
98     stem(PPc(1:Tmaxd,n)/1000,'b')
99     title('Perfil Diario Uso Pc Escritorio')
100    xlabel('1 Dia (min)');
101    ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
102    axis([1,Tmaxd,0,1.2*PWPC/1000])
103    grid
104    hold on
105
106 subplot(2,2,3)
107     if Dur == 1;
108         plot(4.2*PfilPcfmp/1000,(1:n)/n,'-g')
109     else if Dur == 2;
110         plot(4.2*PfilPcfmp/1000,(1:n)/n,'-b')
111     else
112         plot(4.2*PfilPcfmp/1000,(1:n)/n,'-r')

```

```

113     end
114     end
115     title('Funcion de Probabilidad Pc Escritorio');
116     xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
117     ylabel('% Funcion de Probabilidad')
118     grid on
119     hold on
120
121 subplot(2,2,4)
122     plot(mean(PPc(1:Tmaxd, :)/1000), 'b')
123     title('Perfil Promedio Diario Uso Pc Escritorio')
124     xlabel('1 Dia (min)');
125     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
126     axis([1, Tmaxd, 0, 1.2*PWPC/1000])
127     grid
128     hold on
129 else
130     disp('No genera grafica')
131 end
132 disp('Fin perfil Pc Escritorio')
133 end

```

## D.6. Ducha Electrica

```

1 function [Pduch] = ducha3(PWduch, Est, Dc, n, g)
2 % Generado con dos variables aleatorias Poisson y exponencial
3 % Esta funcion genera el perfil de consumo de ducha electrica estandar.
4 % Pn = Perfil de la ducha electrica
5 % PWduch = Potencia de consumo de la ducha electrica (3500)
6 % Lambda = Promedio estimado de uso de la ducha (1/60)
7 % Dc = Desplazamiento de carga por ahora 7 pm
8 % n = Numero de simulaciones a realizar
9 % Est = 1 = 15 min
10 %     2 = 10 min
11 %     3 = 5 min
12 % Dc = Desplazamiento de carga
13 % g = 1 se desea ver grafica individual
14 %% Duracion de los usos
15 if Est==1
16     lps=2.9;
17 else if Est==2
18     lps=2.7;
19     else if Est==3
20         lps=2.4;
21     else

```

```

22         disp('Minutos de uso promedio no han sido programados')
23     end
24 end
25 end
26
27 lambda = 1/4800;      t1 = 1200;
28 lambda = 1/500;      t2 = 240;
29 lambdb = 1/4800;
30 t3 = 240;
31 lambdc = 1/3600;      t4 = 960;
32 Pduch_a = poissrnd(lambdb, t3, n);
33 Pduch_b = poissrnd(lambda, t2, n);
34 Pduch_c = poissrnd(lambda, t1, n);
35 Pduch_d = poissrnd(lambdc, t4, n);
36
37 Sem = [Pduch_a; Pduch_b; Pduch_c; Pduch_b; Pduch_c; Pduch_b; Pduch_c; ...
38        Pduch_b; Pduch_c; Pduch_b; Pduch_c; Pduch_b; Pduch_c; Pduch_b; Pduch_d];
39 %% Opcion de desplazamiento de carga
40 if Dc == 1
41     a = zeros(7, n);
42     Hm = 19; % Hora de restricciones formato 24 horas
43     Desi = Hm * 60;
44     Desf = (Hm + 1) * 60;
45     for j = 1:7
46         a(j, :) = sum(Sem((j-1)*1440 + Desi:(j-1)*1440 + Desf), :);
47         Sem((j-1)*1440 + Desi:(j-1)*1440 + Desf, :) = 0;
48     end
49     for k = 1:n
50         for l = 1:7
51             if a(l, k) == 1
52                 Sem((j-1)*1440 + Desf, k) = 1;
53             else if a(l, k) >= 2
54                 Sem((j-1)*1440 + Desf, k) = 1;
55                 Sem((j-1)*1440 + Desi - 90, k) = 1;
56             end
57         end
58     end
59 end
60 else
61     disp('No exige desplazamiento de carga en Ducha')
62 end
63 %% Aplica la duracion promedio de uso
64 Tmax = size(Sem, 1);
65 for i = 1:n*Tmax
66     if Sem(i) == 1
67         s = poissrnd(lps);
68         p = 1;
69         while s > p && i < n*Tmax

```

```

70     Sem(i+p)=1;
71     p=p+1;
72     end
73     end
74 end
75 Pduch=PWduch*Sem;
76 EST=sort(4.25*sum(Pduch)/60000);
77 if g==1
78     figure(1)
79     subplot(2,2,1)
80     stem(Pduch(:,n),'-obl')
81     title('Perfil comportamiento Ducha')
82     xlabel('Tiempo (min)');
83     ylabel('Perfil de Consumo')
84     grid
85     hold on
86
87     subplot(2,2,2)
88     plot(Pduch(:,n))
89     title('Perfil Consumo 1 Semana')
90     xlabel('Tiempo (min)')
91     ylabel('Perfil de Consumo')
92     grid
93     hold on
94
95     subplot(2,2,3)
96     stem(mean(Pduch,2),'-obl');
97     title('Perfil promedio Semana');
98     xlabel('Tiempo (min)')
99     ylabel('Perfil de Consumo')
100    grid
101    hold on
102
103    subplot(2,2,4)
104    if Est==1
105        plot(EST,(1:n)/n,'-r')
106    else if Est==2
107        plot(EST,(1:n)/n,'-bl')
108    else
109        plot(EST,(1:n)/n,'-g')
110    end
111    end
112    title('Funcion de Probabilidad')
113    xlabel('kWh/mes adicionales en la factura')
114    ylabel('% Funcion de Probabilidad')
115    grid on
116    hold on
117 else

```

```
118     disp('No genera grafica')
119 end
120 disp('Fin perfil Ducha')
121 end
```

## D.7. Plancha y Lavadora

```
1 function [PfLav] = perflav(PLav,Carga,Uso,n,g)
2 % Creamos la funcion perflav.m que genera un proceso de Poisson
3 % PLav = Potencia de la lavadora en W (400)
4 % Carga = 1 liviana 25 min
5 %         = 2 media 40 min
6 %         = 3 pesada 60 min
7 % Uso = 1 promedio a la semana
8 %       = 2 promedio a la semana
9 %       = 3 promedio a la semana
10 % ELECCION DEL NIVEL DE CARGA DE LA LAVADORA: Influye sobre el tiempo de
11 % cada ciclo
12 if Carga==1;
13     cicl=25;
14 else if Carga==2;
15     cicl=40;
16     else if Carga==3;
17         cicl=60;
18     else
19         error('No existe otro nivel de carga programado')
20     end
21 end
22 end
23 %% CANTIDAD DE USOS A LA SEMANA
24 Tmax=10080;
25 Tmax1=7350;
26 if Uso==1;
27     lambda=1/Tmax1;           % 1 uso
28 else if Uso==2;
29     lambda=2/Tmax1;           % 2 usos
30     else if Uso==3;
31         lambda=3/Tmax1;       % 3 usos
32     else
33         error('No existe otra densidad de uso programado')
34     end
35 end
36 end
37 %% GENERACION DE BUCLE DE EVENTOS DURANTE LA SEMANA
38 for l=1:n
```

```

39 X(1)=floor(exprnd(1/lambda)); % generamos el tiempo del 1er suceso
40 i=1;
41
42 while X(i) < Tmax1; % en el bucle while acumulamos los sucesos
43 % que se van produciendo a lo largo del
44 % intervalo [0,Tmax)
45 X(i+1)=X(i)+floor(exprnd(1/lambda));
46 i=i+1;
47 end
48 X(i)=Tmax1;
49 for m=1:i
50     if X(m)<1050
51         X(m)=X(m)+330;
52     else if X(m)<2100
53         X(m)=X(m)+720;
54     else if X(m)<3150
55         X(m)=X(m)+1110;
56     else if X(m)<4200
57         X(m)=X(m)+1500;
58     else if X(m)<5250
59         X(m)=X(m)+1890;
60     else if X(m)<6300
61         X(m)=X(m)+2280;
62     else
63         X(m)=X(m)+2670;
64     end
65     end
66     end
67     end
68     end
69     end
70 end
71 % Representamos graficamente el proceso y la tasa de lavadas
72 % GENERACION DE LAVADAS CONSECUTIVAS
73 if i>1
74     for j=1:i-1
75         if (abs(X(j+1)-X(j)))<ciocl;
76             X(j+1)=X(j)+ciocl+1; % Diferencia de tiempos
77         else
78             X(j+1)=X(j+1);
79         end
80     end
81     c=find(X==Tmax-60,1); % Corrige error de reinicio comptes del ...
82     vector X
83     X=X(:,1:c);
84     perflav=zeros(c,Tmax);
85     for k=1:c-1

```

```

85         perflav(k, (X(k)+1:(X(k)+floor(0.6*cicl))))=1; % Reempl ...
            vector consLav
86         perflav(k, (X(k)+floor(0.6*cicl)+1):(X(k)+floor(0.6*cicl)+11))=0.1;
87         perflav(k, (X(k)+floor(0.6*cicl)+12):(X(k)+cicl+12))=1.02;
88
89     end
90 else
91     perflav=zeros(1,Tmax);
92 end
93
94 PfLav(:,1)=sum(perflav(:,1:Tmax),1)';
95 end
96
97 PfLav=PLav*PfLav;
98 PfLavfmp=sort(sum(PfLav)/60);
99
100 if g==1
101 figure(1)
102 subplot(2,2,1)
103     plot(PfLav(1:1440,5), '-r')
104     title('Perfil Diario General Consumo Lavadora')
105     xlabel('1 semana (min)');
106     ylabel('Perfil de Consumo')
107     grid
108     hold on
109
110 subplot(2,2,2)
111     a = (mean((PfLav/1000),2)');
112     plot(a(1:10080), '-*b');
113     title('Perfil promedio uso Lavadora');
114     xlabel('Una semana (10080 min)')
115     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
116     grid
117     hold on
118
119 subplot(2,2,3)
120     if Carga == 1;
121         plot(4.2*PfLavfmp/1000, (1:n)/n, '-g')
122     else if Carga == 2;
123         plot(4.2*PfLavfmp/1000, (1:n)/n, '-b')
124     else
125         plot(4.2*PfLavfmp/1000, (1:n)/n, '-r')
126     end
127 end
128 title('Masa de Funcion de Probabilidad Lavadora');
129 xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
130 ylabel('% Funcion de Probabilidad')
131 grid on

```

```

132     hold on
133
134     subplot(2,2,4)
135     plot(mean(PfLav(1:1440,:),2))
136     title('Perfil promedio diario de consumo Lavadora');
137     xlabel('Tiempo (min)')
138     ylabel('Potencia (W)')
139     grid on
140     hold on
141 else
142     disp('No genera grafica')
143 end
144 disp('Fin perfil Lavadora')

```

## D.8. Licuadora y Horno Microondas

```

1 function [PfHMicS] = Microondas(PWHMic,Stby,Dur,Us0,n,g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de Horno Microondas.
3 % PfHMicS = Perfil del Horno Microondas
4 % PWHMic = Potencia de consumo del Horno (1250W)
5 %         = Conectado sin Horno Microondas en stand by 2W
6 % Stby = Perfiles de consumo del horno en stand by (2W)
7 %     = 0 0 Se usa y se desconecta
8 %     = 1 24 horas
9 % Uso = Frecuencia de uso del horno microondas (1250W)
10 %     = 1 1 o menos veces al dia en promedio
11 %     = 2 2 veces al dia en promedio
12 %     = 3 3 o mas veces al dia en promedio
13 % Dur = Tiempo programado de uso del horno microondas (1250W)
14 %     = 1 1 minutos al dia en promedio
15 %     = 2 2 minutos al dia en promedio
16 %     = 3 3 minutos al dia en promedio
17 % n = Numero de simulaciones a realizar
18 % g = 1 se desea ver grafica individual
19 m=7*n;
20 Tmaxd=1440;
21 Tmax=7*Tmaxd;
22 PfHMic=zeros(Tmaxd,m);
23 %% Variable cantidad usos al dia
24 if Uso==3
25     lmda1=1.2;           % 3 o mas usos promedio
26 else if Uso==2
27     lmda1=1 ;           % 2 usos promedio
28 else if Uso==1
29     lmda1=0.8;         % 1 o menos promedio

```

```

30         else
31             disp('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
32         end
33     end
34 end
35 X(1,:)=poissrnd(lmda1,1,m);
36 %% Variable tiempo de uso horno
37 if Dur==1 % Duracion 1 minutos en promedio
38     lambda2=1;
39 else if Dur==2 % Duracion 2 minutos en promedio
40     lambda2=2;
41     else if Dur==3 % Duracion 3 minutos en promedio
42         lambda2=3;
43     else
44         error('No existen otras duraciones programadas')
45     end
46 end
47 end
48 % Tramo de inicio de uso.
49 lmda2a=330; % Uso probable entre 4:30am y 7:30 am
50 lmda2b=690; % Uso probable entre 10:00 am y 1:00 pm
51 lmda2c=960; % Uso probable entre 2:00 pm y 6:00 pm
52 lmda2d=1200; % Uso probable entre 6:30 pm y 9:30 pm
53 %% SIMULACION DE UN DIA
54 for i=1:m
55     if X(1,i)>0
56         Str=sort(ceil(unifrnd(0,4,X(1,i),1))); % Str= Seleccion y orden ...
           de tramos
57         Str(Str==1)=lmda2a; % Uso probable entre 4:30am y 7:30 am
58         Str(Str==2)=lmda2b; % Uso probable entre 10:30 am y ...
           1:30 pm
59         Str(Str==3)=lmda2c; % Uso probable entre 1:30 pm y 5:30 pm
60         Str(Str==4)=lmda2d; % Uso probable entre 6:30 pm y 9:30 pm
61         Str=poissrnd(Str); % Tiempo inicio suceso Poisson
62         Str(:,2)=ceil(exprnd(lambda2,X(1,i),1)); % 2a Columna Str es ...
           duracion de los usos
63         Str(Str(:,2)>3*lambda2,2)=3*lambda2; % Tiempo de duracion ≤ ...
           2*lambda2
64
65         for j=1:X(1,i)
66             PfHMic(Str(j,1):Str(j,1)+Str(j,2),i)=1;
67         end
68     end
69 end
70 %% Variable de uso stand by (horno conectado)
71 % Definicion de perfiles de consumo stand by
72 PWstby=0.008;
73 if Stby==1

```

```

74     PfHMic (PfHMic==0)=PWstby;      % 24 horas
75 else if Stby==0
76     PfHMic=PfHMic;                % 0 horas
77     else
78         error('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
79     end
80 end
81 %% REDIMENSIONAMIENTO DE LA MATRIZ A SEMANA
82 PfHMic=PfHMic(1:Tmaxd,1:m);
83 PfHMicS=PWHMic*reshape (PfHMic, Tmax, []);
84 PfCarSfmp=sort (sum (PfHMicS)/60);
85 if g==1
86     figure(1)
87     subplot (2,2,1)
88     plot (PfHMicS(1:1440,n)/1000, 'r');
89     title('Perfil Un Dia de Horno Microondas')
90     xlabel('Tiempo (min)');
91     ylabel('Potencia (kW)')
92     axis ([1, Tmaxd, 0, (1.2*PWHMic/1000)]);
93     grid
94     hold on
95
96     subplot (2,2,2)
97     a =(mean ((PfHMicS)'/1000)');
98     plot ((a(1:1440)), '-b');
99     title('Promedio Simulaciones Cargador Horno Microondas');
100    xlabel('Un dia (min)');
101    ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
102    grid
103    hold on
104
105    subplot (2,2,3)
106    if Stby == 1;
107        plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-r');
108    else if Stby == 2;
109        plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-b');
110    else
111        plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-g');
112    end
113    end
114    title('Funcion de Probabilidad');
115    xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
116    ylabel('% Funcion de Probabilidad')
117    grid on
118    hold on
119
120    subplot (2,2,4)
121    plot (PfHMicS (:, n), '-b')

```

```

122     title('Perfil semanal');
123     xlabel('Semana (min)')
124     ylabel('Perfil Potencia (W)')
125     axis([1,7*Tmaxd,0,1.2*PWHMic]);
126     grid on
127     hold on
128 else
129     disp('No genera grafica')
130 end
131 disp('Fin perfil Horno Microondas')
132 end

```

## D.9. Equipo de Sonido

```

1  function [PfESon] = EquSon(PWEqSon,Pfil,Stby,n,g)
2  % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de un Equipo de sonido.
3  % PfESon = Perfil de un Equipo de sonido
4  % PWEqSon = Potencia de consumo de un Equipo de sonido (200W)
5  % Pfil = 1 4 horas a la semana
6  %       = 2 2.5 horas a la semana
7  %       = 3 1 hora a la semana
8  % Stby = 1 24 horas
9  %       = 0 0 horas
10 % n = Numero de simulaciones a realizar
11 % g = 1 se desea ver grafica individual
12 m=7*n;
13 Tmaxd=1440;
14 Tmax=7*Tmaxd;
15 PfEqSon=zeros(Tmaxd,m);
16 %% VARIABLE Pfil controla Uso y Dur
17 if Pfil==1;
18     lmda1=1.2;           % Uso= 3 o mas promedio
19     lambda2=180;       % Dur= 3 horas en promedio
20 else if Pfil==2;
21     lmda1=1;           % Uso= 2 o mas promedio
22     lambda2=120;       % Dur= 2 horas en promedio
23 else if Pfil==3;
24     lmda1=0.8;         % Uso= 1 o menos promedio
25     lambda2=60;        % Dur= 1 hora en promedio
26 else
27     error('No existen otros perfiles programados Equipo Sonido')
28 end
29 end
30 end
31 %% Variable cantidad usos al dia

```

```

32 X(1,:)=poissrnd(lmda1,1,m);
33 %% Variable duracion en tiempo Equipo de sonido
34 % Tramo de inicio de uso.
35 lmda2a=480;           % Uso probable entre 7:00am y 9:30 am
36 lmda2b=690;           % Uso probable entre 10:00 am y 1:00 pm
37 lmda2c=960;           % Uso probable entre 2:00 pm y 6:00 pm
38 lmda2d=1200;          % Uso probable entre 6:30 pm y 9:30 pm
39 %% SIMULACION DE UN Dia
40 for i=1:m
41     if X(1,i)>0
42         Str=sort(poissrnd(1.2,X(1,i),1)); % Str= Seleccion y orden de ...
            tramos
43         Str(Str==0|Str==5|Str==10)=lmda2c;           % Uso probable entre ...
            4:30am y 7:30 am
44         Str(Str==1|Str==4|Str==9)=lmda2b;           % Uso probable entre ...
            10:30 am y 1:30 pm
45         Str(Str==2|Str==6|Str==11)=lmda2a;           % Uso probable entre ...
            1:30 pm y 5:30 pm
46         Str(Str==3|Str==8|Str==12)=lmda2d;           % Uso probable entre ...
            6:30 pm y 9:30 pm
47         Str=poissrnd(Str);           % Tiempo inicio suceso Poisson
48         Str(:,2)=ceil(exprnd(lambda2,X(1,i),1)); % 2a Columna Str es ...
            duracion de los usos
49         %Str(Str(:,2)>3*lambda2,2)=4*round(lambda2); % Tiempo de ...
            duracion ≤ 2lambda2
50     for j=1:X(1,i)
51         PfEqSon(Str(j,1):Str(j,1)+Str(j,2),i)=1;
52     end
53 end
54 end
55 %% Variable de uso stand by (Equipo de sonido conectado)
56 % Definicion de perfiles de consumo stand by
57 if Stby==1
58     PWstby=0.015;           % 24 horas
59 else if Stby==0
60     PWstby=0;           % 0 horas
61 else
62     error('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
63 end
64 end
65 PfEqSon(PfEqSon≠1)=PWstby;
66 %% REDIMENSIONAMIENTO DE LA MATRIZ A SEMANA
67 PfEqSon=PfEqSon(1:Tmaxd,1:m);
68 PfESon=PWEqSon*reshape(PfEqSon,Tmax,[]);
69 PfESonSfmp=sort(sum(PfESon)/60);
70 % A=mean(PfESonSfmp)/1000
71 if g==1
72     figure(1)

```

```
73     subplot(2,2,1)
74     plot(PfESon(1:1440,n)/1000,'r');
75     title('Perfil Un Dia de Equipo de sonido')
76     xlabel('Tiempo (min)');
77     ylabel('Potencia (kW)')
78     axis([1,Tmaxd,0,(1.2*PWEqSon/1000)]);
79     grid
80     hold on
81
82     subplot(2,2,2)
83     a=(mean((PfESon)'/1000)');
84     plot((a(1:1440)),'-b');
85     title('Promedio Simulaciones Equipo de sonido');
86     xlabel('Un dia (min)');
87     ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
88     grid
89     hold on
90
91     subplot(2,2,3)
92     if Pfil == 1;
93         plot(4.2*PfESonSfmp/1000,(1:n)/n,'-r');
94     else if Pfil == 2;
95         plot(4.2*PfESonSfmp/1000,(1:n)/n,'-b');
96     else
97         plot(4.2*PfESonSfmp/1000,(1:n)/n,'-g');
98     end
99     end
100    title('Funcion de Probabilidad');
101    xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
102    ylabel('% Funcion de Probabilidad')
103    grid on
104    hold on
105
106    subplot(2,2,4)
107    plot(PfESon(:,n),'-b')
108    title('Perfil semanal');
109    xlabel('Semana (min)')
110    ylabel('Perfil Potencia (W)')
111    axis([1,7*Tmaxd,0,1.2*PWEqSon]);
112    grid on
113    hold on
114 else
115     disp('No genera grafica')
116 end
117 disp('Fin perfil Equipo de sonido')
118 end
```

## D.10. Cargadores de Celular y Tablets

```

1 function [PfCarS] = carg0(PWCarg,Stby,Uso,n,g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de cargador.
3 % PfCarS = Perfil del Cargador del cargador
4 % PWCarg = Potencia de consumo del Cargador (5W)
5 %     = Cargando el Celular o tablet 5W
6 %     = Conectado sin cargar el Celular o tablet 0.7W
7 %     = Conectado sin Pc Portatil en stand by 0.35W
8 % Stby = Perfiles de consumo del cargador en stand by (0.35W)
9 %     = 1 16 horas promedio diaria
10 %     = 2 8 horas promedio diaria
11 %     = 0 1/2 hora promedio diaria
12 % Uso = Frecuencia de uso del cargador (7W)
13 %     = 1 1 vez al dia en promedio
14 %     = 2 1 vez cada dos dias en promedio
15 % n = Numero de simulaciones a realizar
16 % g = 1 se desea ver grafica individual
17 %% Definicion de perfiles de consumo stand by
18 if Stby==1
19     lmda3=1200;           % 16 horas promedio
20 else if Stby==2
21     lmda3=600;           % 8 horas promedio
22     else if Stby==0
23         lmda3=30;       % 1/2 hora promedio
24     else
25         disp('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
26     end
27 end
28 end
29 m=7*n;
30 PWCstby=0.05;
31 % PCarg=7;
32 % Variable inicio de la carga
33 lmda1=30;
34 X(1,:)=poissrnd(lmda1,1,m); % generamos el tiempo del 1er suceso
35 X(1,:)=20*X(1,:);
36 % Variable de la duracion de la carga
37 lmda2=10;
38 X(2,:)=poissrnd(lmda2,1,m);
39 % X(X(2,:)>12)=12;
40 X(2,:)=15*X(2,:);
41 % Variable de uso stand by (cargador conectado)
42 X(3,:)=poissrnd(lmda3,1,m);
43 Tmaxd=1440;
44 Tmax=7*Tmaxd;

```

```

45 PfCar=zeros (Tmaxd,m);
46 Tcc=90; % Tiempo medio de carga del celular
47 for i=1:m
48     if X(2,i)<Tcc
49         PfCar(X(1,i):(X(1,i)+X(2,i)),i)=1;
50         PfCar((X(1,i)+X(2,i)+1):(X(1,i)+X(2,i)+1+X(3,i)),i)=PWcstby;
51     else
52         PfCar(X(1,i):(X(1,i)+Tcc),i)=1;
53         PfCar((X(1,i)+Tcc+1):(X(1,i)+Tcc+X(2,i)),i)=0.1;
54         PfCar((X(1,i)+Tcc+X(2,i)+1):(X(1,i)+Tcc+X(2,i)+1+X(3,i)),i)=PWcstby;
55     end
56 end
57 if Uso==1 % Promedio uso 1 vez al dia
58     PfCar=PfCar(1:Tmaxd,1:m); % Mantiene las dimensiones de la ...
        matriz en caso de coletas
59 else if Uso==2 % Promedio uso 1 vez cada 2 dias
60     PfCar=PfCar*1;
61     else
62         disp('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
63     end
64 end
65 PCar=[PfCar(691:(m*Tmaxd)) PfCar(1:690)];
66 PfCarS=PWCarg*reshape(PCar,Tmax,[]);
67 PfCarSfmp=sort(sum(PfCarS)/60);
68
69 if g==1
70     figure(1)
71     subplot(2,2,1)
72     plot(PfCarS(1:1440,n)/1000,'r');
73     title('Perfil Cargador de celular')
74     xlabel('Tiempo (min)');
75     ylabel('Potencia (kW)');
76     axis([1,Tmaxd,0,(1.2*PWCarg/1000)]);
77     grid
78     hold on
79
80     subplot(2,2,2)
81     a =(mean((PfCarS)/1000,2)');
82     plot((a(1:1440)), '-b');
83     title('Promedio Simulaciones Cargador Celular');
84     xlabel('Un dia (min)');
85     ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
86     grid
87     hold on
88
89     subplot(2,2,3)
90     if Stby == 1;
91         plot(4.2*PfCarSfmp/1000,(1:n)/n, '-r');

```

```

92     else if Stby == 2;
93         plot(4.2*PfCarSfmp/1000, (1:n)/n, '-b');
94     else
95         plot(4.2*PfCarSfmp/1000, (1:n)/n, '-g');
96     end
97 end
98 title('Funcion de Probabilidad');
99 xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
100 ylabel('% Funcion de Probabilidad')
101 grid on
102 hold on
103
104 subplot(2,2,4)
105 plot(PfCarS(:,n), '-b')
106 title('Perfil semanal');
107 xlabel('Semana (min)')
108 ylabel('Perfil Potencia (W)')
109 axis([1, 7*Tmaxd, 0, 1.2*PWCarg]);
110 grid on
111 hold on
112 else
113     disp('No genera grafica')
114 end
115 disp('Fin perfil Cargador Celular')
116 end

```

## D.11. PC Laptop

```

1 function [PfPorS] = Pcport(PWCarg, Pfil, Uso, n, g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de cargador de Pc ...
   portatil.
3 % Pn = Perfil del Cargador de PC portatil
4 % PWCarg = Potencia de consumo del Cargador (80W)
5 %     = Cargando el Pc Portatil 80W
6 %     = Conectado sin cargar el Pc Portatil 15W
7 %     = Conectado sin Pc Portatil en stand by 2W
8 % Pfil = Perfiles de consumo del cargador (80W)
9 %     = 1 2 horas promedio diarias
10 %     = 1 4 horas promedio diarias
11 %     = 1 6 horas promedio diarias
12 % Uso = Frecuencia de uso del cargador (80W)
13 %     = 1 1 vez al dia en promedio
14 %     = 2 1 vez cada dos dias en promedio
15 % n = Numero de simulaciones a realizar
16 % g = 1 se desea ver grafica individual

```

```

17 %% Definicion de perfiles de consumo portatil
18 m=7*n;
19 if Pfil==1
20     lmda2=8;                % 2 horas promedio
21 else if Pfil==2
22     lmda2=16 ;            % 4 horas promedio
23     else if Pfil==3
24         lmda2=24;        % 6 horas promedio
25     else
26         disp('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
27     end
28 end
29 end
30 PWCstby=0.5;
31 % Variable inicio de la carga
32 lmda1=50;
33 X(1,:)=poissrnd(lmda1,1,m); % generamos el tiempo del 1er suce+so
34 X(1,:)=7*X(1,:);
35 % Variable de la duracion de la carga
36 X(2,:)=poissrnd(lmda2,1,m);
37 X(2,:)=30*X(2,:);
38 % Variable de uso stand by (cargador conectado)
39 Tmaxd=1440;
40 Tmax=7*Tmaxd;
41 PfPor=zeros(Tmaxd,m);
42 Tcc=90; % Tiempo medio de carga del Pc portatil
43 for i=1:m
44     if X(2,i)<Tcc
45         PfPor(X(1,i):(X(1,i)+X(2,i)),i)=1;
46     else
47         PfPor(X(1,i):(X(1,i)+Tcc),i)=1;
48         PfPor((X(1,i)+Tcc+1):(X(1,i)+X(2,i)),i)=0.2;
49     end
50
51 end
52
53 if Uso==1                % Promedio uso 1 vez al dia
54     PfPor=PfPor(1:Tmaxd,1:m); % Mantiene las dimensiones de la ...
    matriz en caso de coletas
55 else if Uso==2          % Promedio uso 1 vez cada 2 dias
56     PfPor=PfPor;
57     else
58         disp('No existen mas perfiles de habitos de consumo')
59     end
60 end
61
62 PPor=[PfPor(691:(m*Tmaxd)) PfPor(1:690)];
63 PfPorS=PWCarg*reshape(PPor,Tmax,[]);

```

```

64 PfCarSfmp=sort (sum (PfPorS) /60);
65
66 if g==1
67     figure (1)
68     subplot (2,2,1)
69     plot (PfPorS (1:1440,n) /1000, 'r');
70     title ('Perfil Cargador de Pc Portatil')
71     xlabel ('Tiempo (min)');
72     ylabel ('Potencia (kW)');
73     axis ([1,Tmaxd,0,(1.2*PWCarg/1000)]);
74     grid
75     hold on
76
77     subplot (2,2,2)
78     a =(mean ((PfPorS) '/1000)');
79     plot ((a (1:1440)), '-b');
80     title ('Promedio Simulaciones Cargador Pc Portatil');
81     xlabel ('Un dia (min)');
82     ylabel ('Perfil promedio de Potencia (kW)');
83     grid
84     hold on
85
86     subplot (2,2,3)
87     if Pfil == 1;
88         plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-r');
89     else if Pfil == 2;
90         plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-b');
91     else
92         plot (4.2*PfCarSfmp/1000, [1:n]/n, '-g');
93     end
94     end
95     title ('Funcion de Probabilidad');
96     xlabel ('kWh adicional a la factura mensual')
97     ylabel ('% Funcion de Probabilidad')
98     grid on
99     hold on
100
101     subplot (2,2,4)
102     plot (PfPorS (:,n), '-b')
103     title ('Perfil semanal');
104     xlabel ('Semana (min)')
105     ylabel ('Perfil Potencia (W)')
106     axis ([1,7*Tmaxd,0,1.2*PWCarg]);
107     grid on
108     hold on
109 else
110     disp ('No genera grafica')
111 end

```

```

112 disp('Fin perfil Cargador Pc Portatil')
113 end

```

## D.12. Consola de Videojuegos

```

1 function [PfCvj] = ConsVJ(PWCvj,Stby,Us0,Dur,n,g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de MonitorPc.
3 % PMon = Perfil del MonitorPc
4 % PWCvj = Potencia de consumo de Consola de videojuegos
5 %     PS3 - XBOX 360      (90)
6 %     PS4 (150)  -  Xbox ONE (170)
7 % Dur = Duracion uso diario
8 %     1 = 3 horas promedio diarias
9 %     2 = 4 horas promedio diarias
10 %     3 = 5 horas promedio diarias
11 % Uso = Cantidad usos diarios promedio
12 %     1 = 2 usos promedio diarias
13 %     2 = 3 usos promedio diarias
14 %     3 = 4 usos promedio diarias
15 % Stby = 2 El uso de stand by no se utiliza entre usos
16 %     = 1 Se cambia a stand by entre usos
17 %     = 0 No se usa en suspension Enciende, usa y apaga
18 % n = Numero de simulaciones a realizar
19 % g = 1 se desea ver grafica individual
20 %% ELECCION DE CANTIDAD DE USOS AL DIA
21 % 0-4
22 if Uso==1
23     lambda=1.5/980; % 2 Usos promedio al dia
24 else if Uso==2
25     lambda=2.5/980; % 3 Usos promedio al dia
26     else if Uso==3
27         lambda=3.5/980; % 4 Usos promedio al dia
28     else
29         error('Cantidad usos no programado ConsVJ')
30     end
31 end
32 end
33 Tmaxe=980;
34 Tmaxd=1440;
35 Tmax=7*Tmaxd;
36 m=n*7;
37 PCvj=zeros(Tmaxd,m);
38 %% Posibilidades para la duracion de cada uso
39 if Dur==1;
40     dur=60; % 3 Horas diarias promedio

```

```

41 else if Dur==2;
42     dur=80;           % 4 Horas diarias promedio
43     else if Dur==3;
44         dur=100;      % 5 Horas diarias promedio
45     else
46         error('Duracion no programado ConsVJ')
47     end
48 end
49 end
50 %% Posibilidades para la duracion de modo Stand by
51 if Stby==2;
52     stby=1;           % 0 Stand by, ON Todo el tiempo consumo Total
53 else if Stby==1;
54     stby=0.1;        % Unicamente entre usos
55 else if Stby==0;
56     stby=0;          % Enciende, se utiliza y se apaga.
57 else
58     error('No existe otro tiempo de duracion programado')
59 end
60 end
61 end
62 %% GENERACION DE BUCLE DE EVENTOS DURANTE LA SEMANA
63 for l=1:m
64     X(1)=floor(exprnd(1/lambda)); % generamos el tiempo del 1er suceso
65     i=1;
66     while X(i) < Tmaxe;          % en el bucle while acumulamos los sucesos
67                                     % que se van produciendo a lo largo del
68                                     % intervalo [0,Tmax)
69     X(i+1)=X(i)+floor(exprnd(1/lambda));
70     i=i+1;
71 end
72 X(i)=Tmaxe;
73 X=X(:,1:(find(X==Tmaxe,1)))+330; % Corrige error de reinicio comptes ...
    del vector X
74
75 if size(X,2)>1
76     for j=1:(size(X,2)-1)
77         c=poissrnd(dur);          % Duracion del uso de la Pfcvj
78         PCvj(X(j):(X(j)+c),1)=1;
79     end
80     p=find(PCvj(:,1),1);
81     u=find(PCvj(:,1),1,'last');   % Uso PCvj en Stand by
82     PCvj(PCvj(:,1)~=1,1)=stby;
83     PCvj(1:p-1,1)=0;
84     PCvj(u+1:Tmaxd,1)=0;
85 end
86 end
87 Pfcvj=PWCvj*reshape(PCvj,[],n);

```

```

88 % Uso=mean(sum(PfPMon)/60)           % Uso entrega el promedio uso diario ...
    en horas
89 PfilPMonfmp=sort(sum(PfCvj)/60);
90
91 if g==1
92 figure(1)
93 subplot(2,2,1)
94     plot(PfCvj(:,n)/1000,'b')
95     title('Perfil Semanal Uso Consola Videojuegos')
96     xlabel('1 Semana (min)');
97     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
98     axis([1,Tmax,0,1.2*PWCvj/1000])
99     grid
100    hold on
101
102 subplot(2,2,2)
103     stem(PfCvj(1:Tmaxd,n)/1000,'b')
104     title('Perfil Diario Uso Consola Videojuegos')
105     xlabel('1 Dia (min)');
106     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
107     axis([1,Tmaxd,0,1.2*PWCvj/1000])
108     grid
109     hold on
110
111 subplot(2,2,3)
112     if Dur == 1;
113         plot(4.2*PfilPMonfmp/1000,(1:n)/n,'-g')
114     else if Dur == 2;
115         plot(4.2*PfilPMonfmp/1000,(1:n)/n,'-b')
116     else
117         plot(4.2*PfilPMonfmp/1000,(1:n)/n,'-r')
118     end
119     end
120     title('Funcion de Probabilidad Consola Videojuegos');
121     xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
122     ylabel('% Funcion de Probabilidad')
123     grid on
124     hold on
125
126 subplot(2,2,4)
127     plot(mean(PfCvj(1:Tmaxd,:))'/1000),'b')
128     title('Perfil Promedio Diario Uso Consola Videojuegos')
129     xlabel('Tiempo (min)');
130     ylabel('Perfil de Consumo (kW)')
131     axis([1,Tmaxd,0,1.2*PWCvj/1000])
132     grid
133     hold on
134 else

```

```

135     disp('No genera grafica Cvj')
136 end
137 disp('Fin perfil Consola Videojuegos')
138 end

```

## D.13. Router Wifi

```

1 function [PfRouWF] = Router(PWRout, Stby, n, g)
2 % Esta funcion genera el perfil de comportamiento de un Router.
3 % PfRouWF = Perfil de un Router
4 % PWRout = Potencia de consumo de un Router (20W)
5 % Stby = 1 Todo el dia encendido
6 %     = 0 Se apaga durante la noche
7 % n = Numero de simulaciones a realizar
8 % g = 1 se desea ver grafica individual
9 m=7*n;
10 Tmaxd=1440;
11 Tmax=7*Tmaxd;
12 PfRout=zeros(Tmaxd,m);
13 %% Variable tiempo de encendido Router
14 if Stby==1 % Sin apagar durante la noche
15     stby=0.9;
16 else if Stby==0 % Apagado durante la noche
17     stby=0.05;
18     else
19         error('No existen otros perfiles programados')
20     end
21 end
22 %% Tramo de inicio de uso.
23 lmda1=360; % Uso probable entre 4:30am y 7:30 am
24 X(1,:)=poissrnd(lmda1,1,m);
25 X(2,:)=ceil(normrnd(960,60,1,m));
26 %% SIMULACION DE UN DIA
27 for i=1:m
28     PfRout(X(1,i):X(1,i)+X(2,i),i)=1;
29 end
30 %% INTRODUCCION VARIABLE ELIMINACION USO EN LA NOCHE
31 PfRout(PfRout~=1)=stby;
32 %% REDIMENSIONAMIENTO DE LA MATRIZ A SEMANA
33 PfRout=PfRout(1:Tmaxd,1:m);
34 PfRouWF=PWRout*reshape(PfRout,Tmax,[]);
35 PfCarSfmp=sort(sum(PfRouWF)/60);
36
37 if g==1
38     figure(1)

```

```
39     subplot(2,2,1)
40     plot(PfRouWF(1:1440,n), 'r');
41     title('Perfil Un Dia de Router')
42     xlabel('Tiempo (min)');
43     ylabel('Potencia (kW)')
44     axis([1,Tmaxd,0,(1.2*PWRout/1000)]);
45     grid
46     hold on
47
48     subplot(2,2,2)
49     a=(mean((PfRouWF)/1000)');
50     plot((a(1:1440)), '-b');
51     title('Promedio Simulaciones Router');
52     xlabel('Un dia (min)');
53     ylabel('Perfil promedio de Potencia (kW)');
54     grid
55     hold on
56
57     subplot(2,2,3)
58     if Stby == 1;
59         plot(4.2*PfCarSfmp/1000,(1:n)/n, '-r');
60     else if Stby == 0;
61         plot(4.2*PfCarSfmp/1000,(1:n)/n, '-g');
62     else
63         plot(4.2*PfCarSfmp/1000,(1:n)/n, '-b');
64     end
65     end
66     title('Funcion de Probabilidad');
67     xlabel('kWh adicional a la factura mensual')
68     ylabel('% Funcion de Probabilidad')
69     grid on
70     hold on
71
72     subplot(2,2,4)
73     plot(PfRouWF(:,n), '-b')
74     title('Perfil semanal');
75     xlabel('Semana (min)')
76     ylabel('Perfil Potencia (W)')
77     axis([1,7*Tmaxd,0,1.2*PWRout]);
78     grid on
79     hold on
80 else
81     disp('No genera grafica')
82 end
83 disp('Fin perfil Router')
84 end
```

**E. Anexo: Artículos académicos  
producto de la presente Investigación**

# Evaluación del Potencial de Respuesta de la Demanda a partir de información de Perfiles de Consumo

## Assessment of Demand Response Potential based on Load Curves

*Orlando A. González, Andrés Pavas*

---

Orlando A. González  
Estudiante MSc Ingeniería Eléctrica Universidad Nacional  
Asistente de Investigación Grupo PAAS - UN  
(057) 311 573 1711  
[oagonzalezv@unal.edu.co](mailto:oagonzalezv@unal.edu.co)

Andrés Pavas  
Profesor Universidad Nacional de Colombia  
Investigador Grupo PAAS – UN  
[fapavasm@unal.edu.co](mailto:fapavasm@unal.edu.co)

### RESUMEN

La respuesta a la demanda (DR) es uno de los principales objetivos de las Redes Inteligentes (Smart Grids) alrededor del mundo y se espera que provea soluciones que mejoren la eficiencia energética, así como desacelerar el crecimiento de la demanda de energía para los próximos años. Varias tareas se han propuesto con el fin de ajustar la demanda de los usuarios, y específicamente en América Latina, este proceso necesita tres requisitos: la regulación gubernamental (sistema normalizado), la tecnología y la motivación de los usuarios. Este artículo presenta algunas ventajas potenciales en respuesta a la demanda en el sector residencial en el corto plazo.

### PALABRAS CLAVE

Gestión de la demanda, Respuesta a la demanda, Perfil de consumo, Hábitos de consumo energético.

### ABSTRACT

Demand response is one of the main targets of Smart Grids worldwide and it is expected to support solutions for improving energy efficiency, as well as decelerate increasing power demand for coming years. Several tasks have been proposed in order to adjust the customers demand, specifically in Latin America, this process need three requirements: government regulation (standardized

system), technology and motivated users. This paper presents some potential demand response advantages in residential sector on short time.

### KEYWORDS

Demand management, demand response, load curve, energy consumption customs.

## 1. INTRODUCCIÓN

El propósito de este artículo se divide en dos partes; la primera es realizar una revisión estructurada de trabajos recientes que desarrollan diferentes metodologías en modelos de gestión y respuesta de demanda en el ámbito residencial. Con estas, pueden ser implementadas en prácticas con los demás clases de usuarios de un sistema de distribución, con diferentes características implícitas. En segundo lugar, a partir de la revisión anterior, ofrecer un listado de ventajas de aplicar metodologías de DR para el sector residencial en América latina específicamente Colombia con ejemplos sencillos que no requieren el uso de tecnologías asociadas a la gestión energética, por tanto pueden ser tomados en cuenta en el corto plazo.

La respuesta a la demanda (DR) es un proceso que inicia desde 1973 en USA, con objetivos de control de carga en sistemas de distribución, programas piloto desde los años 80's, entregan resultados positivos que pueden aplicarse con la aparición de incentivos económicos, y su visión de uso ha venido cambiando con la inclusión de elementos recientes como son energías renovables, dispositivos de almacenamiento y fuentes de generación descentralizadas; también requieren a mediano y largo plazo la entrada de elementos con nuevas tecnologías en medición bidireccional de energía, electrodomésticos inteligentes y sistemas descentralizados de control. Durante las últimas dos décadas la respuesta a la demanda ha sido estudiada de forma generalizada, en escenarios de

miembros activos en comportamiento respecto a los procesos del sistema., esto puede denotarse con la evolución y aumento en las definiciones de diferentes conceptos que se añaden al tema:

- a) Demand Side Response Resources (DRRs): Son el conjunto de beneficios económicos provenientes de la respuesta a la demanda sin la consideración del impacto del ahorro energético[1].
- b) Demand Side Management (DSM): Gestión de la demanda, se refiere al conjunto de programas implementados con el objetivo de modificar el papel pasivo de la demanda en el sistema, o que influyan sobre la carga y su forma de onda en el consumo de energía. [2]
- c) Demand Side Response (DSR): Es el conjunto de actividades destinadas a convertir la carga en un participante activo en el balance energético de oferta y demanda, es decir en sana competencia con los recursos de generación, (algunas de las actividades son: recorte de picos de demanda, llenado de valle y desplazamiento de carga)[3].
- d) Aggregator: Un agregador es una entidad que reúne las cargas de muchos usuarios y actúa como intermediario de negociaciones entre oferta y demanda, garantiza la capacidad de realizar diferentes tareas flexibles con las cargas de sus usuarios, con el fin de reaccionar inmediatamente a peticiones del sistema de distribución como un proveedor de servicios de restricciones[4].
- e) Demand Side Bidding (DSB): La gestión de oferta fomenta en el consumidor la disponibilidad de flexibilidad para la reducción del costo de su factura. Esto involucra la aplicación de acciones discretas a corto plazo, y el control compartido con el agregador del comportamiento de las tecnologías de uso final[5].

Los anteriores conceptos tienen su aparición en forma progresiva durante las últimas décadas de implementación de la DR, con ello también ha evolucionado el concepto de DR, que en forma global puede resumirse como “*el conjunto de actividades desarrolladas por los usuarios de cambiar sus condiciones como ente pasivo y pasar a desenvolverse activamente frente a sus hábitos de consumo energético*”.

Estudios actuales realizados con el fin de modelar la gestión de la demanda en el sector residencial tiene por objeto dos acciones sobre los perfiles o curvas de consumo:

- Disminución de manera porcentual el consumo energético de las tecnologías de uso final, por su no uso o por el aprovechamiento de otras fuentes de energía diferentes a la red, (puede ser incluso el uso de baterías, que durante horas de bajo costo se carguen y se aproveche esa energía durante los horarios de alto costo de la tarifa)[6].
- Desplazamiento de carga, es decir, elementos cuyo consumo sea factible de desplazar en el tiempo a diferentes horas del día donde las horas tarifarias sean de menor cuantía.

Existe un tercer factor de estudio que nace de la disciplina en aplicar cambios sutiles en el comportamiento diario de los usuarios, este trabajo pretende demostrar con tres ejemplos pueden obtener beneficios a corto plazo de gran impacto grande y con poca inversión económica[7][8][9][10].

Un ejemplo de dichos estudios de parte de Wood, indica que el solo hecho de mantener al pendiente a los usuarios de su consumo, genera cambios significativos en el perfil de consumo energético residencial.[11]

Otro ejemplo más nos lo trae G. Xydis y Michaelis Karagiorgas, que aplican análisis sobre hoteles en Grecia, donde la mayor cantidad de energía es usada en acondicionamiento del clima, y es donde tratan de incluir nuevas alternativas energéticas para suplir la demanda de aire acondicionado en verano y calefacción en invierno[12][13].

## 2. PROCEDIMIENTO

Los siguientes ejemplos demuestran el potencial de ahorro energético al que puede llegar un país como Colombia en épocas de posible racionamiento debido a fenómenos del clima debido a que aproximadamente el 70% de la energía eléctrica proviene de fuentes hidrográficas.

A continuación los resultados obtenidos desde los ejemplos mostrados son analizados desde cifras reales para los datos obtenidos en la Tabla 1 de la ciudad de Bogotá[14].



**Tabla 1** Datos estadísticos para los usuarios residenciales en la ciudad de Bogotá año 2014.

Estrato	Total Prom Usuarios	kWh día usu	kWh mes usu	% - # Ext
1	128000	3,769	113	40% - 1
2	695000	4,283	129	100% - 2
3	560000	4,457	134	100% - 2
4	186000	4,534	136	100% - 2
5	65000	5,805	174	100% - 2
6	52068	8,729	261	40% - 4
<b>TOTAL /PROM</b>	<b>1'686.068</b>	<b>4,543</b>	<b>136,3</b>	<b>3'167.200</b>

La columna 4 es una estimación subjetiva de la cantidad de usuarios de cada estrato junto con el estimado de número de extensiones presentes en las residencias de cada usuario.

El total de usuarios residenciales para la ciudad de Bogotá ronda 1'700.000, y para el ejercicio se toma una cantidad de extensiones de navidad cercana al doble del de usuarios proveniente del estimado de la columna 4. Para los siguientes ejemplos se asume que un 40 % de los usuarios poseen ducha eléctrica y el 100% al menos un cargador de celular en su residencia.

El promedio de consumo para este ejercicio que toma cada usuario residencial en Colombia es de 130 kWh (valor de energía máximo subsidiado), este representa todos los electrodomésticos sin contar los estudiados.

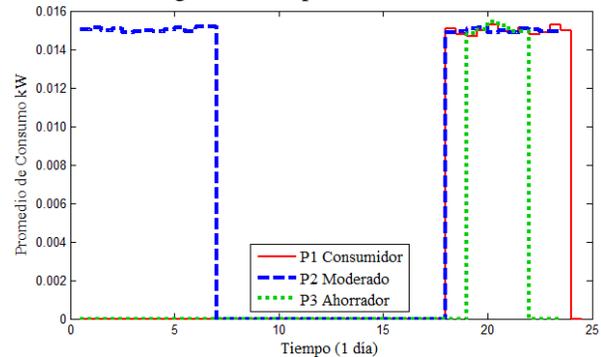
## 2.1 Extensión de navidad:

Para la época de fin de año, la familia típica colombiana siempre anima los días decembrinos con luces que alegran interna y externamente sus casas. Independientemente del ascenso de tarifas o del posible racionamiento por la baja oferta por parte de las hidroeléctricas, los usuarios poco se concientizan de su consumo, por ello se presenta a continuación en cifras aproximadas provenientes de 1000 simulaciones, para el ejemplo general de un hogar colombiano con tres comportamientos o hábitos de consumo respecto de una luz navideña de 0,03 kW (la potencia se obtiene de mediciones propias de una extensión LED de 20 m con una pinza Amperimétrica, que arroja un consumo aproximado en corriente de 270 mA y una tensión de red de 115 V) :

- Consumidor:** Trece (13) horas encendida durante toda la noche (6 pm a 6 am), durante 6 semanas de fin de año.

- Moderado:** Seis (6) horas encendida (6 pm – 12 am) durante 6 semanas de fin de año.
- Ahorrador:** Tres (3) horas encendida como se ha sugerido en la ciudad de Bogotá (7 – 10 pm), durante 6 semanas de fin de año.

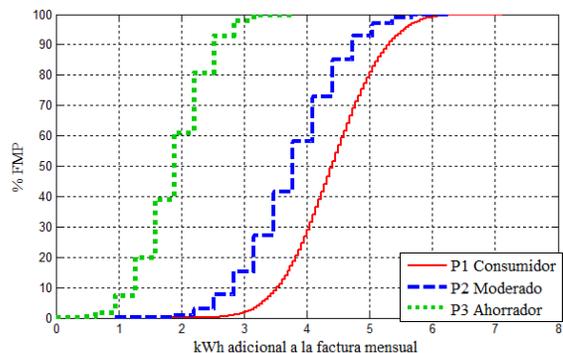
El perfil de comportamiento durante el periodo de 6 semanas asignadas desde 1° de diciembre hasta el 10 de enero del siguiente año se encuentra en las Figura 1, que no denotan energía sino los perfiles frecuencia de uso.



**Figura 1:** Perfiles de consumo energético promedio para la extensión navideña de 0,030 kW.

### 2.1.1 Resultados:

La función de masa de probabilidad que se generó para cada uno de los tres comportamientos se muestra en la Fig. 2.



**Figura 2** Función de Masa de Probabilidad para las simulaciones de los dos hábitos de consumo energético para una extensión navideña de 0,030 kW.

Los resultados a analizar se encuentran en la Tabla 2, con tres estadísticos importantes, media (promedio), percentil 95% (aproximadamente representa el 100% de la población) y el percentil 10%.

**Tabla 2** Datos estadísticos para las simulaciones de los perfiles de consumo extensión luces navidad.

Perfil de consumo	Media (kWh)	95% (kWh)	10% (kWh)	+ΔkWh%
Consumidor	4,5	5,5	3,5	4,2 - 3,5
Moderado	3,5	5	2,8	3,8- 2,15
Ahorrador	1,9	2,9	1,3	1 - 2,23

La columna 4 +ΔkWh%, se denomina como el porcentaje promedio adicional al consumo mensual y se calcula según (1) para el perfil consumidor:

$$+\Delta kWh\% = \frac{5,5 \cdot 100}{130} - \frac{3,5 \cdot 100}{130} = 4,2 - 3,5 \quad (1)$$

El perfil 1 Consumidor arroja un consumo promedio de 4,5 kWh adicional a la factura mensual por cada extensión navideña instalada en cada residencia durante la temporada. El consumo adicional alcanza con un 95% de probabilidad valores por debajo de 5,5 kWh, además de no ser inferior, con un 90% de probabilidad a 3,5 kWh. Ese consumo adicional equivale entre 3,5 y 4,2 % del consumo habitual de su factura (Tabla 2). De forma similar para el perfil 2 y 3.

Considerando que para el perfil 1 Consumidor no existe ahorro energético, los perfiles 2 y 3 si lo tienen respecto al perfil 1, que se convierte en el escenario base de comparación (Tabla 3).

**Tabla 3** Datos potencial de ahorro para los perfiles de consumo.

Perfil de consumo	Media (kWh)	GWh Prom-Adic Bogotá	% Ahorro	GWh de ahorro	Ahorro Ton CO <sub>2</sub>
Cons	4,5	14,25	----	----	----
Mod	3,5	11,08	23	3,17	1220
Ahorr	1,9	6,02	58	8,23	3318

La tercera columna de la Tabla 3, GWh Prom-Adic Bogotá se denomina como el promedio de GWh adicional al consumo mensual y se calcula según (2) para el perfil 1 Consumidor.

$$GWh \text{ Prom - Adic Bogotá} = 4,5 * 3'167.200 = 14,25 \text{ GWh} \quad (2)$$

En la cuarta columna de la Tabla 3, el % Ahorro se calcula según (3) para el perfil 2 Ahorrador:

$$\% \text{ Ahorro} = \frac{14,25 - 11,08}{14,25} = 23\% \quad (3)$$

La quinta columna de la Tabla 3, denota el ahorro en Ton CO<sub>2</sub>, que se calcula según (4).

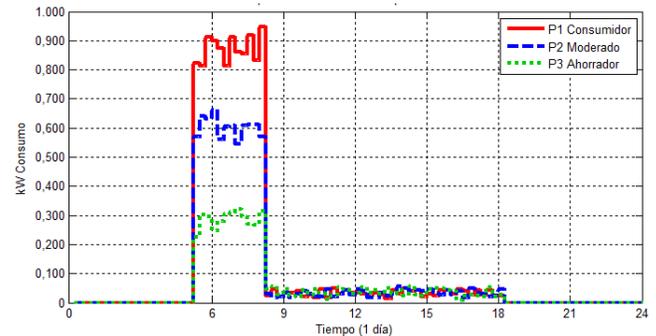
$$\text{Ton CO}_2 = 3,17 \text{ GWh} * \left( \frac{403 \text{ Ton CO}_2}{1 \text{ GWh}} \right) = 1220 \text{ Ton CO}_2 \quad (3)$$

Globalmente para la ciudad de Bogotá encontramos que el potencial de ahorro con el perfil de consumo 2 llega a un 23 %, y con el perfil de consumo 3 llega a un 58% comparado con el perfil de consumo 1 que es el que hasta ahora la mayoría de usuarios acoge. Lo anterior puede traducirse en evitar arrojar a la atmósfera 1220 y 3318 Ton CO<sub>2</sub> para los perfiles 1 y 2 respectivamente.

## 2.2 Ducha eléctrica:

Para este ejemplo tomamos en cuenta de nuevo los tres hábitos de consumo energético para una ducha de 3,5 kW de potencia (Figura 3):

- P1 Consumidor:** Uso de 45 minutos repartidos aleatoriamente en el lapso de 5-8 am cada día durante una semana, con la posibilidad de uso de 6 minutos durante el periodo de 8am a 6pm.



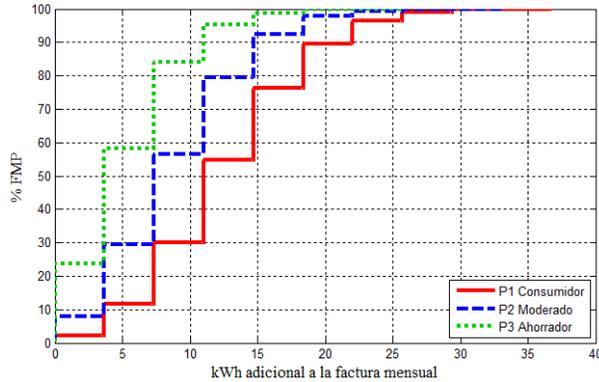
**Figura 3:** Perfil promedio de consumo energético para la ducha eléctrica de 3,5 kW, durante una semana.

- P2 Moderado:** Uso de 30 minutos repartidos aleatoriamente en el lapso de 5-8 am cada día durante una semana, con la posibilidad de uso de 6 minutos durante el periodo de 8am a 6pm.
- P3 Ahorrador:** Uso de 15 minutos repartidos aleatoriamente en el lapso de 5-8 am cada día durante una semana, con la posibilidad de uso de 6 minutos durante el periodo de 8am a 6pm.

Los anteriores perfiles son definidos para la temporada de fin de año con el fin de acercar los resultados al incremento general de consumo eléctrico en la cuenta de un usuario residencial.

## 2.2.1 Resultados

La función de masa de probabilidad para ambos hábitos energéticos se muestra en la Fig. 4.



**Figura 4** Función de Masa de Probabilidad para las simulaciones de los tres hábitos de consumo energético de ducha eléctrica de 3,5 kW.

Los datos estadísticos más relevantes se encuentran en la Tabla 4.

**Tabla 4** Datos estadísticos para las simulaciones de los perfiles de consumo de ducha eléctrica.

Perfil de consumo	Media (kWh)	95% (kWh)	10% (kWh)	+ΔkWh%
<b>Consumidor</b>	12	23	4	3 – 18
<b>Moderado</b>	8	18	4	3 - 14
<b>Ahorrador</b>	4	15	0	0 – 12

El perfil 1 Consumidor arroja un consumo promedio de 12 kWh adicional a la factura mensual por cada ducha eléctrica instalada en cada residencia durante la temporada. El consumo adicional alcanza con un 95% de probabilidad valores por debajo de 18 kWh, además de no ser inferior, con un 90% de probabilidad a 3 kWh. Ese consumo adicional equivale entre 3 y 18 % del consumo habitual de su factura (Tabla 4). De forma similar para el perfil 2 y 3.

Se considera de nuevo el perfil 1 Consumidor como escenario base de comparación (Tabla 5).

**Tabla 5** Datos potencial de ahorro para los perfiles de consumo ducha eléctrica.

Perfil de consumo	Media (kWh)	GWh Adic Bogotá	% Ahorro	GWh de ahorro	Ahorro Ton CO <sub>2</sub>
<b>Cons</b>	12	8,1	---	---	---
<b>Mod</b>	8	5,4	34	2,7	1089
<b>Ahorr</b>	4	2,7	67	5,4	2177

Para el porcentaje estimado en la ciudad de Bogotá se encuentra un potencial de ahorro del 34% para el perfil de consumo 2, y del 67% con el perfil de consumo 3 comparados con el perfil de consumo 1. Lo anterior puede traducirse en evitar arrojar a la atmósfera 1089 y 2177 Ton CO<sub>2</sub> para los perfiles 1 y 2 respectivamente.

## 2.3 Cargadores de celulares:

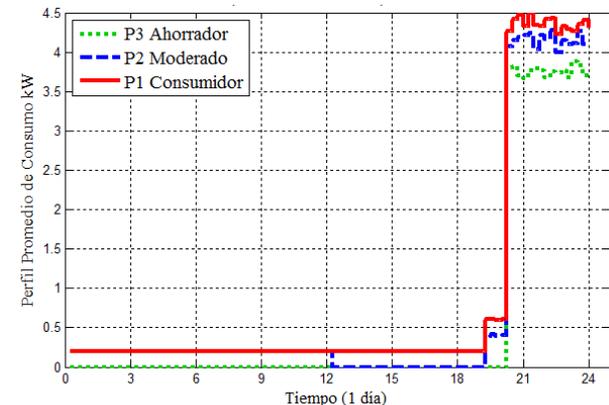
El consumo de un cargador de celular también se divide en tres perfiles de consumo como se muestra en la Fig. 5 a partir de la combinación subjetiva de los datos de la Tabla 6:

**Tabla 6:** Patrón promedio de consumo para un cargador de celular estándar.

PERFIL	PROMEDIO DE CONSUMO	PROMEDIO DE CARGA
<b>Conectado y cargando el celular</b>	5 W	3 Horas
<b>Conectado y sin cargar el celular</b>	0,5 W	----
<b>Stand by (conectado sin celular)</b>	0,2 W	----

- P1 Consumidor:** Uso de 3 horas diarias para carga del celular, 4 horas más conectado sin cargar el celular, y finalmente en Stand by todo el día.
- P2 Moderado:** Uso de 3 horas diarias para carga del celular, 2 horas más conectado sin cargar el celular, y finalmente en Stand by medio día.
- P3 Ahorrador:** Uso de 3 horas diarias para carga del celular.

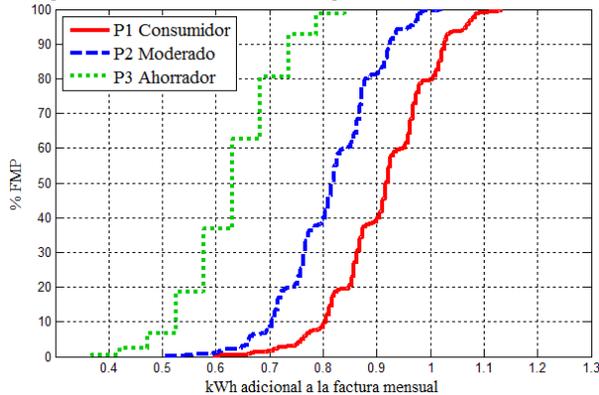
Normalmente estas cargas “insignificantes”. Para este ejercicio se toma como elemento base un cargador por núcleo familiar, que asume los tres anteriores patrones de uso.



**Figura 5** Perfil promedio de consumo energético para las simulaciones de los tres hábitos de consumo energético de un cargador de celular de 0,005 kW.

### 2.3.1 Resultados

La función de masa de probabilidad para los tres hábitos energéticos se muestra en la Fig. 6.



**Figura 6** Función de Masa de Probabilidad para las simulaciones de los tres hábitos de consumo energético de un cargador de celular de 0,005 kW.

Los datos estadísticos más relevantes se encuentran en la Tabla 7.

**Tabla 7** Datos estadísticos para las simulaciones de los perfiles de consumo de ducha eléctrica.

Perfil de consumo	Media (kWh)	95% (kWh)	10% (kWh)	+ΔkWh%
<b>Consumidor</b>	0,92	1,05	0,8	0,61 – 0,8
<b>Moderado</b>	0,82	0,95	0,7	0,53 – 0,73
<b>Ahorrador</b>	0,64	0,78	0,53	0,4 – 0,6

El perfil 1 Consumidor arroja un consumo promedio de 0,92 kWh adicional a la factura mensual por cada cargador de celular en uso en cada residencia durante la temporada. El consumo adicional alcanza con un 95% de probabilidad valores por debajo de 1,05 kWh, además de no ser inferior, con un 90% de probabilidad a 0,8 kWh. Ese consumo adicional equivale entre 0,61 y 0,8 % del consumo habitual de su factura (Tabla 7). De forma similar para el perfil 2 y 3.

Se considera de nuevo el perfil 1 Consumidor como escenario base de comparación (Tabla 8).

**Tabla 8** Datos potencial de ahorro para los perfiles de consumo cargador de celular.

Perfil de consumo	Media (kWh)	GWh Adic Bogotá	% Ahorro	GWh de ahorro	Ahorro Ton CO <sub>2</sub>
<b>Cons</b>	0,92	1,551	----	----	----
<b>Mod</b>	0,82	1,382	11	0,17	69
<b>Ahorr</b>	0,64	1,079	30,4	0,472	190,3

Para la población en la ciudad de Bogotá asumiendo que cada hogar posee un cargador, se encuentra un potencial de ahorro del 11% para el perfil de consumo 2, y del 30% con el perfil de consumo 3 comparados con el perfil de consumo 1. Lo anterior puede traducirse en evitar arrojar a la atmósfera 69 y 190,3 Ton CO<sub>2</sub> para los perfiles 1 y 2 respectivamente.

Teniendo en cuenta que en Colombia son aproximadamente 11,6 millones de usuarios regulados, el total de energía que se está desaprovechando es del orden de los 9,5 MW, esto equivale al 0,025 % de la demanda anual en Colombia para el año 2012. Sin embargo la cantidad de energía desaprovechada puede fácilmente alimentar a un estadio de fútbol como el Mineirao de Brasil durante 7 horas[15][16][17].

## 4. CONCLUSIONES

El presente trabajo explora tres oportunidades de implementación de gestión de demanda al mercado energético colombiano, donde existe un potencial de ahorro energético enorme a un notable bajo costo económico; pero si es alto el costo de cambio de hábitos de consumo por parte de los usuarios, que por evitar el detrimento de su comodidad a cambio de satisfacer su sentimiento de protección del medio ambiente, prefieren continuar con su comportamiento normal.

Es sensato pensar que la conciencia sobre la protección del medio ambiente no es suficiente incentivo para realizar diferentes actividades en pro del aprovechamiento energético, por ello es necesario reglamentar los incentivos económicos para motivar a los usuarios de estar pendiente de su propio consumo energético.

La actual tarifa constante es un factor neutral que no perjudica ni beneficia la aplicación de gestión de demanda en términos económicos, lo que pone en evidencia el potencial de gestión en términos de ahorro y costumbres de consumo energético, que pueden aprovecharse en el mercado.

El éxito en los resultados de la implementación de gestión de demanda, requieren una infraestructura en medición avanzada, agentes nuevos como los llamados agregadores, contratos de energía que incluyan incentivos, regulación y política energética que sean congruentes con la penetración de uso y educación racional energético, fuentes renovables y nuevas tecnologías.



## 6. REFERENCIAS

- [1] L. A. Greening, "Demand response resources: Who is responsible for implementation in a deregulated market?," *Energy*, vol. 35, no. 4, pp. 1518–1525, 2010.
- [2] H. a. Aalami, M. P. Moghaddam, and G. R. Yousefi, "Modeling and prioritizing demand response programs in power markets," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, pp. 426–435, 2010.
- [3] S. J. Darby and E. McKenna, "Social implications of residential demand response in cool temperate climates," *Energy Policy*, vol. 49, pp. 759–769, 2012.
- [4] XM; Enernoc, "Implementación de la Respuesta de la Demanda en el Sistema Eléctrico Colombiano Gestión activa de la demanda en los mercados eléctricos." Medellín, p. 24, 2014.
- [5] G. Liu and K. Tomsovic, "A full demand response model in co-optimized energy and reserve market," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 111, pp. 62–70, Jun. 2014.
- [6] M. Rastegar, M. Fotuhi-Firuzabad, and F. Aminifar, "Load commitment in a smart home," *Appl. Energy*, vol. 96, pp. 45–54, 2012.
- [7] I. Richardson, M. Thomson, D. Infield, and A. Delahunty, "Domestic lighting: A high-resolution energy demand model," *Energy Build.*, vol. 41, pp. 781–789, 2009.
- [8] M. Pipattanasomporn, M. Kuzlu, S. Rahman, and Y. Teklu, "Load profiles of selected major household appliances and their demand response opportunities," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 2, pp. 742–750, 2014.
- [9] J. Widén, M. Lundh, I. Vassileva, E. Dahlquist, K. Ellegård, and E. Wäckelgård, "Constructing load profiles for household electricity and hot water from time-use data-Modelling approach and validation," *Energy Build.*, vol. 41, pp. 753–768, 2009.
- [10] M. Stokes, M. Rylatt, and K. Lomas, "A simple model of domestic lighting demand," *Energy Build.*, vol. 36, no. October 2003, pp. 103–116, 2004.
- [11] G. Wood and M. Newborough, "Dynamic energy-consumption indicators for domestic appliances: Environment, behaviour and design," *Energy Build.*, vol. 35, pp. 821–841, 2003.
- [12] G. Xydis, C. Koroneos, and a. Polyzakis, "Energy and exergy analysis of the Greek hotel sector: An application," *Energy Build.*, vol. 41, pp. 402–406, 2009.
- [13] M. Karagiorgas, T. Tsoutsos, and a. Moiá-Pol, "A simulation of the energy consumption monitoring in Mediterranean hotels. Application in Greece," *Energy Build.*, vol. 39, pp. 416–426, 2007.
- [14] Grupo-PAAS-UN, "Proyecto SILICE III, Futuro Aval," Bogotá, Colombia, 2014.
- [15] J. C. Aponte and J. F. Andrade, "Proyección de la Demanda de Energía Eléctrica en Colombia. Revisión Marzo de 2013.," Bogotá, 2013.
- [16] Ministerio de Minas y Energía., "Energía Eléctrica," *Memorias al Congr. la República Colomb. 2012-2013*, vol. 1, p. 48, 2012. Disponible en la web <http://www.minminas.gov.co/memorias-al-congreso>.
- [17] E. Afanador, J. Núñez, and R. Ramírez, "Análisis de la situación energética de Bogotá y Cundinamarca," Bogotá, Colombia, 2013. Disponible en la web <http://www.fedesarrollo.org.co/wp-content/uploads/2011/08/An%C3%A1lisis-de-la-situaci%C3%B3n-energ%C3%A9tica-de-Bogot%C3%A1-y-Cundinamarca-Estudio-Fedesarrollo-EEB.pdf>

# Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales mediante Acciones de Gestión de Demanda

## Quantification of Electrical Energy Savings in Residential Customers through Demand Management Strategies

ORLANDO A. GONZÁLEZ <sup>1,4</sup>, ANDRÉS PAVAS <sup>2,4</sup>, SAMIR SÁNCHEZ <sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> Asistente de Investigación Grupo PAAS-UN. Email: oagonzalezv@unal.edu.co

<sup>2</sup> Investigador Grupo PAAS-UN. Email: fapavasm@unal.edu.co

<sup>3</sup> Asistente de Investigación Grupo PAAS-UN. Email: yssanchezr@unal.edu.co

<sup>4</sup> Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad Nacional, Colombia.

RECIBIDO: Mes dd, 2016. ACEPTADO: Mes dd, 2016. VERSIÓN FINAL: Mes dd, 2016

### RESUMEN

Colombia enfrentó entre 2015 y 2016 uno de los fenómenos de El Niño más severos de su historia quedando ad portas de un racionamiento de energía. La gestión de demanda puede ayudar, entre otros aspectos, a reducir el consumo de energía en cualquier escenario de disponibilidad de recursos energéticos, no sólo en emergencia. El artículo presenta la cuantificación de los posibles ahorros en clientes residenciales en Bogotá D.C., determinados a partir del modelado de diferentes estrategias de gestión de demanda. Los resultados muestran que pueden lograrse reducciones en el consumo entre 6 y 26% mediante sustitución de dispositivos, 7 y 19% mediante cambio de hábitos de consumo, y entre 17% y 45% como ahorro total posible. Los resultados también revelan que los clientes con menores consumos de energía pueden alcanzar ahorros de hasta el 45%, mientras que los clientes con consumos mayores de 150 kWh/mes no logran ahorros superiores al 20%.

**PALABRAS CLAVE:** Ahorro de Energía, Gestión de Demanda, Estrategias de Gestión de Demanda, Modelado de Perfiles de Carga.

### ABSTRACT

Colombia faced from 2015 to 2016 one of most severe El Niño whether phenomenal in its history, being close to energy rationing. Demand management can help to reduce energy consumption under any scenario of energy availability, not only under emergencies. This article presents the quantification of potential savings in residential customers in Bogotá D.C., determined from the modeling of different demand management strategies. The results show energy reduction between 6 and 26% resorting to device substitution, 7 and 19% through energy consumption patterns adjustments, and between 17% and 45% as possible total energy savings. The results reveal as well that customers with low energy consumption can reach upto 45% savings, in contrast to customers with consumption energy greater than 150 kWh/month cannot reach energy saving above 20%.

**KEYWORDS:** Demand Management, Demand Management Strategies, Energy Savings. Load Profile Modeling.

### I. INTRODUCCIÓN

Los sistemas eléctricos de potencia alrededor del mundo están experimentando un periodo de rápida evolución. La adopción de la generación distribuida, la incorporación de fuentes renovables de energía, los

esquemas de mercados eléctricos competitivos, el almacenamiento de energía, y la respuesta a la demanda estarán presentes en los sistemas eléctricos del futuro [1]. Estos cambios en los sistemas eléctricos de potencia representan no solo retos de ingeniería sino que también cambios para el usuario final [2].

El cambio intencional del perfil de consumo de potencia eléctrica por parte del usuario final en respuesta a un estímulo externo, generalmente de tipo económico, se conoce como respuesta a la demanda y ha sido usado de distintas formas en el suministro de energía desde hace ya varias décadas.

La implementación de la respuesta a la demanda plantea principalmente dos desafíos. El primero de ellos de tipo técnico - económico, pues se requieren grandes inversiones en infraestructura que permita la comunicación, control y monitorización del sistema. El segundo está relacionado con el diseño del mercado, además, la respuesta a la demanda requiere coordinación entre un gran número de consumidores, generadores, operadores del sistema de transmisión, distribución, y demás agentes distribuidos a lo largo del sistema.

Una descripción general del desarrollo en respuesta a la demanda se presenta en [3] y en [4]. Un análisis costo-beneficio al implementar respuesta a la demanda se encuentra en [5] y en [3], donde se hace un análisis de costos asociados al consumidor y costos debidos a la implementación de una infraestructura de comunicación.

La experiencia en respuesta a la demanda en la Unión Europea se discute en [4], donde se evidencia la carencia de políticas que la promuevan. Dentro de los mayores obstáculos para el establecimiento de políticas que permitan apoyar el desarrollo de la respuesta a la demanda se consideran: la incertidumbre que rodea a los verdaderos beneficios y costos de la respuesta a la demanda, la forma de integración dentro de un mercado eléctrico competitivo, y la interacción con otros métodos de gestión en eficiencia energética entre otras.

Particularmente, se ha demostrado que las cargas residenciales juegan un papel importante en el corrimiento y reducción del pico de demanda [6]. Los hábitos de consumo de energía por parte de los usuarios es un factor adicional a tener en cuenta y que introduce un alto grado de dificultad a la hora de diseño de un mercado. Mientras que los grandes generadores suelen exhibir un comportamiento racional, los clientes más pequeños no muestran la misma racionalidad en sus decisiones de consumo, los usuarios finales, especialmente aquellos que pertenecen al sector residencial, tienen diferentes prioridades, dentro de las cuales no se encuentra reducir al mínimo su factura de consumo de energía eléctrica.

La curva de demanda de un usuario residencial es difícil de extraer, pues depende de distintos factores variables en el tiempo, que van desde el clima, hasta el tipo de electrodoméstico usado para realizar la cocción de los alimentos, por ejemplo: horno eléctrico o estufa a gas. En [7] se presenta un estudio sobre los patrones de consumo de dos grupos residenciales, para los cuales se

aplican distintos precios de acuerdo al consumo de energía eléctrica, se determinó que el cambio en ese consumo no está linealmente relacionado con el cambio de precios. Los consumidores mostraron una escasa reducción de la demanda durante los periodos de precios pico, pero un aumento significativo en consumo durante los periodos de menor precio.

Un estudio de características similares se presenta en [8] para clientes residenciales en Chicago. Se observó una reducción substancial del consumo durante periodos de precios pico, pero no un incremento durante el periodo de bajo precio. La primera aproximación de gestión de demanda sobre tres electrodomésticos se presenta en [9], el documento usa la estrategia de cambio de hábitos de consumo con el fin de hallar los valores máximos de ahorro de electricidad con una mínima inversión sobre los dispositivos.

En [10], [11] y [12] el actor principal en respuesta a la demanda es el usuario final. En [11] se introdujo una función de demanda que permite representar la demanda de diferentes tipos de cliente, además, de un modelo integral de respuesta de los consumidores ante variaciones de precios. En [10] se propone un modelo óptimo de respuesta a la demanda, que maximiza el beneficio para el proveedor, al tiempo que minimiza el consumo diario de energía eléctrica por parte del usuario final como respuesta a la tarifa diferenciada.

De la anterior revisión es evidente que el comportamiento de los consumidores no se puede abordar a través de modelos económicos convencionales. Además, la gran mayoría de los clientes residenciales tienen poco o ningún conocimiento de los mercados eléctricos, e inclusive de su propio consumo [13]. La interacción del consumidor podría ser realizable fijando hábitos de uso de los electrodomésticos, por ejemplo, fijando la temperatura de la nevera, esto permite entre otras cosas, determinar un perfil óptimo de consumo en respuesta a las señales de precios [2].

La obsolescencia tecnológica y el uso de dispositivos eléctricos y electrónicos no eficientes en iluminación, entretenimiento y climatización, posibilitan hacer gestión de demanda a través de la sustitución de estos hacia tecnologías más modernas y eficientes, de acuerdo con [14], la iluminación constituye un componente importante del consumo total de energía. El presente estudio se realizó para la población de estrato IV en la ciudad de Bogotá D.C., para la cual se considera gestión de la demanda con mínima intervención técnica a través de cambios en los hábitos de consumo o gestión de la demanda por medio de sustitución tecnológica.

En la Tabla I se presenta un resumen de las cantidades propuestas en la composición de carga residencial. Los

resultados de la simulación evidencian un ahorro significativo en el consumo de energía (kWh/mes) a la hora de realizar sustitución tecnológica en iluminación, especialmente cuando se pasa de una tecnología Incandescente a una de tipo LED.

El artículo está organizado en tres secciones principales. En la Sección 2 se presenta el modelado de los clientes de la electricidad y las estrategias de gestión de demanda propuestas. La Sección 3 se presenta los resultados obtenidos y su análisis. Finalmente, en la Sección 4 se presentan las conclusiones.

## 2. METODOLOGÍA

El procedimiento adoptado para el desarrollo de la hipótesis planteada se presenta a través de tres pasos progresivos, luego de definir las condiciones iniciales del modelo.

### 2.1. Condiciones iniciales del modelo

**Población:** Usuarios residenciales estrato IV ciudad de Bogotá D.C. La función de distribución para su población dividido en deciles, contiene el valor promedio de la energía consumida mensual para cada grupo de usuarios y se describe en la Fig. 1.

**Tipos de carga:** Se seleccionaron tres cargas de acuerdo con los requerimientos y necesidades, estas conforman el perfil de demanda:

- Iluminación
- Refrigeración
- Tv junto con Decodificador
- Carga Residual

La cantidad de elementos para conformar la carga se encuentra en la Tabla 1, donde se han determinado los siguientes criterios:

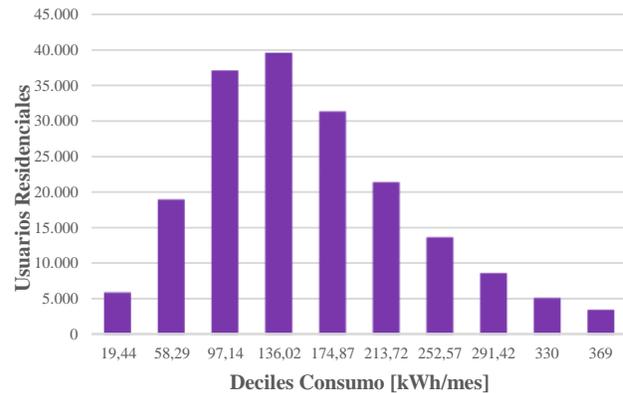
Iluminación es inherente al consumo de electricidad, por tanto se induce un mínimo de 3 luminarias (baño, habitación y sala) y un máximo de 12 (3 habitaciones, 2 baños, 1 cocina, 1 comedor, 1 sala, 1 patio, 1 cobertizo, 1 corredor y 1 escalera).

El uso de televisión es dispensable para ciertos usuarios por tanto se consideró desde la no existencia, mínimo 0, hasta un máximo 3 televisores por usuario. Por otra parte aunque se tiene en cuenta la gran penetración de las tecnologías LCD y LED – OLED, aún los CRT se usan en una baja proporción.

En cuanto a decodificadores la mayoría de planes incluyen dos decodificadores sin recargo económico, así se tuvo en cuenta la existencia desde 0 hasta 2 decodificadores por usuario.

La nevera a pesar de ser el elemento de mayor consumo energético, no está presente en todos los hogares de los usuarios, se tuvo en cuenta un rango de 0 a 2 neveras por usuario.

La carga residual se asume como un agregado de los demás elementos o electrodomésticos que no se tienen en cuenta anteriormente.



**Figura 1** Distribución de consumo promedio kWh/mes para estrato IV en Bogotá D.C.. **Fuente.** [9]

**TABLA I**  
**CONFORMACIÓN DE LA CARGA PARA ESTRATO IV**

Electrodoméstico	Cantidad	
	Mínima	Máxima
Iluminación	3	12
Televisores	0	3
Decodificador	0	2
Neveras	0	2

**Fuente.** Elaboración propia

A cada elemento y tipo de tecnología se le ha asociado una potencia respectiva, valores tomados de [14] y [15], el tipo de electrodoméstico, tecnología y potencia promedio asociada se presentan en la Tabla II.

**TABLA II**  
**CLASIFICACIÓN DE LOS ELECTRODOMÉSTICOS POR TECNOLOGÍA**

Elemento	Tecnología	Potencia [kW]
Iluminación	Incan– Halógena	0,60
	CFL	0,20
	LED	0,10
Televisores	CRT	0,16
	LCD	0,07
Decodificador	Activo	0,14
	Stand-by	0,02

**Fuente.** [14]-[16]

Para el caso de la nevera, se consideró tanto la eficiencia como la temperatura del termostato, los valores se resumen en la Tabla III. En el tema de eficiencia se toma en cuenta la norma NTC 5020, para un refrigerador sin escarcha y congelador superior de 250 lts (tamaño promedio).

**TABLA III**  
**CLASIFICACIÓN NEVERA: TEMPERATURA Y EFICIENCIA**

Elemento	Temperatura [°C]	Eficiencia [kWh/mes] Volumen 250 lts
Nevera	2	A = 25.8
	4	D = 36.6
	6	G = 48.4

Fuente. [17]y [18]

## 2.2. Estrategias de Gestión

A continuación se enuncian las herramientas de gestión de demanda que se usaron para el desarrollo de este artículo.

**2.2.1. Sustitución de Tecnología.** Se entiende por sustitución tecnológica el paso de una tecnología de menor eficiencia energética a otra de mayor eficiencia, mejorando o manteniendo las características del servicio.

Dentro de la estrategia de sustitución se adoptaron las siguientes opciones:

- Cambio tipo iluminación Incandescente – CFL.
- Cambio tipo iluminación CFL – LED.
- Cambio tipo Tv CRT – LCD.

**2.2.2. Cambio de Hábito de Consumo.** Los hábitos son patrones o costumbres en horarios y cantidad de tiempo donde se usan los diferentes electrodomésticos en el hogar, por tanto están directamente relacionados con la rutina diaria de los usuarios en el hogar.

Dentro de la estrategia de cambio de hábito se adoptaron las siguientes opciones:

- Cambio temperatura nominal termostato nevera 2 – 4°C.
- Eliminación consumo Stand-by de televisor y codificador durante el tiempo de no empleo.

**2.2.3. Modelado de cargas.** Las técnicas utilizadas en la simulación de las cargas corresponden a:

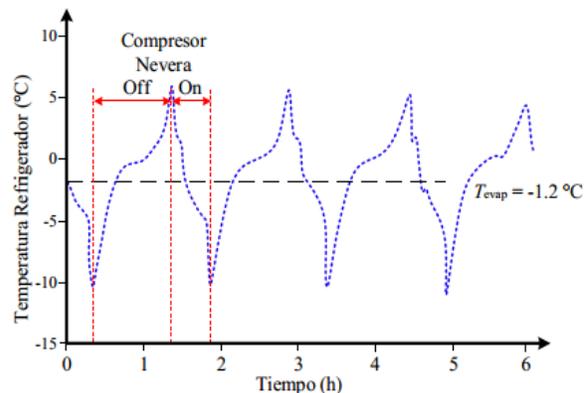
- Estrategias estocásticas: Cadenas de Markov de dos estados para iluminación (On-Off) y variables aleatorias de Poisson y Exponencial para el televisor (Uso y Duración). Se escogieron de esa manera para facilitar y mejorar la ejecución del programa de cada modelo.
- Estrategias determinísticas en refrigeración.

## 2.3. Composición individual de la carga

En este primer paso se eligieron tres tipos de carga y un restante que componen el perfil de demanda general para cada usuario modelado.

**2.3.1. Nevera.** A la hora de simular el comportamiento de la nevera, se tuvo en cuenta el tiempo de los ciclos y frecuencia de encendido del compresor, se han tomado con base en los estudios de O. Laguerre [17][19].

La Fig. 2 entrega las mediciones de temperatura realizadas sobre la superficie de tres secciones del refrigerador durante los ciclos normales de trabajo del compresor.



**Figura 2** Ejemplo variación de la temperatura superficial del congelador de una nevera con termostato a 6°C. Fuente: Adaptado O. Laguerre, [17].

La energía consumida varía según la temperatura adoptada en el termostato de la nevera, la temperatura ambiente o exterior, la capacidad en volumen utilizada por los alimentos dentro del refrigerador y el número de aperturas de la nevera durante el día. Sólo el primer y el último factor de los anteriormente mencionados se tomaron en cuenta para este modelamiento de consumo de la nevera.

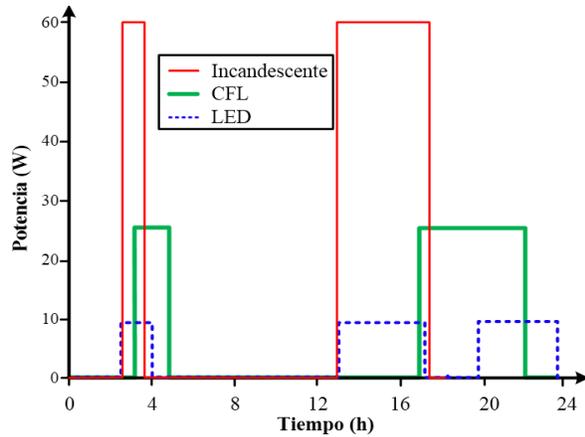
**2.3.2. Iluminación.** El modelo de las fuentes luminosas se construyó bajo los siguientes supuestos:

- Siempre van a existir en cualquier residencia una cantidad mínima de 3 y una máxima de 12 fuente luminosas en cualquier combinación.
- Todos los elementos tienen probabilidad uniforme de ser utilizados y con consumo energético similar.
- Su uso no depende de la cantidad de personas en la residencia.

Se clasifican en halógenas o incandescente (60 W), CFL (Compact Fluorescent Lamps), y de tecnología

LED. En este modelo aún no se tiene en cuenta la calidad de iluminación.

En la Fig. 3 se muestran tres ejemplos de modelamiento de consumo energético para las 3 tecnologías de iluminación.

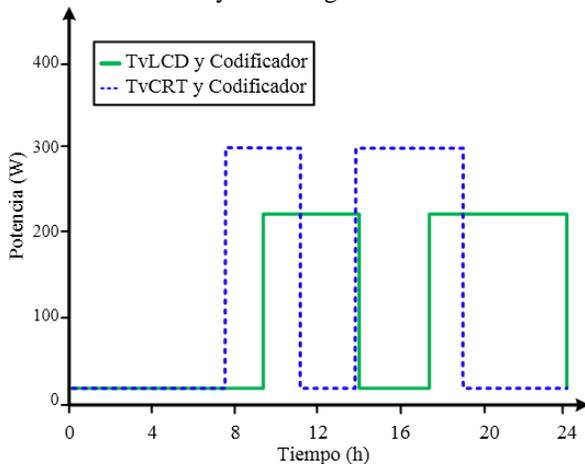


**Figura 3** Ejemplos modelamiento tecnologías de iluminación. **Fuente:** Elaboración propia.

**2.3.3. Codificador y Televisor.** Estos dispositivos se modelan en conjunto, debido a que son similares en horarios de uso [16].

- También son similares en características de uso como es la presencia de una energía remanente en el modo Stand-by (Disponibilidad de uso inmediato).
- El perfil de consumo se programó a través de cadenas de Markov de 3 estados, On, Off y Stand-by.
- Se ha tenido en cuenta la presencia de dos tipos de televisores, el antiguo de tubos de rayos catódicos o CRT y el nuevo de pantalla LCD.

La Fig. 4 representa ejemplos de modelamiento para un televisor nuevo y otro antiguo durante un día.

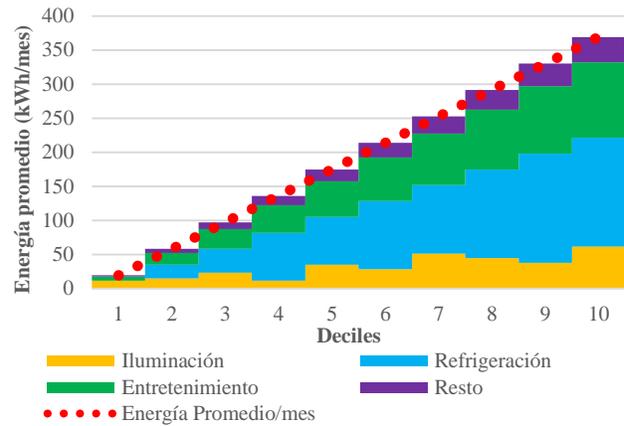


**Figura 4** Ejemplos modelamiento tecnologías de televisión y codificador. **Fuente:** Elaboración propia.

## 2.4. Combinaciones de cargas

Debido a que es posible que se presenten diferentes combinaciones entre cantidades de dispositivos, tipos de tecnologías y hábitos de consumo, se creó una matriz base de 3 dimensiones (iluminación, refrigeración y entretenimiento) con los perfiles de consumo resultantes de todas las posibles combinaciones. Este modelo se planteó como un problema del tipo "knapsack" [20], en el cual no sólo se busca una solución óptima, sino el conjunto de soluciones posibles que cumple a cabalidad con la conformación de carga de la Tabla II (Ecuación (2)) y los datos de la Fig.1.

**2.4.1. Carga Base.** Cada decil posee un conjunto de combinaciones que incluyen los diferentes usos energéticos finales como son iluminación, refrigeración, entretenimiento y un restante. Cada combinación encaja adecuadamente dentro de cada promedio de consumo mensual de cada decil. (Fig. 5)



**Figura 5** Ejemplo combinaciones carga base. **Fuente:** Elaboración propia.

**2.4.2. Problema de la maleta (Knapsack Problem).** Las combinaciones se realizan entre los elementos de Iluminación, refrigeración y entretenimiento; cada elemento anterior (energía consumida) debe ser compuesto de los datos siguientes [20], [21].

- **Valor: (P)** Se refiere a la Potencia nominal del elemento (Tablas II y III).
- **Peso:(W)** Se refiere al tiempo de uso mensual en minutos del elemento (dependiendo de hábitos de consumo).
- **Cantidad: (X)** Se refiere al número de elementos para cada aplicación (Tabla I).
- **Capacidad de la mochila: (C)** La energía máxima permitida para cada decil (1).

$$E_{rest,i,j} \leq 0.1 * C_{i,j} \quad (1)$$

Donde:

$E_{rest,i,j}$  = Energía restante corresponde a otros dispositivos.

$C_{i,j}$  = Promedio Consumo Energía al mes para cada usuario  $j$  que pertenece al decil  $i$ .

Los consumos de energía para cada uso se construyen a partir de (2).

$$E_{ilu_{i,j}} \Rightarrow E_{nevi,j} \Rightarrow E_{tvc_{i,j}} \Rightarrow P_{i,j} * W_{i,j} * X_{i,j} \quad (2)$$

Donde:

$i = 1, \dots, 10$  decil

$j = 1, \dots, n$  Usuarios

$P_{i,j}$  = Potencia nominal del dispositivo del usuario  $j$  que pertenece al decil  $i$ .

$W_{i,j}$  = Tiempo de uso del dispositivo del usuario  $j$  que pertenece al decil  $i$ .

$X_{i,j}$  = Cantidad de dispositivos del mismo uso final del usuario  $j$  que pertenece al decil  $i$ .

## 2.5. Criterios de combinaciones

Se construyen matrices de posibles combinaciones para cada grupo de usuarios según el decil al que pertenecen y sujeto a (3)[22].

$$E_{i,j} = E_{ilu_{i,j}} + E_{nevi,j} + E_{tvc_{i,j}} + E_{rest_{i,j}} \quad (3)$$

Donde:

$i = 1, \dots, 10$  Deciles función distribución población Bogotá

$j = 1, \dots, n$  Usuarios pertenecientes al decil  $i$

$E_{i,j}$  = Energía Promedio usuario  $j$  para el decil  $i$ .

$E_{ilu_{i,j}}$  = Energía correspondiente a iluminación

$E_{nevi,j}$  = Energía correspondiente a nevera

$E_{tvc_{i,j}}$  = Energía correspondiente a tv y codificador

$E_{rest_{i,j}}$  = Energía restante respecto al promedio

Otros criterios asumidos para disminuir tiempos de procesamiento se dan en (4).

$$E_{ilu_{i,j}} \leq 0.6 * E_{i,j} \quad E_{tvc_{i,j}} \leq 0.4 * E_{i,j} \quad (4)$$

## 3. RESULTADOS

El método empleado arroja una matriz con todas las combinaciones posibles a la cual se aplican las restricciones dadas en las ecuaciones (1),(3) y (4), dando como resultado matrices de combinaciones exitosas para cada decil de la distribución de población de estrato IV en la ciudad de Bogotá.. Por ahora las combinaciones exitosas se consideran uniformemente distribuidas y por tanto con igual probabilidad de ocurrencia en la población.

Cada una de esas matrices exitosas se ordena de acuerdo a la cantidad de energía consumida ( $P_{i,j} * W_{i,j}$ )

y cantidad de elementos ( $X_{i,j}$ ), con el fin de encontrar los casos (base) en que las estrategias de gestión de demanda no son aplicables, como lo son consumo mínimo posible, o presencia de elementos altamente eficientes.

### 3.1. Aplicación de las estrategias de gestión:

A partir del ordenamiento anterior se registran las posibilidades de gestión por cantidad de elementos (sustitución tecnológica) y por rango de consumo energético (hábitos de consumo energético). Los resultados se analizaron según la estrategia adoptada a continuación:

**Sustitución:** En iluminación y entretenimiento. Los resultados obtenidos desde la aplicación de las herramientas de gestión en sustitución tecnológica, Fig. 6, muestra una tendencia positiva en cuanto al ahorro posible en iluminación, sin embargo en entretenimiento se mantiene casi constante.

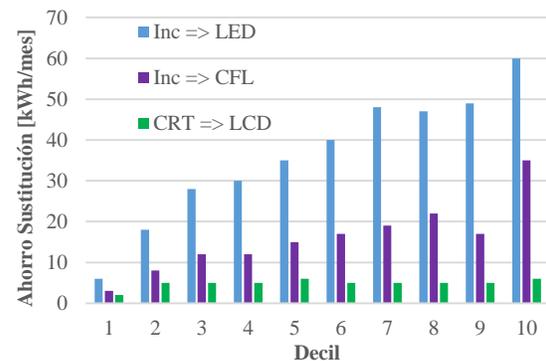


Figura 6 Sustitución tecnológica en iluminación, de Incandescence a CFL e Incandescente a LED.

**Cambio de Hábito de Consumo:** en Refrigeración y Entretenimiento. En la Fig. 7 representa los ahorros posibles para los clientes que posean elementos de refrigeración e iluminación. Se denota que el decil 1 no posee ahorros en el cambio de hábito en refrigeración debido a que el consumo promedio es tan insuficiente que se deduce que no usen esta tecnología.

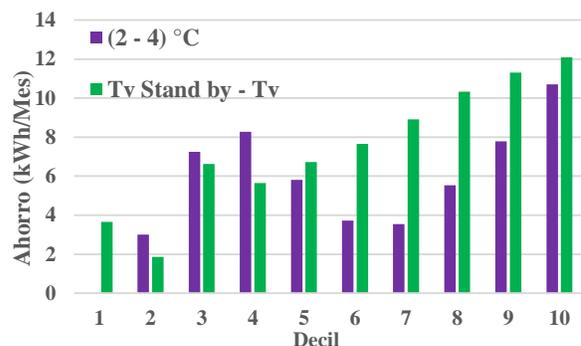
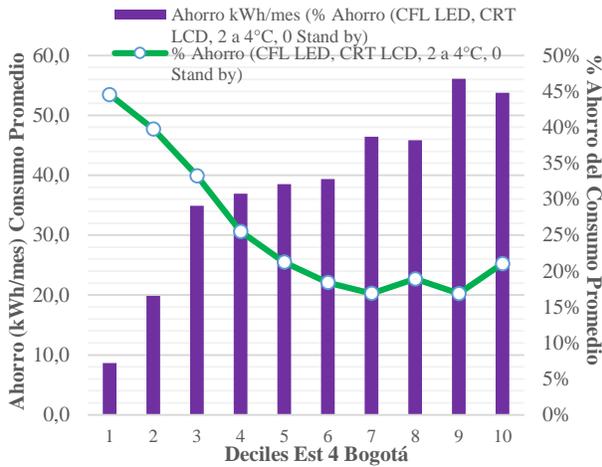


Figura 7 Cambio en la temperatura de en el reostato de la nevera y cambio de hábito en televisión.

Las tendencias observadas en las Fig. 6 y 7 (pendiente positiva) reflejan una oportunidad de gestión con alto potencial de ahorro en los deciles de mayor consumo energético. En otras palabras, es más probable lograr mayores ahorros de energía por cliente en los usuarios que consumen grandes cantidades de energía.



**Figura 8** Ahorros combinados Sustitución y Cambio de Hábito para los deciles Estrato IV de Bogotá.

La Fig. 8 representa el ahorro combinado usando las estrategias de sustitución en iluminación (CFL a LED, debido a que aún no es posible determinar la actual penetración de la discontinuada iluminación incandescente), entretenimiento (Tv CRT a Tv LCD), y cambio de hábito en refrigeración (Cambio T° 2 a 4°C), en entretenimiento (Stand-by a 0 Stand-by). Este ahorro combinado se expresa para cada decil en:

- Energía factible de ahorrar cada decil (kWh/mes) eje vertical primario (izquierdo).
- Porcentaje de la energía factible de ahorrar respecto del promedio de consumo mensual para cada decil, eje vertical secundario (derecha).

Aunque la cantidad de energía que puede ahorrarse en los primeros deciles es baja, esta representa respecto a su promedio de consumo mensual un porcentaje más alto comparado con el resto de los deciles de mayor consumo.

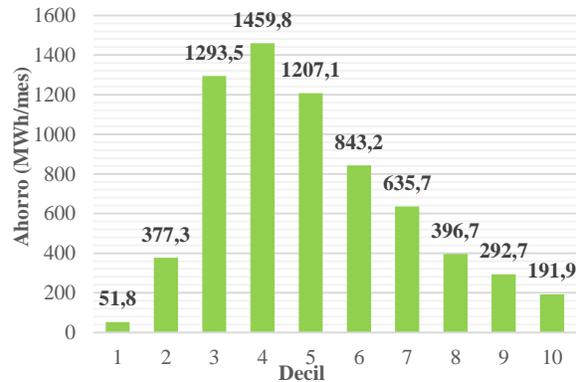
La Tabla IV presenta los resultados generales de la investigación discriminados para cada decil de la población modelada. Las cantidades más altas de energía para considerar oportunidades de ahorro se encuentran en sustitución. Sin embargo el cambio de hábitos de consumo por parte de los usuarios residenciales de estrato IV en la ciudad de Bogotá, abre la oportunidad de realizar más de la mitad del ahorro en energía comparado con sustitución, con la ventaja de requerir un coste económico mucho menor.

**TABLA IV**  
**AHORROS GLOBALES: SUSTITUCIÓN Y CAMBIO DE HÁBITOS**

Decil	Ahorro Sustitución		Ahorro Cambio Hábito		Ahorro Total	
	[kWh/mes]	(%)	[kWh/mes]	(%)	[kWh/mes]	(%)
1	5	26%	3,7	19%	8,7	45%
2	13	26%	10,2	17%	19,9	40%
3	17	22%	15,3	16%	34,9	33%
4	17	17%	17,7	13%	52,7	39%
5	21	15%	16,1	9%	36,9	25%
6	22	13%	17,3	8%	38,5	21%
7	24	13%	18,7	7%	39,4	18%
8	27	10%	28,1	10%	46,4	17%
9	22	11%	33,7	10%	45,9	19%
10	41	8%	36,6	10%	53,8	21%

La Fig. 9 entrega el ahorro potencial aprovechable para cada uno de los deciles de clientes del estrato IV en Bogotá. Los resultados con mayor oportunidad de ahorro pertenecen a los deciles con mayor número de usuarios en ellos y no por mayor cantidad de energía que pueden ahorrar.

El decil 4 entrega una oportunidad de ahorro cercano a los 1.2 GWh/mes usando las estrategias aprovechadas en el estudio; le siguen los deciles 3, 5, 6 y 7 con cifras que superan 500 MWh/mes.



**Figura 9** Ahorros totales combinando estrategias de Sustitución y Cambio de hábito junto con el número de clientes por decil para el Estrato IV en Bogotá.

#### 4. CONCLUSIONES

La identificación de acciones de gestión de demanda requiere conocer el consumo de energía de un cliente y su perfil de demanda. En el presente artículo se estimó la composición de carga con base en criterios de optimización y en las alternativas sugeridas en la literatura. La cantidad de esquemas de composición de carga es enorme, aún con las aproximaciones propuestas.

Por lo anterior, se encontró que los métodos empleados para escoger la composición de carga de cada

cliente representan un reto importante en la identificación de las estrategias de gestión más adecuadas. Se encontró que la cantidad de combinaciones posibles para los grupos de tecnologías propuestas es del orden de  $10^{12}$  y aumenta exponencialmente si se incluyeran más grupos. La exploración mediante métodos de Monte Carlo ofrece una alternativa computacionalmente eficiente, para trabajos futuros.

Las estrategias indicadas pueden proporcionar hasta un 19% de ahorro en energía eléctrica, sobre el consumo base. Lo anterior depende de la cantidad de estrategias adoptadas por los usuarios, y de los electrodomésticos presentes en el hogar sobre los cuales se aplicarían dichas estrategias.

A pesar de que los mayores ahorros de energía por cliente pueden lograrse en los clientes con mayores consumos mensuales, el mayor ahorro de energía agregado para todos los clientes considerados se logra entre los deciles 3, 4, 5 y 6, es decir, en los clientes con consumos entre 100 y 250 kWh/mes. Lo anterior permite prever que puede lograrse un impacto mayor si se implementan estrategias de gestión en los clientes con los consumos mensuales identificados, y no en los clientes con consumos más altos y más bajos.

## 5. REFERENCIAS

- [1] R. Poudineh and T. Jamasb, "Distributed generation, storage, demand response and energy efficiency as alternatives to grid capacity enhancement," *Energy Policy*, vol. 67, pp. 222–231, 2014.
- [2] N. O'Connell, "Approaches for Accommodating Demand Response in Operational Problems and Assessing its Value," Technical University of Denmark (DTU), Kgs. Lyngby, 2016.
- [3] M. H. Albadi and E. F. El-Saadany, "Demand response in electricity markets: An overview," in *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, PES*, 2007.
- [4] J. Torriti, M. G. Hassan, and M. Leach, "Demand response experience in Europe: Policies, programmes and implementation," *Energy*, vol. 35, no. 4, pp. 1575–1583, 2010.
- [5] M. H. Albadi and E. F. El-Saadany, "A summary of demand response in electricity markets," *Electric Power Systems Research*, vol. 78, no. 11, pp. 1989–1996, 2008.
- [6] O. Corradi, H. Ochsenfeld, H. Madsen, and P. Pinson, "Controlling electricity consumption by forecasting its response to varying prices," *Power Syst. IEEE Trans.*, vol. 28, no. 1, pp. 421–429, 2013.
- [7] P. Thorsnes, J. Williams, and R. Lawson, "Consumer responses to time varying prices for electricity," *Energy Policy*, vol. 49, pp. 552–561, 2012.
- [8] H. Allcott, "Rethinking real-time electricity pricing," *Resour. Energy Econ.*, vol. 33, no. 4, pp. 820–842, 2011.
- [9] O. A. Gonzalez and A. Pavas, "Evaluación del Potencial de Respuesta de la Demanda a partir de información de Perfiles de Consumo," in *V CIUREE, Congreso Internacional de Uso Racional de la Energía*, 2016.
- [10] M. Doostizadeh and H. Ghasemi, "A day-ahead electricity pricing model based on smart metering and demand-side management," *Energy*, vol. 46, no. 1, pp. 221–230, 2012.
- [11] S. Yousefi, M. P. Moghaddam, and V. J. Majd, "Optimal real time pricing in an agent-based retail market using a comprehensive demand response model," *Energy*, vol. 36, no. 9, pp. 5716–5727, 2011.
- [12] N. Arghira, L. Hawarah, S. Ploix, and M. Jacomino, "Prediction of appliances energy use in smart homes," *Energy*, vol. 48, no. 1, pp. 128–134, 2012.
- [13] J. H. Kim and A. Shcherbakova, "Common failures of demand response," *Energy*, vol. 36, no. 2, pp. 873–880, 2011.
- [14] N. National Institute Standards and Technology, "NIST: Smartgrid." [Online]. Available: <http://www.nist.gov/smartgrid/>. [Accessed: 23-Aug-2016].
- [15] ENERGY.GOV, "Estimating Appliance and Home Electronic Energy Use | Department of Energy." [Online]. Available: <http://energy.gov/energysaver/estimating-appliance-and-home-electronic-energy-use>. [Accessed: 23-Aug-2016].
- [16] L. L. Gracia and L. C. Torrecillas, "Guía sobre Consumo Energético de Aparatos Domésticos," Zaragoza, 2009.
- [17] O. Laguerre, "Heat transfer and air flow in a domestic refrigerator," *Math. Model. Food Process. Mohammed M. Farid*, vol. 474, pp. 445–474, 2010.
- [18] INSTITUTO COLOMBIANO DE NORMAS TÉCNICAS Y CERTIFICACIÓN, Eficiencia energética en artefactos refrigeradores, refrigeradores-congeladores y congeladores para uso doméstico NTC 5020. Bogotá DC. Colombia, 2014, p. 56.
- [19] H. Park, M. Ruellan, N. Martaj, R. Bennacer, and E. Monmasson, "Generic thermal model of electrical appliances in thermal building: Application to the case of a refrigerator," *Energy Build.*, vol. 62, pp. 335–342, 2013.
- [20] S. Martello and P. Toth, *Knapsack problems: algorithms and computer implementations*. John Wiley & Sons, Inc., 1990.

- [21] H. Kellerer, U. Pferschy, and D. Pisinger, *Knapsack Problems*, 1st ed. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004.
- [22] F. Sandoya, “El Problema de la Mochila, Complejidad, Cotas y Métodos de Búsqueda Eficientes,” vol. 12, no. 2, pp. 43–51, 2014.

# Demand Flexibility Assessment for Residential Customers

Elkin Moreno  
Universidad Nacional de Colombia  
Research Assistant  
emorenoso@unal.edu.co

Orlando A. González  
Universidad Nacional de Colombia  
Research Assistant  
oagonzalezv@unal.edu.co

Andrés Pavas  
Universidad Nacional de Colombia  
Assistant Professor  
fapavasm@unal.edu.co

**Abstract**—This paper proposes the concept of Demand Flexibility for the assessment of customer demand profiles. First a demand profile is modeled resorting to stochastic simulation techniques, including different appliances such as lighting, refrigeration, entertainment devices, among others. Second, different demand management strategies are applied in order to identify the flexibility of the modeled customer profile. This concept allows to analyze of Demand Response Models (DRM) applicable to Micro-grid with diversity of features and simulation tools.

**Index Terms**—Demand Flexibility, Demand Management, Load Profile, Monte Carlo Simulation, Micro-grids

## I. INTRODUCTION

This document presents an analysis of the demand flexibility to residential customers in Bogotá D.C., resorting to a simulated demand profile coming from a stochastic modeling process, which uses information from customer aspects (social stratum, family members, etc) and appliances technical features (Power, Energy consumption).

First, in Section II, a demand profile model was built for residential household appliances and Bogotá were chosen as study case due to temperate climate conditions and diversity population [2]. The simulated demand profile was based on aggregate demand model of electrical appliances and use configurations. One reference case is simulated in standard conditions, without any improve action.

Second step, in Section III, simple set of strategies based on energy consumption and one rank with the most representative appliances, allowed choosing three groups of strategies: refrigeration, lighting and Stand-by, which could be applied each alone or mixed.

Third step included flexibility concept applied as assessment index over demand profiles, when demand strategies are applied over it, Section IV. A demand profile with a lot of possibilities to improve or become even is highly flexible, meanwhile little possibilities, make this profile into low flexible. The mixed or alone strategies applied over demand profile induce to evaluate the flexibility quality for demand profiles and reference case gives a firsts details in this research [15].

Finally research results are given in Section V and conclusions in Section VI.

In the next figure 1 show a diagram for the analysis process of this paper.

E. Moreno (corresponding author: emorenoso@unal.edu.co) and O. González are Research Assitants with Universidad Nacional de Colombia and PAAS-UN Research Group. A. Pavas is Assistant Professor with Universidad Nacional de Colombia and Researcher PAAS-UN Group.

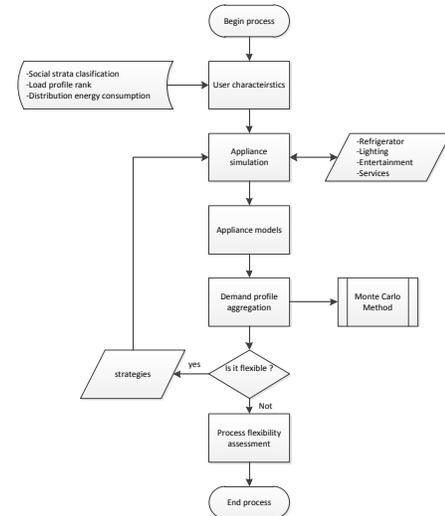


Fig. 1: Methodology

## II. APPLIANCES MODELS

Due to absence of smart meters and detailed consumption data in residential sector in Colombia, aggregation method was used to get a demand model with constrictions and cues conditions specifically to a little customer group in Bogotá.

### A. Social conditions for type users

Residential customers in Colombian have been classified into social strata between 1 and 6, according to income level and social conditions. Social strata 1 to 3 are the lowest, and receive government subsidy, meanwhile social strata 5 and 6 give some contribution with energy service bill [2], [5]. Social stratum 4 (Bogotá DC), is chosen, due to, in financial terms, this group pays only its own consumption and is not subjected to pay contributions or receive any subsidy.

### B. Technical information resources

The demand profile model was programed given next information from customers patterns consumption.

1) *Load profile rank*: The consumption rank appliances for a residential customer in Bogotá were determined based on some load composition studies [12]. The principal appliances are explained in Fig. 2. This figure guided to group appliances with same strategies actions to obtain higher energy savings.

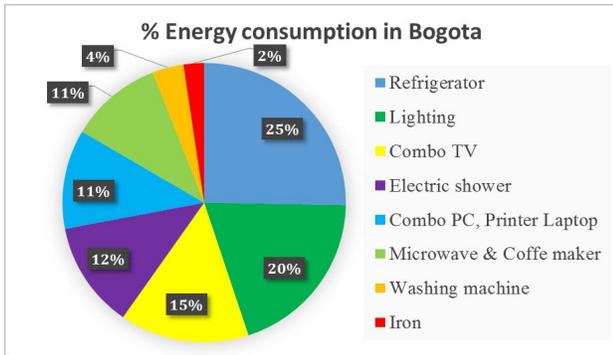


Fig. 2: Aggregate of demand consumption for customer in Bogotá [4]

2) *Distribution function Energy Consumption*: An project last developed by the Research Group PAAS-UN, developed a characterization of consumption of residential users for all strata in Bogotá in year 2013, how result the strata 4, configured in deciles the average consumption, see Fig. 3

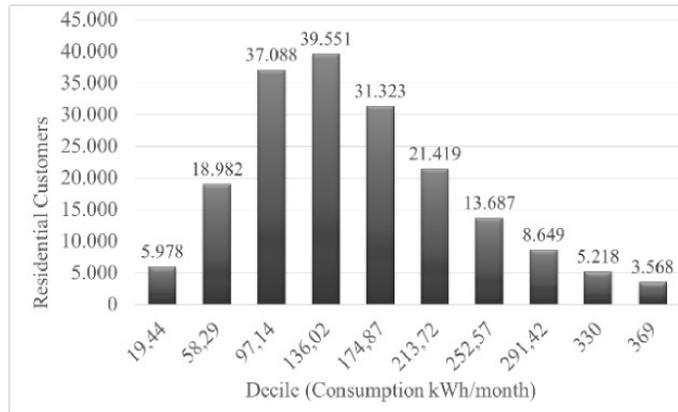


Fig. 3: Distribution function for residential customers of social stratum 4 in Bogotá (2013)

### C. Appliances simulation

Based on distribution function for residential customers and the appliances ranking, demand profiles were simulated, in some cases, with technical guideline and common behavioral patterns.

The Fig. 4 shows the consumption shape for some appliances, in a random scenario. Each shape needs improving in details, however they have a good performance emulating appliances in a general way avoiding detailed factory models.

All appliances were classified in groups in Table I depending on conditions for use, appliances number and

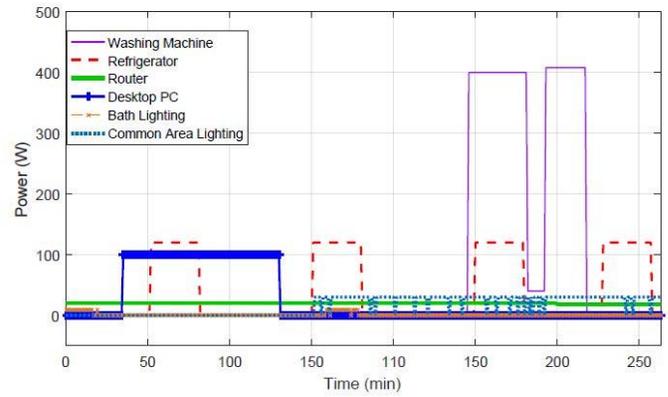


Fig. 4: Individual Demand Profile Simulation for main Appliances

power.

1) *Refrigerator*: The biggest appliance in consumption was modeled in according to NTC 5020 [1]. Three kinds of refrigerators can be chosen into model code: Conventional fridge, Domestic freezer and Refrigerator No frost. The power in Watts and cycles behavior in minutes depends on Adjusted Volume (VA) appliance in liters and Reference Energy Consumption factor (CER) in efficiency (A-G). All strategies used for this research results are found in Table II

2) *Lighting*: Two technologies are used in lighting model: compact fluorescent lamp (CFL Average Power 25W) and LED (Average 10W). This appliance is simulated with two kind of uses, bath area (modeled with Poisson and exponential random variables due to short time of use) or big common area (modeled with Markov Chains due to large time of use).

3) *Entertainment*: This item includes Tv, Tv encoder, Desktop PC, Laptop and Stereo. Tv and Desktop monitor has only one kind of technology (LCD). Those appliances were modeled with Poisson and exponential random variables, for 1-6 hours/day time use average (Table II).

4) *Services*: This item includes Phone or tablet chargers, microwave, blender, electric shower, router, iron and washing machine. Those appliances were modeled with Poisson and exponential random variables, for 1-10 hours/day time use average (Table II).

### III. DEMAND PROFILE AGGREGATION

The aggregate demand profile in Fig. 5 allows to visualize demand profile behavior with all appliances in group, knowing position and energy quantity consumption for each appliances.

General demand profile simulate the consumption of one customer in one week, using or not all appliances according to random variables in simulation models. Fig. 5 shows

TABLE I: Summary appliances simulation

Group	Appliance	Technology	Power (kW)	Appliances/customer
Lighting	Big Common Area Bath Area	LED	0.1	7
		CLF	0.25	
Services	Electric shower	Tankless	3.5	1
	Iron	---	1.1	1
	Washing machine	---	0.4	1
	Adapters	---	0.07	6
Entertainment	TV	LCD	0.7	2
	Encoder	---	0.08	2
	Stereo	---	0.2	1
Job	PC desktop	---	0.1	1
	PC display	LCD	0.7	1
	Laptop	---	0.09	1
	Router WiFi	---	0.02	1
Kitchen	Refrigerator	Lt 250 - CER (D)	0.12	1
	Microwave oven	---	1.25	1
	Blender	---	0.4	1

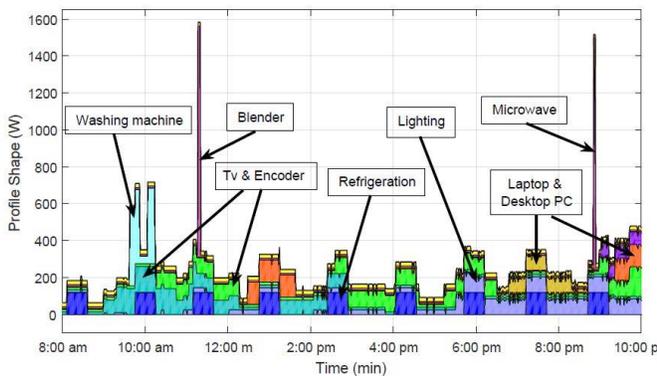


Fig. 5: Demand Profile Aggregation for Appliance models

demand profile for one random day between 8 am and 10 pm time segment. There appears some appliances consumption, max power peaks and length. All appliances with Stand-by consumption resolve low power, meanwhile the sum of power devices synchronized is max power peak.

#### IV. FLEXIBILITY CONCEPT

Flexibility indicates the possibility of molding a demand curve through different actions, resulting from management strategies applied over customers decisions [6]. Actions examples are desynchronizing loads to eliminate peaks through pattern changes strategies, or decrease unused energy consumption to decrease the minimum load through remove stand-by consumption strategy.

Different management actions provide a range of possibilities from a maximum of flexibility with the application of all management action, to a minimum of flexibility with few actions on the demand curve [13].

##### A. Demand flexibility

Knowing the concepts of flexibility, demand flexibility is the potential [15] consumer have to be able to directly or indirectly influence the behavior of their consumption of power and / or energy without losing the preferences of use of appliances,

as described in previous sections, we have a representative group of appliances that through methodologies of demand management, example: technological change, behavior or use, we can determine the patterns of flexibility and which would be more representative to apply, an example of this can be seen in figure 6.

##### B. Strategies for Flexibility Opportunities

The strategies used in this research are detailed in columns 2 and 3 of Table II. All changes are classified in technology or pattern changes. First changes class need improving appliance technology, to obtain better energy efficiency in each use. Second changes class only need driving behavior patterns of customer, a hard task of tenacity, in order to obtain energy savings with awareness of rational energy use. The actions are applied in three large strategic configurations to simplify demand response opportunities: refrigeration, lighting and equipment with Stand-by. The results are suitable individually with each large strategic or combination of them (Fig. 6)

#### V. RESULTS

The behavior of strategies combinations results in Table III. Next, all cases are developed.

- **Reference Case:** Demand profile was generated with the features detailed in column 2 of Table II. First curve shape in Fig. 6 is the probability function for the demand profile. Around 1000 one-week simulations have been performed for the same demand profile customer. Then the demand profiles were ordered according to the energy consumed. The curve shows customer consumes on average monthly 215 kWh / month although it can be higher or lower according to the probability function of the figure.
- **Strategy 1 Refrigeration:** The technology changes applied over reference case are in row 1 - column 2 and 4 for Table II, every else devices have the same behavior that reference case. The last item refers to a temperature change (2 - 4° C) in refrigerator control; 4° C is a temperature that still keeps food in good condition in a city such as Bogotá (2640 meters above sea level). Fig.6

TABLE II: Strategies application over Demand Profile

Appliance	Reference Case	Kind of Strategy	Strategy Change
1. Refrigeration	Type: Conventional Fridge VA: 250 lts CER: D (Ref Colombia) T= 2°C	Technology change	Type: No frost VA: 250 lts CER: A (the most Efficient) T= 4°C
2. Lighting	Type: 70% CFL 30% LED	Technology change	Type: 0% CFL 100% LED
3. Stand-by			
Tv - Cod Tv 1 Tv - Cod Tv 2	All day connected Use = Average 6 hours/day Stand-by (7 & 15 W) = Rest of day	Patterns change	Part of the day connected Use = Average 6 hours/day Off = Rest of day
Desktop Monitor PC	All use time turn on Use = Average 4 hours/day Stand-by (7 W)= Between uses	Patterns change	Part of use time turn on Use = Average 4 hours/day Off = Between uses
6 Phone - Tablet chargers	All day connected Use = Average 1.5 hours/day Stand-by (0.2 W) = Rest of day	Patterns change	Part of the day connected Use = Average 1.5 hours/day Off = Rest of day
Microwave oven	All day connected Use = Average 0.2 hours/day Stand-by (10 W) = Rest of day	Patterns change	Part of the day connected Use = Average 0.2 hours/day Off = Rest of day
Router	All day connected Use = Average 16 hours/day On = Rest of day	Patterns change	All day connected Use = Average 16 hours/day Off = Rest of day

gives probability function for this strategy in its second curve, it has an average of 180 kWh/month at 50%.

- **Strategy 2 Lighting:** Only technological change was made to leave 100% LED lighting (with the same lumen/Watt ratio), else appliances features are the same as reference case. Fig.6 gives probability function for this strategy in its third curve, it has an average of 180 kWh/month at 50%, the same as strategy 1.
- **Strategy 3 Stand-by:** Multiple actions over different devices make up Stand-by strategy. All actions are detailed in row 5-9 from Table II; the reference case simulated a non-existent customer control over this energy consumption, and this strategy proposes remove it. Fig.6 gives probability function for this strategy in its fourth curve, it has an average of 163 kWh/month at 50%.
- **Strategy 4 Refrigeration & Lighting:** This mixed strategy is showed in fifth curve of Fig. 6, and gives the same average of 163 kWh/month at 50% as strategy 3 Stand-by.
- **Strategy 5 Refrigeration & Stand-by:** This second mixed strategy is showed in sixth curve of Fig. 6, and gives an average of 150 kWh/month at 50%.
- **Strategy 6 Lighting & Stand-by:** This third mixed strategy is showed in seventh curve of Fig. 6, and gives the same average of 150 kWh/month at 50% as strategy 5 Refrigeration & Stand-by.
- **Strategy 7 All actions applied:** This mixed strategy is showed in eight curve of Fig. 6, and gives the max flexibility average of 135 kWh/month at 50%. That reduction is equal to 30% of reference case.

#### A. Mixed strategies

Flexibility can be appreciated over average of 1000 one-week simulations, over each simulation individually is not

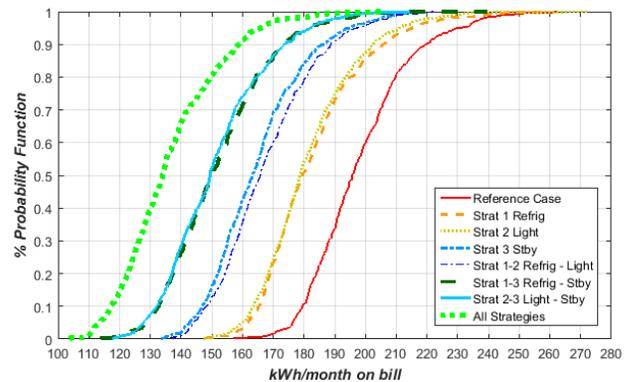


Fig. 6: Probability Function for Flexibility strategies

clear . Fig. 7 signs all flexibility range where customer can move his demand profile employing strategies explained previously. Continuous shape represents reference case, 0% flexible curve, while dashed shape represents a 100% flexible curve, meaning the area between them the area of possible curves when some strategies are applied. Peaks removing and basic load reducing can be observed into flexibility opportunities, that is flexibility concept depends on Demand Management actions.

## VI. CONCLUSIONS

This research shows the importance of controlling the minimum consumption of appliances, the Standby. If this appliance consumption is not controlled, can reach 15% of monthly bill, depending on number of devices and technology. However in a future Micro-Grid scenario when all devices have a Stand-by consumption for data framework system, implies an increase

TABLE III: Statistical index for Strategies Results (kWh/month)

	Ref case	Strategy 1	Strategy 2	Strategy 3	Strategy 1-2	Strategy 1-3	Strategy 2-3	All
Q90%	220	205	202	175	188	175	175	159
Q50%	195	170	169	163	165	150	150	133
Q10%	180	165	163	147	148	132	132	118
E <sub>max</sub>	250	225	220	200	200	190	190	185
E <sub>min</sub>	160	150	150	135	135	115	115	105

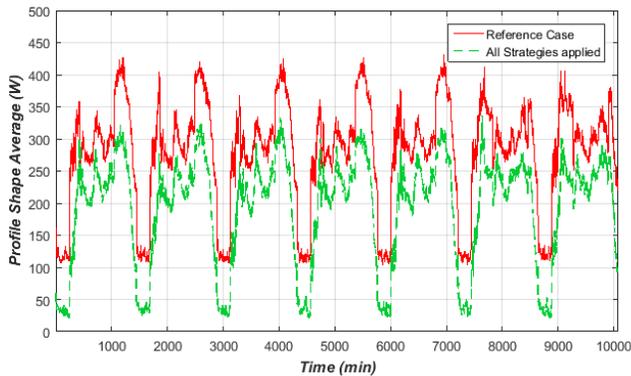


Fig. 7: Assessment of Flexibility between reference case and all strategies combined during a week

of the reliability in the electrical systems when minimum continuous energy consumption increases too.

The flexibility level of simulated demand profile is proportional to possible energy savings, and this research found the maximum energy savings can reach close to 30% of monthly energy consumption through rated actions for demand response strategies. Different combinations must be analyzed according to customer behavior facing lack resources, rated prices on peak hours or technological changes scenarios.

As the number of appliances increases within a demand profile, the flexibility of that profile also increases, that is, the possibilities of getting significant benefits are better, according to demand management strategies used for simulated demand profile in this research.

Micro-grids, especially allocated generation, must use demand management to develop, measure and characterize the system through behavior of flexibility; in long term flexibility helps to identify which pattern changes can be applied to get better benefits.

The research depends on residential device features and customer behavior, thus demand profile needs being detailed in this aspects (include more devices types, customer features), especially how validate the results in reasonable way.

#### ACKNOWLEDGEMENT

The authors would like to acknowledge the support provided by Universidad Nacional de Colombia and the Research Group PAAS-UN in the development of this work.

#### REFERENCES

- [1] Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificaciones ICONTEC, Norma Técnica: NTC 5020 EFICIENCIA ENERGÉTICA EN ARTEFACTOS REFRIGERADORES, REFRIGERADORES-CONGELADORES Y CONGELADORES PARA USO DOMESTICO. Bogotá Colombia, Third update, 2014-09-24.
- [2] Ministerio de Minas y Energía, Energía Eléctrica. Memorias al Congreso de la República de Colombia 2012-2013., Bogotá, Colombia, 2013.
- [3] Congreso de Colombia, LEY 1715 DE 2014. Colombia: Ministerio de Minas y Energía, 2014, pp. 136.
- [4] O. A. González and A. Pavas, Evaluación del Potencial de Respuesta de la Demanda a partir de información de Perfiles de Consumo, in V CIUREE, Congreso Internacional de Uso Racional de la Energía, 2016. DOI: 10.13140/RG.2.2.35198.59204
- [5] Departamento de Física - Universidad Nacional de Colombia - Sede Bogotá, Determinación del consumo final de energía en los sectores residencial urbano y comercial, Bogotá, Colombia, 2006.
- [6] I. A. Sajjad and G. Chicco and R. Napoli, Definitions of Demand Flexibility for Aggregate Residential Loads, IEEE Transactions on Smart Grid, vol 7, pp 2633-2643, Nov 2016.
- [7] S. Acha, C. Markides, N. Shah, G. Bustos-Turu, and K. van Dam, Simulating residential electricity and heat demand in urban areas using an agent-based modelling approach, in EnergyCon 2016 - IEEE, 2016. DOI: 10.1109/ENERGYCON.2016.7514077
- [8] Ministerio de Minas y Energía, Unidad De Planeación Minero Energética - UPME, and Subdirección de Planeación Energética, Proyecciones Regionales de Demanda de Energía Eléctrica y Potencia Máxima en Colombia, Bogotá, Colombia, 2009.
- [9] Grupo-PAAS-UN, Proyecto SILICE III, Bogotá, Colombia, 2014.
- [10] H. Park, M. Ruellan, N. Martaj, R. Bennacer, and E. Monmasson, Generic thermal model of electrical appliances in thermal building: Application to the case of a refrigerator, Energy Build., vol. 62, pp.
- [11] Orlando A. González, Andrés Pavas and Samir Sánchez, Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales Mediante Acciones de Gestión de Demanda, Aceptado para publicación en Revista UIS Ingenierías, pp. 1-8 2017
- [12] Departamento de Física - Universidad Nacional de Colombia - Sede Bogotá. (2006). Determinación del consumo final de energía en los sectores residencial urbano y comercial. UPME. Bogotá, Colombia.
- [13] Pipattanasomporn, M., Kuzlu, M., Rahman, S., & Teklu, Y. (2014). Load profiles of selected major household appliances and their demand response opportunities. IEEE Transactions on Smart Grid, 5(2), 742750. <http://doi.org/10.1109/TSG.2013.2268664>
- [14] J. Valbuena, M. Mancera, and A. Pavas, Reliability Improvement in an Isolated Microgrid Considering Demand Management Scenarios Accepted for Publication in PEPQA 2017, Bogotá May31-June2, pp 6, 2017.
- [15] M. Inês VERDELHO, Ricardo PRATA, Despina KORAKI and Kai STRUNZ, "Demand Flexibility Benefits from the DSO Perspective - a SuSTAINABLE Case - Study", CIRED, 2016

# Gestión de Demanda en Usuarios Residenciales Evaluando su Impacto a Través de un Modelo de Dinámica de Opinión

## Demand Management Applied on Residential Customers through Opinion Dynamic Model

M.A. Cortés<sup>1</sup>, O. A. González<sup>1</sup>, E. Moreno<sup>1</sup>, C. Cusguen<sup>1</sup>, E. Mojica-Nava<sup>1</sup>, A. Pavas<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Grupo de investigación PAAS-UN, Dpto. Ingeniería eléctrica y electrónica., Universidad Nacional de Colombia, Colombia.  
Email: {macortesgu, oagonzalezv, emorenoso, cacusgueng, eamojican, fapavasm}@unal.edu.co

RECIBIDO: Mes dd, aaaa. ACEPTADO: Mes dd, aaaa. VERSIÓN FINAL: Mes dd, aaaa

### RESUMEN

Se propone un mecanismo de gestión de demanda el cual consiste en aplicar un incentivo mixto cuya primera etapa consiste en un incentivo directo (financiero) enfocado en un pequeño grupo de usuarios que forman una semilla; luego se evalúa la influencia del grupo semilla (incentivo social) sobre el grupo total de usuarios teniendo en cuenta los pesos de las opiniones atribuidas a otros agentes y la susceptibilidad al cambio de las opiniones. Principalmente se busca establecer el rango de alternativas factibles de inversión utilizando el incentivo mixto teniendo en cuenta las restricciones económicas de los usuarios y la propagación de influencia en la red; obteniendo una relación entre aporte al consumo, costo de la inversión y periodo de retorno. También se plantean casos de estudio aplicados en los cuales se evalúa el potencial de gestión sobre los usuarios en su curva agregada de potencia alcanzando un aumento cercano al 6.3% de aumento de potencia promedio en el caso ideal y de 2.65% aplicando las dinámicas de opinión para el electrodoméstico consola de videojuegos. De forma similar se encuentra un 16% de aumento del promedio de potencia en el caso ideal y de 7% aplicando dinámicas de opinión para el electrodoméstico calentador eléctrico de paso.

**PALABRAS CLAVE:** Desplazamiento de carga, Dinámicas de opinión, Electricidad, Energía, Fin estratégico, Flexibilidad de la demanda, Gestión de demanda, Grafos, Influencia, Multiagente, Respuesta de la demanda.

### ABSTRACT

A mechanism for demand management is proposed which consists of applying a combined incentive consisting of a first stage direct (monetary) incentive to a small group of users forming a seed; then we evaluate the influence of the seed group on the total group of users given the opinions' weights attributed to other agents and the susceptibility to change of self-opinions. The main goal is to establish the range of feasible investment alternatives using the combined incentive, having into account the user's budget constraints and the influence propagation through the network, thus obtaining the relationship between consumption's increase, investment cost and payback period. We also propose practical study cases, with assessment for user's flexibility potential in their aggregated load curves, which achieve an 6.8% average power increase in the ideal case, and 2.65% when opinion dynamics modelling is applied with a videogames console as the new appliance. In a similar way, when the new appliance is an electric tankless water heater it is found an average power increase about 16% for the ideal case and around 7% including opinion dynamics in the model.

**KEYWORDS:** Displacement of load, Dynamics of opinion, Electricity, Energy, Strategic end, Demand flexibility, Demand management, Graphs, Influence, Multiagent, Demand response

## 1. INTRODUCCIÓN

Este documento presenta un estudio realizado, para observar el proceso de influencia que podría tener las opiniones en los agentes consumidores de energía eléctrica, usuarios, como un método para realizar programas de gestión de demanda.

El documento se divide en varios capítulos como, *grafos, redes y dinámicas de opinión*, donde se establecen los conceptos y técnicas a usar en el desarrollo del estudio; *incentivos sociales y propagación de la influencia*, esta sección trata de la forma como se establece la ganancia para el usuario y como se propaga el incentivo; *aplicación a la gestión de demanda de electricidad*, esta presenta como se integra lo referente a la parte de dinámicas de opinión y de influencia en el consumo de energía eléctrica; *respuesta de la demanda*, esta sección da a conocer el tipo de gestión que se va a manejar en el estudio y como se aplicara; *descripción del problema (propagación de la influencia)*, como lo indica en esta parte se mostrara el planteamiento de que es el problema en una forma más cercana a la realidad de un grupo de usuarios residencial con sus restricciones y características; *aplicación*, esta parte es donde se presenta los resultados del grupo de usuarios y por ultimo unas *conclusiones*, donde se presenta el análisis de las aplicaciones.

## 2. GRAFOS, REDES Y DINÁMICAS DE OPINIÓN

El uso de grafos y las herramientas matemáticas provistas por ellos, facilita el análisis de sistemas complejos en los que ocurren una o varias interacciones entre los elementos de la red. Especialmente útil resulta su aplicación en sistemas multiagente, para los que cada nodo en el grafo representa un agente, y las conexiones y pesos del grafo se relacionan con las interacciones y parámetros de los agentes. Ejemplo de estas interacciones es una dinámica de opinión que ocurre en una red social.

La dificultad de obtener información sobre los nodos y sus conexiones para el análisis de varios tipos de redes reales puede resolverse en varios casos utilizando una subclase de redes aleatorias conocidas como redes de mundo pequeño<sup>1</sup>, las cuales conservan los valores del coeficiente de agrupamiento y distribución de grado vistos en redes reales. Un algoritmo para generación de redes de mundo pequeño fue desarrollado por Watts y Strogatz [1], y es utilizado en el presente artículo para generar redes de prueba para analizar la penetración del incentivo propuesto. Otro tipo de redes aleatorias, llamadas libres de escala, también ha sido utilizado para modelar sistemas reales, y su generación puede realizarse utilizando el algoritmo de Barabasi y Albert [2], [3]. Algunas redes como internet, o la red de colaboración en

investigaciones académicas, han sido identificadas como redes libres de escala.

Las dinámicas de opinión modelan un grupo de personas como una red en la que se estudia la evolución de la influencia entre agentes (opinión), dependiendo de la estructura de la red y los parámetros de los agentes. Una revisión de modelos conocidos puede verse en [4]. Uno de los más utilizados, y de los pocos que ha tenido validaciones empíricas en grupos pequeños de individuos es el propuesto por Friedkin y Johnsen—FJ— en [5], [6], quienes consideran dos parámetros principales para los agentes: la susceptibilidad a cambiar la opinión propia, y la confianza en cada opinión a la cual se está expuesto, sea la propia o la de un agente vecino durante una interacción. Otro tipo de modelos propuesto por Hegselmann y Krause [7] incluye el concepto de intervalo de confianza, dentro del cual cada agente tiene en cuenta las opiniones de los otros cuando conservan cierto grado de semejanza con la opinión propia, pero ignora posturas que implican un cambio drástico respecto a su opinión inicial. En este caso, la tolerancia a opiniones dispares depende de la amplitud del intervalo de confianza.

En el presente artículo se utiliza el modelo FJ, debido a que la inclusión de los parámetros de susceptibilidad y confianza y las interacciones limitadas con vecinos imprimen un realismo y complejidad mayor a la evolución de la opinión que el cómputo de un promedio restringido a los agentes dentro de un intervalo. Por otro lado, el modelo FJ también permite la inclusión en el análisis de agentes persistentes, con los cuales se forma una semilla para la propagación de la influencia en el resto de la red.

La dinámica del modelo FJ adoptada, es la versión mostrada por Mirtabatabaei *et. al.* en [8]. La actualización de las opiniones ocurre como se muestra en la ecuación (1):

$$\sigma_i(t+1) = (1 - \mu_i)\sigma_i(0) + \mu_i x_i \sigma_i(t) + \mu_i(1 - x_i) \sum_{j=1}^n W_{ij} \sigma_j(t) \quad (1)$$

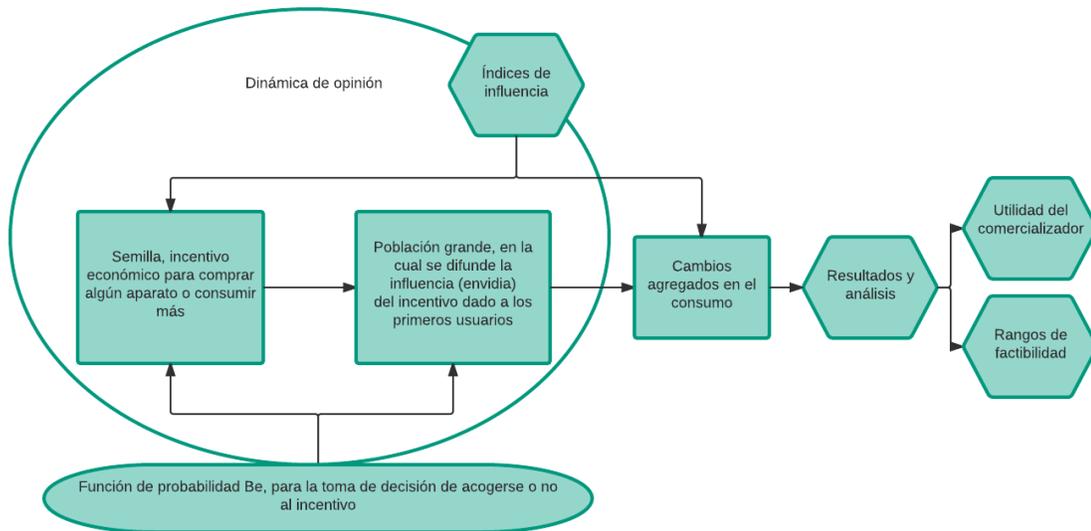
Donde, para el individuo  $i$ , el término  $\sigma_i(t)$  representa la opinión en el tiempo  $t$ ,  $\mu_i$  la susceptibilidad a cambiar su opinión inicial,  $x_i$  la confianza en las propias opiniones y  $W_{ij}$  la credibilidad dada por el agente  $i$  al vecino  $j$  durante una interacción.

## 3. INCENTIVOS SOCIALES Y PROPAGACIÓN DE LA INFLUENCIA

<sup>1</sup> El término original en inglés es *small-world networks*.

En un sentido amplio, un incentivo puede ser cualquier medio de modificar el comportamiento de un grupo de

subgrupo de la población, que constituye una semilla que propaga su influencia en el resto de la red social de



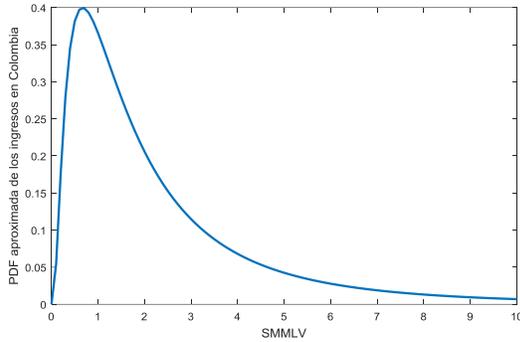
**Figura 1.** Esquema del incentivo mixto. **Fuente.** Elaboración propia.

agentes. Los incentivos de uso más extendido suelen ser del tipo financiero [9], como premios o castigos dados a los agentes para motivar un cambio de comportamiento. No obstante, dependiendo de la función de utilidad de los agentes para un problema en particular, es posible que su flexibilidad a cambiar sea baja o, dicho de otra manera, que el incentivo requerido para el cambio deseado en los agentes sea mucho más alto que el máximo disponible por parte del organizador. Esto puede ser crítico especialmente en casos en los que un castigo o penalización no es posible (si no se habla de una regulación obligatoria) o no es conveniente (por la posible indisposición por parte de los agentes ante la imposición). Teniendo en cuenta esta limitante, puede pensarse en un incentivo complementario de origen social, que busca motivar el cambio sin que los agentes reciban un pago directo, sino una remuneración alternativa e algún tema que sea de su interés subjetivo. Por ejemplo, si se piensa en un incentivo ambiental, los agentes podrían reaccionar con una reducción de consumo en horarios específicos si se plantea una siembra de árboles en una reserva proporcional al ahorro total.

consumidores. Se espera entonces que dependiendo de la susceptibilidad de los agentes a cambiar su opinión y adquirir el dispositivo, sujeto a que su capacidad financiera lo permita, el planeador logre unas ganancias mayores con el consumo adicional que la inversión en el subsidio inicial. Los agentes semilla se caracterizan por una opinión inicial alta y una baja susceptibilidad a cambiar, pues al contar con el dispositivo subsidiado, se asume que promueven su uso con el resto de los agentes con quienes interactúan.

Cada agente toma la decisión final de adquirir el nuevo dispositivo teniendo en cuenta su decisión previa  $C$ —que evoluciona según la dinámica de la opinión—, modelada como una variable aleatoria binaria con probabilidad igual a la opinión, y su capacidad financiera  $I$ , modelada en este caso utilizando una distribución lognormal que representa la distribución de ingresos [10] de la población que participa en la dinámica. Un ejemplo de esta curva, para una aproximación al caso colombiano puede verse en la figura 2.

Otra alternativa es la que se desarrolla en el presente artículo, con la introducción de un incentivo mixto para aumentar el consumo de electricidad mediante el uso de un dispositivo adicional en el hogar. La primera parte del incentivo plantea una inversión por parte del planeador que subsidia el valor del nuevo dispositivo a un pequeño



**Figura 2.** Distribución lognormal de los ingresos en Colombia, con parámetros  $\mu = 0.5$  y  $\sigma = 0.9494$ . **Fuente.** Elaboración propia.

Cada agente solo se incorpora al programa si su decisión preliminar  $C$  es participar y tiene la capacidad financiera  $P_c$  para asumir el gasto del nuevo dispositivo  $G$ , de acuerdo con las ecuaciones (2) y (3).

$$\begin{aligned} C &\sim Be(\sigma_i) \\ D &= C \wedge P_c \end{aligned} \quad (2)$$

$$P_c = \begin{cases} 1 & \text{si } F_I I - G > 0 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3)$$

Donde  $D$  es la decisión final,  $F_I$  el factor de inversión e  $I$  son los ingresos mensuales de acuerdo con la curva de la figura 2.

Un mecanismo se compone de un conjunto  $A$  de estrategias disponibles para los agentes, un conjunto de preferencias  $\theta$ , según las cuales cada usuario selecciona una estrategia, y una regla de decisión aplicada por los agentes. Para el presente caso, el mecanismo  $M$  que se obtiene se muestra en la ecuación (4):

$$M = \begin{cases} A = \{0,1\} \\ \theta = \sigma(\mu, W) \\ D = C \wedge P_c \end{cases} \quad (4)$$

$M$  se diferencia de un mecanismo económico tradicional en que la regla de decisión  $D$  no requiere que todos los agentes lleguen a una sola decisión común, y la decisión final no requiere que algunos agentes sacrifiquen sus preferencias en pro de lograr un beneficio óptimo para la sociedad en conjunto, sino que es un agregado de las decisiones individuales.

En la Fig. 1 se muestra un esquema de la dinámica de opinión y la aplicación del incentivo mixto definido por el mecanismo  $M$ .

#### 4. APLICACIÓN A LA GESTIÓN DE DEMANDA DE ELECTRICIDAD

Para un grupo de 200 usuarios, se seleccionó una semilla de 20, y parámetros de la población de acuerdo con la ecuación (5).

$$\begin{aligned} \mu &\sim U(0.3, 0.9) \\ \mu_{semilla} &\sim U(0, 0.3) \\ W_{ij} &\sim U(0, 1) \\ C.I. &\sim U(0, 0.8) \\ C.I._{semilla} &= 0.9 \end{aligned} \quad (5)$$

El factor de inversión se modeló como un 33% de los ingresos mensuales, asumiendo que quienes estén dispuestos a adquirir el nuevo dispositivo pueden gastar máximo esta proporción de sus ingresos mensuales.

Inicialmente se desea conocer el comportamiento de la población en cuanto a la proporción que se acoge al plan de incentivos iniciado con el subsidio a la semilla. Para esto, se realizó un barrido Monte Carlo con  $T = 500$  iteraciones para varios costos del dispositivo, y se calcularon los valores para tres indicadores de influencia media, mostrados en la tabla 1 que tienen en cuenta la proporción de agentes que se acogen al incentivo del total, o del total de elegibles (aquellos que podrían comprar el dispositivo si lo desean), y la relación entre los que lo compran entre los elegibles. El indicador de aptitud depende de la curva de ingresos para los agentes mostrada en la Fig. 2, y no se ve afectada por la ubicación de los agentes semilla. Cuando la semilla se encuentra distribuida aleatoriamente dentro de la población la evolución de la influencia en el resto del grupo es diferente al caso en el que se encuentra agrupada, como se muestra en la figura 3 para diferentes costos del nuevo dispositivo. Como puede verse, tanto los valores de MI como los del indicador MRI son más altos en el caso de los agentes agrupados; aunque la diferencia no es grande, esto puede deberse a una mayor estabilidad de la opinión del grupo semilla dentro de la red. Para casos en los que los agentes tiendan a ser más susceptibles o más persistentes con su opinión, la influencia media de la semilla en la red cambiará de manera consecuente, según la ecuación (1).

**Tabla 1.** Indicadores de influencia media en la red multiagente.

Indicadores de influencia	
Indicador	Ecuación
Influencia	$\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{\text{Total colaboradores}}{N}$

Aptitud	$\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{Total\ elegibles}{N}$
Influencia Restringida	$\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \frac{Total\ colaboradores}{Total\ elegibles}$

\$50.000 COP mensuales, el subsidio podría aumentar a equipos que cuesten alrededor de \$700.000 COP, punto en el cual podrían ubicarse algunos modelos de calentadores de agua eléctricos. Las curvas mostradas dan una idea de los límites entre los cuales para una población con las características descritas, sería rentable la aplicación de un incentivo mixto basado en subsidios e influencia social.

Fuente. Elaboración propia.

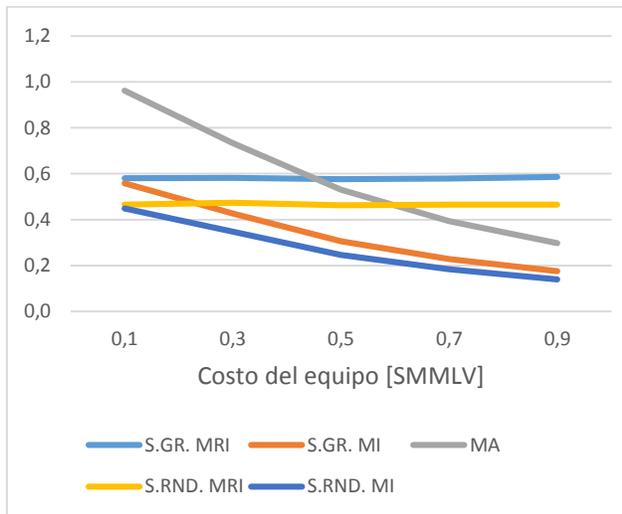


Figura 3. Efecto de la ubicación de los agentes semilla en la red. Fuente. Elaboración propia.

Teniendo en cuenta que la decisión final de los usuarios depende de su capacidad financiera además de sus parámetros de influencia social, se realizó un barrido modificando el costo del equipo y el costo del consumo mensual de energía asociado a dicho aparato, para obtener un mapa que caracteriza la factibilidad de que con unos parámetros sociales particulares, sea viable la introducción de un nuevo dispositivo teniendo en cuenta una inversión inicial en equipos dados a los agentes semilla, y las ganancias ocasionadas por el consumo adicional de los usuarios que finalmente se acojan a la campaña. La red resultante puede verse en la figura 4, el color de cada nodo indica su grado (cantidad de conexiones).

Las curvas de nivel resultantes pueden verse en la Fig. 6 donde las dos primeras líneas de contorno representan los límites de retorno de inversión (*payback*) de 5 y 10 meses respectivamente. La última línea amarilla comprende periodos de retorno superiores a 24 meses, que ya no serían atractivos financieramente. En este caso, si el consumo del nuevo dispositivo aporta \$10000 COP mensuales a la factura, la parte interesada solamente verá un retorno de inversión en 10 meses si el equipo cuesta alrededor de \$300.000 COP. Si el consumo se eleva a

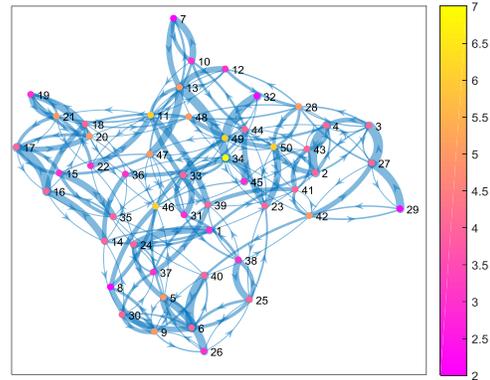


Figura 4. Grafo de mundo pequeño tipo WS, representando 50 agentes. Fuente. Elaboración propia.

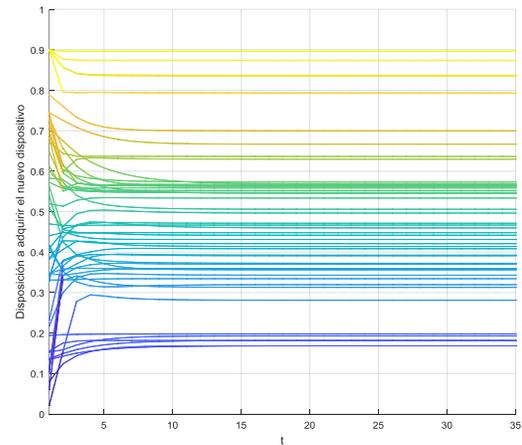
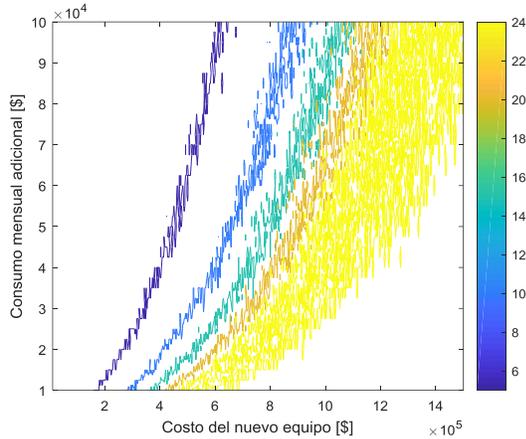


Figura 5. Evolución de la opinión para un caso con los parámetros descritos y . Fuente. Elaboración propia.



**Figura 6.** Periodos de retorno de la inversión dependiendo del costo del nuevo equipo y su consumo mensual medio de electricidad. **Fuente.** Elaboración propia.

## 5. RESPUESTA DE LA DEMANDA

Como un parámetro fundamental al día de hoy, está en entender el comportamiento de la demanda de energía y potencia eléctrica, esto es dado al cambio de paradigma en relación al papel pasivo que cumplía el usuario o consumidor convirtiéndose en un agente dinámico y consciente del empleo de la energía. De lo anterior se genera la necesidad de revisar cómo se realiza el uso de este servicio generando el concepto de gestión de demanda y a su vez el método a desarrollar esta gestión es la respuesta a la demanda.

### 5.1. Programas de respuesta a la demanda

Los programas de respuesta a la demanda se desarrollan en función de cumplir una estrategia establecida para el agente o agentes participantes, se establece en dos grandes grupos su aplicación y su implementación depende de las condiciones del sistema y de los agentes; la primera es el pago de incentivos o penalidades, y la segunda es la variación del precio de la energía en el tiempo [11], [12], [13].

- **Ahorro de energía:** Uno de los primeros programas desarrollados es el ahorro energético como lo hemos visto en los diversos programas implementados por la industria y el estado, hay dos acciones principales en que se divide esta; sustitución: cambio tecnológico de elementos que son más eficientes en el consumo energético para una función ya establecida; cambio de los patrones de uso: establecer que el cambio estratégico en la forma de usar un electrodoméstico genera un ahorro en el consumo de energía.
- **Desplazamiento de carga:** Programa encaminado a buscar un consumo de energía

uniforme en todos los periodos de tiempo, para realizar esta acción se tiene, cambio en los patrones de uso: esta es desplazar los consumos de energía de periodos superiores en potencia a periodos menores; almacenamiento de energía: los sistemas inteligente pueden realizar acciones manejo de almacenamiento y posterior uso de energía realizando así el desplazamiento de forma automática.

- **Generación en sitio:** Uno de los más recientes programas es generar energía en sitio ya sea para suplir parte, una totalidad, o generar demás y entregarla a la red; esta generación depende de la tecnología que se use, sus características de funcionamiento y el alcance que se desea.

### 5.2. Acciones

Los programas se deben realizar bajo acciones que representan los objetivos y fines estratégicos a alcanzar, estas pueden ser individuales o combinadas, para este documento vamos a tener en cuenta las siguientes acciones que son desarrolladas por el grupo base para acciones de gestión de demanda enfocadas a la respuesta de la demanda.

- **Fin estratégico-Desplazamiento de carga:** Este fin busca que el consumo de potencia en el tiempo sea uniforme, reducción de picos y llenado de valles, este fin trabaja con la relación de que la energía demandada por el sistema es la misma en cualquier escenario, lo que cambia es el factor de carga llevándolo a un valor cercano a 1.
- **Fin estratégico-Disminución de picos:** Este fin busca reducir únicamente los picos mediante cambios de uso o cambio tecnológico, no se ve influenciado por el ahorro de energía.
- **Fin estratégico-Llenado de valles:** Este fin busca aumentar el uso de la energía en las horas valle, gestionando el uso de un recurso en estas horas.

En general los anteriores fines estratégicos están en función de potencia como factor de cambio, sin embargo existen otros fines que son en función de la energía tales como.

- **Fin estratégico-Ahorro de energía:** Este busca que el agente consumidor de un sistema ahorre mediante algún programa, no interesa su comportamiento en función de la potencia sino el agregado de su consumo; este fin es generalmente beneficioso para el consumidor final.
- **Fin estratégico-Aumento de consumo de energía:** Este fin contrario al anterior busca que

los agentes consumidores aumente su consumo energético; este fin es generalmente beneficioso para el comercializador de energía.

## 6. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA (PROPAGACIÓN DE LA INFLUENCIA)

Dado que las dinámicas de opinión usadas miran el proceso de cómo se propaga la información, se debe ver qué programas y acciones cumplen con la condición que represente la influencia y que va a lograr en su alcance; para este documento tenemos un conjunto de hogares dentro de este tenemos un grupo el cual será el que influya al resto sobre las acciones de gestión.

## 7. APLICACIONES

De las dinámicas de opinión podemos establecer la capacidad del agente consumidor o usuario en participar en programas de gestión de demanda. Para este documento vamos a establecer una visión desde el agente comercializador de energía, para este es importante el impacto que tendría los programas en el sistema determinarían las acciones a ejecutar y si son viables [14], [15], [16].

### 7.1. Programa de incentivos de consumo mediante aumento de carga.

El objetivo del programa de respuesta de la demanda desde la visión del Operador de Red, es el de aumentar el consumo de energía, a través de ciertos estímulos, en este caso son incentivos, más específicamente electrodomésticos con los cuales se evalúa el proceso de estimulación de la interrelación social y económica del usuario, y por consiguiente de la rentabilidad de la cadena energética.

El programa ofrece el compromiso del usuario a integrar en su hogar electrodomésticos que aumente su nivel de confort a través de electrodomésticos incentivo:

- Consola de videojuegos (CV)
- Calentador de paso eléctrico (CP)

Los electrodomésticos cuentan con unas características de consumo propias establecidas mediante las referencias comerciales, CV presenta una potencia 170W con un promedio uso de 2 horas diarias todos los días y CP una potencia de 12 kW el cual reemplaza la ducha eléctrica en caso de ya estar presente en el hogar del usuario con promedio de uso de 30 minutos diarios.

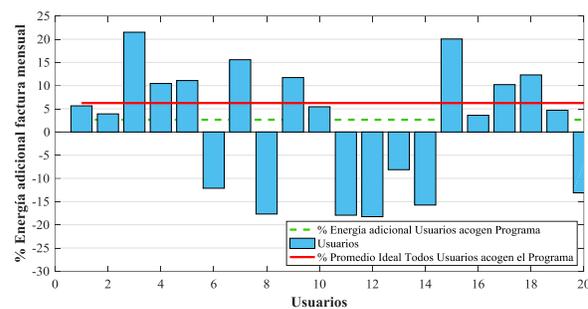
La población objetivo son 200 usuarios sobre los cuales se realiza el modelamiento por separado de los electrodomésticos incentivo, con el programa de respuesta a la demanda respectivo. En seguida se

resumen los resultados obtenidos desde el trabajo planteado.

#### 7.1.1. Uso de consola de videojuegos

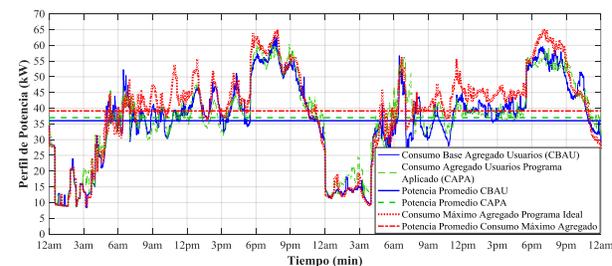
La consola de videojuegos en el primer escenario, presentaría un aumento en el promedio de consumo de los usuarios de 6.25% sobre su consumo base de referencia, en el primer escenario donde todos los 200 usuarios modelados adquieren el electrodoméstico.

En el segundo escenario el análisis de las dinámicas de opinión arrojó un total de 68 usuarios (34%) que se acogen al programa de incentivo, adquieren el equipo y representan un aumento de 2.65% respecto de su consumo base de referencia Fig. 7.



**Figura 7** Porcentaje de consumo adicional CV de los 200 usuarios (Ventana 20 usuarios). **Fuente.** Elaboración Propia.

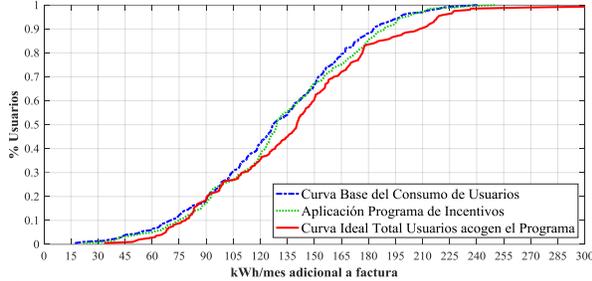
En la Fig. 8 el escenario de aplicación del programa de respuesta de la demanda arrojó un aumento en los picos de potencia promedio semanal del 35.4 – 37.2 kW (5.1%), comparado con el escenario sin incentivos en el consumo agregado de los usuarios modelados. Durante la semana se presenta un pico máximo de potencia de 65 kW por parte de los usuarios en la curva del programa ideal (200 usuarios con los electrodomésticos), 65 kW cuando se genera la dinámica de opinión y 60 kW para el caso base de consumo agregado.



**Figura 8.** Perfil de potencia agregado semanal de los usuarios (ventana 2 días). **Fuente.** Elaboración propia.

La función de probabilidad del consumo, ver Fig. 9, muestra los estadísticos resultantes (Tabla 3). El aumento en consumo de los usuarios alcanza un máximo de 12 kWh/mes entre las curvas base e ideal para el 80% de los usuarios; lo que equivale a un máximo aumento del 10% del consumo mensual base (130 kWh/mes).

La aplicación del programa de respuesta de la demanda evaluado por la dinámica de opinión refleja un aumento máximo de 7 kWh/mes para un 50% de los usuarios; lo cual es equivalente a un alza de 5.4% en el consumo de energía mensual base.



**Figura 9.** Función de probabilidad-CV. Fuente. Elaboración propia

**Tabla 2.** Resumen datos función de probabilidad

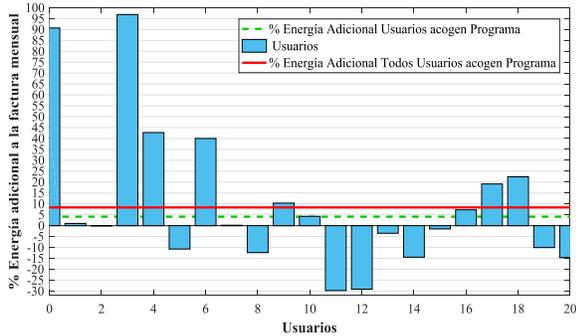
% Usuarios\aplicación	Base	Max ideal	Dinámica de opinión
20	90	101	94
50	124	135	131
80	169	182	169

El programa de respuesta de la demanda ofrece cuando es aplicado, un rango de consumo entre 94 y 172 kWh/mes para el 60% de los usuarios.

**7.1.2. Uso de calentador de paso**

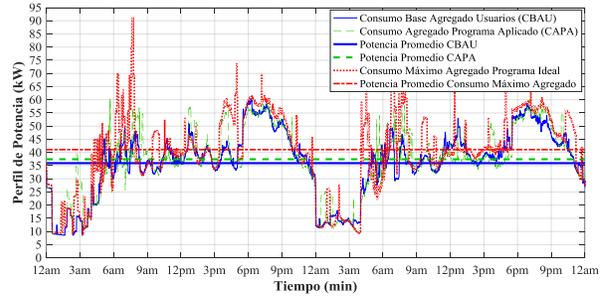
El calentador de paso en el primer escenario, presentaría un aumento en el promedio de consumo de los usuarios de 8.36% sobre su consumo base de referencia, en el primer escenario donde todos los 200 usuarios modelados adquieren el electrodoméstico.

En el segundo escenario el análisis de las dinámicas de opinión arrojó un total de 72 usuarios (36%) que se acogen al programa de incentivo, adquieren el equipo y representan un aumento de 4.1% respecto de su consumo base de referencia Fig. 10.



**Figura 10.** Porcentaje de consumo adicional CP de los 200 usuarios (Ventana 20 usuarios). Fuente. Elaboración Propia

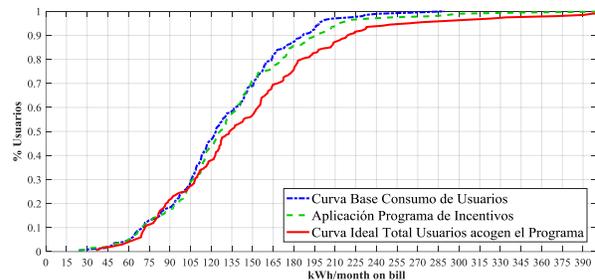
En la Fig. 11 el escenario de aplicación del programa de respuesta de la demanda arrojó un aumento en los picos de potencia promedio semanal del 35.4 – 38.2 kW (7.9%), comparado con el escenario sin incentivos en el consumo agregado de los usuarios modelados. Durante la semana se presenta un pico máximo de potencia de 92 kW por parte de los usuarios en la curva del programa ideal (200 usuarios con los electrodomésticos), 60 kW cuando se genera la dinámica de opinión y en el caso base de consumo agregado.



**Figura 11.** Perfil de potencia agregado semanal de los usuarios (ventana 2 días). Fuente. Elaboración propia.

La función de probabilidad del consumo en la Fig. 12, muestra los estadísticos resultantes (Tabla 4). El aumento en consumo de los usuarios alcanza un máximo de 18 kWh/mes entre las curvas base e ideal para el 80% de los usuarios; lo que equivale a un máximo aumento del 13.8% del consumo mensual base (130 kWh/mes).

La aplicación del programa de respuesta de la demanda evaluado por la dinámica de opinión refleja un aumento máximo de 5 kWh/mes para un 80% de los usuarios; lo cual es equivalente a un alza de 3.8% en el consumo de energía mensual base.



**Figura 12.** Función de probabilidad-CP. **Fuente.** Elaboración propia.

**Tabla 4.** Resumen datos función de probabilidad

%Usuarios/aplicación	Base	Max ideal	Dinámica de opinión
20	90	97	94
50	124	135	127
80	169	187	174

El programa de respuesta de la demanda ofrece cuando es aplicado, un rango de consumo entre 94 y 174 kWh/mes para el 60% de los usuarios.

## 8. CONCLUSIONES

### 8.1. Análisis proporción de la flexibilidad

En el análisis del ejercicio planteado en este documento establecemos un margen de gestión de demanda el cual nos identifica la flexibilidad que tendría el agente consumidor respecto a la influencia de las dinámicas de opinión como escalas base sus márgenes esta establecidas por un mínimo que representaría el poco o nulo impacto de la dinámica y un máximo que sería un gran impacto de la influencia en los programas de que más se implementan.

En las figuras 9 y 12, se puede observar que el sistema presenta una flexibilidad equivalente en proporción del máximo ideal y la dinámica de opinión, tablas 5 y 6, sin embargo al 50% de los usuarios tiene mayor disposición de usar el calentador de paso, pero en términos globales los usuarios son altamente inflexibles.

**Tabla 5** Comparación Consola videojuegos

%Usuarios/aplicación	Max ideal	Dinámica de opinión	Diferencia
20	101	94	7
50	135	131	4
80	182	169	13

**Tabla 6** Comparación Calentador de paso

%Usuarios/aplicación	Max ideal	Dinámica de opinión	Diferencia
20	97	94	3
50	135	127	8
80	187	174	13

### 8.2. Margen de reducción de picos

Está presente que los agentes del sistema no presentan un comportamiento ideal o perfecto pero el impacto de los programas y acciones afectan los picos de demanda de energía, de las figuras 8 y 11 se establece que el uso de un elemento como la consola que tiene una potencia

menor que la ducha aumenta los picos en intervalos de tiempo más largos, en horas, pero trata de mantener el perfil de consumo del sistema, sin embargo el calentador de paso se usa primordialmente en los tiempos de baño del usuario y este no tiene disposición de cambiar este hábito de uso, aumentando los picos de potencia en este periodo de tiempo.

### 8.3. Costo beneficio del usuario

El agente consumidor debe evidenciar de manera plausible el efecto de sus acciones de esto nace la necesidad de un análisis de costo beneficio como un elemento comparativo y efectivo de evidencia que tendría el usuario.

Teniendo en cuenta la inflexibilidad de los usuarios residenciales ante incentivos puramente financieros, la alternativa complementaria de incentivos sociales permite analizar estrategias que no involucren un pago o descuento directo a los usuarios por su cambio en el consumo, sino beneficios alternativos que pueden tener un mayor impacto en los usuarios que los perciban con un mayor valor subjetivo, que puede ser modelado utilizando dinámicas de opinión.

La caracterización efectiva de los parámetros de los agentes cuyo comportamiento se modele utilizando dinámicas de opinión, sigue siendo la mayor dificultad para obtener resultados y previsiones más exactas. Sin conocer los valores reales, el análisis de escenarios permite reconocer los límites dentro de los cuales se espera que ocurra el comportamiento real, teniendo en cuenta la persistencia y la confianza en las opiniones de otros para cada agente.

El incentivo mixto puede tener un desempeño superior cuando la semilla está agrupada, pues se forma un cluster con la misma opinión que tiene mayor influencia en el resto de agentes. De acuerdo a lo mostrado, esta puede ser alrededor de un 10% mayor.

## 9. REFERENCIAS

- [1] M. E. J. Newman, D. J. Watts, and S. H. Strogatz, "Random graph models of social networks.," *Pnas*, vol. 99 Suppl 1, pp. 2566–72, 2002.
- [2] R. Albert and A.-L. Barabási, "Statistical mechanics of complex networks," *Rev. Mod. Phys.*, vol. 74, no. 1, pp. 47–97, Jan. 2002.
- [3] A.-L. Barabási and E. Bonabeau, "Scale-Free Networks," *Sci. Am.*, no. May, pp. 50–59, 2003.

- [4] A. V. Proskurnikov and R. Tempo, "A Tutorial on Modeling and Analysis of Dynamic Social Networks. Part I," *Annu. Rev. Control*, vol. 43, pp. 65–79, 2017.
- [5] N. E. Friedkin and E. C. Johnsen, "Social Influence Networks and Opinion Change," *Adv. Gr. Process.*, vol. 16, pp. 1–29, 1999.
- [6] N. E. Friedkin, "A formal theory of social power," *The Journal of Mathematical Sociology*, vol. 12, no. 2, pp. 103–126, 1986.
- [7] R. Hegselmann and U. Krause, "Opinion Dynamics and Bounded Confidence," *Simulation*, vol. 5, no. 3, p. 2, 2002.
- [8] A. Mirtabatabaei, P. Jia, N. E. Friedkin, and F. Bullo, "On the reflected appraisals dynamics of influence networks with stubborn agents," *Proc. Am. Control Conf.*, pp. 3978–3983, 2014.
- [9] N. Nisan, T. Roughgarden, E. Tardos, and V. V. Vazirani, Eds., *Algorithmic Game Theory*. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.
- [10] F. Clementi and M. Gallegati, "Pareto's Law of Income Distribution: Evidence for Germany, the United Kingdom, and the United States," in *Econophysics of Wealth Distributions: Econophys-Kolkata I*, A. Chatterjee, S. Yarlagadda, and B. K. Chakrabarti, Eds. Milano: Springer Milan, 2005, pp. 3–14.
- [11] Instituto Colombiano de Normas Técnicas y Certificaciones ICONTEC, Norma Técnica: NTC 5020 EFICIENCIA ENERGETICA EN ARTEFACTOS REFRIGERADORES, REFRIGERADORES CONGELADORES Y CONGELADORES PARA USO DOMESTICO. Bogotá Colombia, Third update, 2014-09-24.
- [12] Ministerio de Minas y Energía, Energía Eléctrica. Memorias al Congreso de la República de Colombia 2012-2013., Bogotá, Colombia, 2013.
- [13] O. A. González and A. Pavas, Evaluación del Potencial de Respuesta de la Demanda a partir de información de Perfiles de Consumo, in V CIUREE, Congreso Internacional de Uso Racional de la Energía, 2016. DOI: 10.13140/RG.2.2.35198.59204
- [14] Departamento de Física - Universidad Nacional de Colombia – Sede Bogotá, Determinación del consumo final de energía en los sectores residencial urbano y comercial, Bogotá, Colombia, 2006.
- [15] Orlando A. González, Andrés Pavas and Samir Sánchez, Cuantificación del Ahorro de Energía Eléctrica en Clientes Residenciales Mediante Acciones de Gestión de Demanda, Aceptado para publicación en Revista UIS Ingenierías, pp. 1-8 2017
- [16] Elkin Moreno, Orlando A. González, Andrés Pavas, Demand Flexibility Assesment for Residential Customens, 2017 IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA), IEEE Catalog Number CFP1742V-USB, ISBN 978-1-5090-6612-4, pp 291- 295, may 2017, Bogotá.