



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Programas de Gestión de Demanda Energética en el Sector Industrial

Aplicación de la Analítica para su Diseño e Implementación

Daniela Valencia López

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Eléctrica, Electrónica y
Computación

Manizales, Colombia

2016

Programas de Gestión de Demanda Energética en el Sector Industrial

Aplicación de la Analítica para su Diseño e Implementación

Daniela Valencia López

Tesis de investigación presentada como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ingeniería, Ingeniería Eléctrica

Directora:

Ph.D. Sandra Ximena Carvajal Quintero

Codirector:

M.Sc. Jairo Pineda Agudelo

Línea de Investigación:

Operación de Sistemas Eléctricos de Distribución y Mercados de Energía

Grupo de Investigación:

Engineering Energy and Education Policy – E3P

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y
Computación

Manizales, Colombia

2016

(Dedicatoria o lema)

“Sin esa experiencia negativa inicial,

No habrías avanzado nunca

Hacia algo positivo”

Scott Shaw

“Mañana será siempre un nuevo día.

Conviértelo en un nuevo día,

No lleves contigo,

Las experiencias negativas del pasado”

Scott Shaw

Agradecimientos

A Dios por mostrarme cada día el camino y convertir cada obstáculo en una oportunidad para crecer como persona y formarme para conseguir todas mis metas.

A mi directora la profesora Sandra Ximena Carvajal Quintero, por su disponibilidad, paciencia y acompañamiento en el transcurso de esta investigación, a mi co-director el profesor Jairo Pineda Agudelo por sus enseñanzas y por contagiarme su energía de hacer cosas grandes.

A mi familia, por su apoyo incondicional, especialmente a mi madre por todos sus cuidados y caprichos.

Finalmente, a Pipe por estar siempre a mi lado en los momentos más difíciles, alentándome a no renunciar, sin el nada de esto hubiese sido posible, los quiero mucho.

Daniela Valencia López, 2016

Resumen

En este documento se analiza la implementación de Programas de Gestión de Demanda para el sector industrial en Colombia, se tendrán en cuenta las experiencias internacionales registradas en este tema. Se llevará a cabo una descripción de diferentes tipos de estrategias orientadas por los datos que permitirán aplicar estrategias de gestión eficiente de la energía y de esta manera combinar dos áreas del conocimiento, la estadística a través de la analítica y la ingeniería eléctrica, a través de la gestión de la demanda.

Adicionalmente, los usuarios industriales que pertenecen al mercado desregulado, cuentan con el beneficio de teledemanda y protocolos de comunicación avanzada que les permite contar con datos de potencia activa y reactiva consumida. Los datos recolectados a través de estrategias de obtención de datos ALL DATA reúnen información de diferentes fuentes, en este caso orientados al consumo de energía eléctrica. Estos pueden ser analizados a través de la analítica y posteriormente tomar decisiones para el diseño de programas de gestión de demanda (PGD) para cualquier tipo de usuario que cumpla con características de medición inteligente y desee vincularse de manera activa dentro de las redes eléctricas.

Estos datos recolectados a través de diferentes estrategias y los cuales van a permitir obtener información útil, para optimizar la operación, control y gestión de toda la cadena de suministro de energía eléctrica desde la generación, pasando por transmisión, distribución y finalmente llegando al consumidor. Se establece que los datos deben provenir de aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales, de manera que se pueda realizar una mirada holística de los aspectos que intervienen en el consumo de energía.

Toda la recolección de información acerca de los PGD y de la aplicación de la analítica en el sector eléctrico llevó a desarrollar un estudio de caso donde se obtuvo información acerca de las principales actividades del área de estudio, para identificar mediante los datos abiertos (OPEN DATA), información útil que permitiera identificar donde estarían ubicados los usuarios de los cuales, se obtendrían datos puntuales (SMALL DATA) a

través de la aplicación de un instrumento donde se identificaron las principales necesidades y características que presentaban estos. Finalmente se creó un modelo de predicción de la demanda de un usuario a través de los datos de medición de la potencia activa durante cinco meses (BIG DATA).

Con el desarrollo de la tesis se obtienen resultados y conclusiones. El aporte principal es entregar una visión acerca de la importancia de los datos dentro de todos los procesos eléctricos que se deseen controlar o gestionar, dado que la analítica permite tomar decisiones más acertadas y con menores márgenes de error.

Palabras clave: Analítica, Eficiencia Energética, Estrategias ALL DATA, Programas de Gestión de Demanda, Series Temporales, Usuarios Industriales.

Abstract

Energy Demand Management Programs in the Industrial Sector

Application of the analytics for its design and implementation

The implementation of Demand Management Programs for Colombia's industrial sector is analyzed in this document. International experiences registered on this subject will be taken into account. A description of different data-oriented strategy types will be done to allow applying efficient energy management strategies and combine this way two areas of knowledge: statistics through analytics and electrical engineering through demand management.

Furthermore, industrial users that belong to unregulated market count on telemetry and advanced communication protocols benefits that allow them to count on active and reactive power usage data. Data collected by means of ALL DATA information acquisition strategies bring together information from different sources, oriented in this case to electrical energy consumption. These data can be analyzed by means of analytics and then take decisions to design demand management programs (DMP) for any type of user that meets smart measurement characteristics and wishes to enroll actively inside the electrical networks.

These data collected through different strategies will allow to acquire useful information, to optimize operation, control and management of all the electrical energy supply chain going from generation, through transmission, distribution and finally reaching the consumer. It is established that data must come from technical, economic, social and environmental aspects in order to allow a holistic look of the aspects that intervene in energy consumption.

All information collection about DMP and the application of analytics in the electrical sector brought to the development of a case study where information was obtained about the main activities in the area of study to identify useful information by means of OPEN DATA to allow identification about where would be located the users from which punctual data (SMALL DATA) would be obtained by means of the instrument application where the main needs and features presented by them were identified. Finally, a demand prediction

model of a user was created through the measurement data of active power during five months (BIG DATA).

Results and conclusions are obtained with the development of the thesis. The main input is to provide a vision about the importance of data inside all electrical processes that are wanted to control or manage, because analytics allow taking more accurate decisions and with less error margins.

Keywords: Analytics Demand Management Programs, Energy Efficiency, Industrial Users, Strategies ALL DATA, Time Series.

Contenido

	Pág.
Resumen	IX
Lista de figuras	XV
Lista de tablas	XVI
Introducción	1
1. Capítulo 1	5
1.1 Motivación	5
1.2 Objetivos de la Tesis	7
1.2.1 Objetivo General	7
1.2.2 Objetivos Específicos	7
1.3 Estructura del documento	7
2. Capítulo 2	9
2.1 Visión General de la Gestión Energética	9
2.2 Programas de Gestión de Demanda: Conceptos Básicos	11
2.3 Clasificación de los Programas de Gestión de la Demanda	12
2.3.1 Programas Basados en Precios	13
2.3.2 Programas Basados en Incentivos	15
2.4 Beneficios de los PGD	16
2.4.1 Desafíos de la Implementación de los PGD:	17
2.5 Experiencias Internacionales	18
2.5.1 Experiencias en América Latina	21
2.5.2 Panorama de los PGD en Colombia:	24
2.6 Elasticidad de la Demanda para la Implementación de PGD	29
2.7 Aspectos Importantes para la Implementación de PGD	31
2.7.1 Estrategias de Obtención de Datos ALL DATA	32
2.7.2 Integración de las Estrategias ALL DATA en el Diseño de PGD	33
3. Capítulo 3	37
3.1 Panorama de las Estrategias All Data en el Desarrollo de Aspectos Técnicos	37
3.2 BIG DATA	39
3.3 SMALL DATA	40
3.4 LINKED DATA	41
3.5 OPEN DATA	41
3.6 Auditorías Energéticas	42
3.7 PGD e Infraestructura de Medición	43
3.7.1 Tecnología AMR: Automatic Meter Reading	44

3.7.2	Tecnología AMI: Advanced Metering Infrastructure	45
3.8	Internet de las Cosas (IoT)	46
4.	Capítulo 4	49
4.1	Metodologías de Predicción de la Demanda de Usuarios Industriales.....	49
4.2	Series Temporales	54
4.3	Árboles de Decisión	55
4.3.1	Clasificación	56
4.3.2	Árboles de Regresión	57
4.3.3	Control Basado en Árboles de Regresión	58
4.4	Clúster.....	59
4.4.1	Método de Preclasificación K-means	60
4.5	Aprendizaje Automático.....	61
4.6	Método de Monte Carlo	62
4.7	Experiencias Internacionales del Uso de Datos para la Gestión de la Demanda de Energía Eléctrica	64
5.	Capítulo 5	69
5.1	Análisis de PGD en Usuarios Industriales	69
5.2	Elementos para un Diagnóstico del Sector Industrial en Colombia	70
5.3	Descripción de la Zona.....	73
5.4	Instrumento	74
5.5	Usuarios Industriales del Área Metropolitana de Manizales.....	76
5.5.1	Federación Nacional de Cafeteros – Cenicafé	76
5.5.2	Induservi S.A.S.....	81
5.5.3	Industria Licorera de Caldas	84
5.5.4	Descafecol S.A	87
5.6	Resumen y selección del Estudio de caso.....	89
6.	Capítulo 6	91
6.1	Portafolio de Estrategias para la Implementación de PGD	91
6.2	Estrategias de PGD identificados a través de ALL DATA	92
6.3	Análisis BIG DATA empresa Descafecol	94
6.4	Estrategias de PGD para Descafecol	111
6.4.1	Corto Plazo.....	112
6.4.2	Mediano Plazo	112
6.4.3	Largo Plazo	114
6.5	Análisis de resultados.....	115
7.	Resultados y Conclusiones	117
7.1	Resultados	117
7.2	Conclusiones.....	119
7.3	Trabajos Futuros	121
7.4	Difusión académica	123
A.	Anexo: Instrumento para Usuarios Industriales con Referencia al Consumo de Energía Eléctrica e Iniciativas Relacionadas con Eficiencia Energética	125
B.	Anexo: Código Ingresado al Software R	131
	Bibliografía	135

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1.1 Estrategias vs. Evolución de los PGD.....	1
Figura 2.1 Distribución de los PGD.....	13
Figura 2.2 Comportamiento de la demanda de energía en Colombia de los últimos 10 años. Fuente: (Jaramillo, 2016)	26
Figura 2.3 Sistema para el diseño de PGD.....	32
Figura 2.4 Actividades que desarrollan los agentes para el diseño de PGD.	35
Figura 3.1 Agrupación de las estrategias ALL DATA	38
Figura 3.2 Modelo de integración LOBS's	39
Figura 3.3 Alcance de los sistemas de medición inteligente	46
Figura 3.4 Metodología para el tratamiento de datos.....	47
Figura 3.5 Cadena de Valor de las IoT.	48
Figura 4.1 Técnicas ALL DATA	50
Figura 4.2 Sistema de uso de datos para metodologías basadas en DDD	51
Figura 4.3 Árbol de decisión clasificador.	56
Figura 4.4 Ejemplo de un árbol de regresión.	59
Figura 5.1 Aumento de Costos para el año 2015.....	72
Figura 5.2 Factores que afectaran el año 2016	72
Figura 5.3 División por subregiones del departamento de Caldas	74
Figura 6.1 Potencia Activa Descafeol de Sep. 2014 a Ene. 2015	95
Figura 6.2 Consumo de P en la primera semana de Septiembre de 2014.....	96
Figura 6.3 ACF serie Descafeol.....	97
Figura 6.4 ACF Parcial serie Descafeol	98
Figura 6.5 Predicción de la demanda 48h	100
Figura 6.6 Superposición de valores ajustados	101
Figura 6.7 Gráfico de valores residuales	102
Figura 6.8 Gráfico ACF de residuos y valores p	102
Figura 6.9 Serie de Tiempo por meses, A. Septiembre, B Octubre, C Noviembre, D Diciembre, E Enero	104
Figura 6.10 Serie de tiempo depurada	105
Figura 6.11 Predicción de cinco días de la muestra	106
Figura 6.12 Predicción vs. Datos reales	107
Figura 6.13 Serie Modificada.....	109
Figura 6.14 Predicción Serie Modificada	110
Figura 6.15 Predicción vs Datos Reales Serie Modificada.....	111

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 2.1 Estrategias de gestión de la demanda.....	12
Tabla 2.2 Beneficios de los PGD.....	16
Tabla 2.3 Estado del Arte: PGD	19
Tabla 2.4 Comportamiento de la demanda de energía regulada y no regulada por actividades económicas GWh – Sistema Interconectado Nacional SIN.	25
Tabla 2.5 Marco Regulatorio	27
Tabla 2.6 Relación de las estrategias orientadas por los datos con los principales aspectos del diseño de PGD para usuarios industriales.....	34
Tabla 5.1 Procesos Empresa Cenicafé	78
Tabla 5.2 Procesos Empresa Induservi S.A.S.....	83
Tabla 5.3 Procesos Empresa Industria Licorera de Caldas	85
Tabla 5.4 Procesos Empresa Descafecol.....	88
Tabla 5.5 Resumen Características Empresas	89
Tabla 6.1 Modelos de las Series Temporales de cada mes	105

Introducción

Los programas de gestión de la demanda (PGD) de electricidad son considerados un portafolio de estrategias para mejorar el sistema de energía eléctrica en el lado del consumidor (Palensky & Dietrich, 2011). La diferencia entre las estrategias implementadas para realizar un uso eficiente de la energía eléctrica depende del grado de concientización del usuario final acerca de que la energía es un recurso limitado (Nguyen & Aiello, 2013) y del grado de modernización de la red eléctrica, que permita la implementación de dispositivos de última generación los cuales puedan ser manipulados por los usuarios de manera remota a través de aplicaciones vía web (Amin, Ali-Eldin, & Ali, 2015). La Figura 1.1 muestra las principales estrategias aplicadas para llevar a cabo PGD en el mundo (Law et al., 2012).

En la Figura 1.1 se observan tres estrategias globales, las cuales pueden ser implementadas simultáneamente. Sin embargo dependen de las condiciones de la red de distribución para su implementación.



Figura 7.1 Estrategias vs. Evolución de los PGD
Fuente: Elaboración propia

La primera estrategia que muestra la Figura 1.1 está basada en la generación de un control pasivo de la demanda, para fomentar el consumo eficiente de la energía eléctrica, a partir de la concientización y la educación de las personas acerca del uso de este tipo de energía. La segunda estrategia se encuentra ligada a un control más activo de la demanda, donde el usuario tenga tarifas diferenciales según la hora del día o PGD que le permitan controlar su gasto energético (Law et al., 2012). La tercera estrategia de la Figura 1.1 busca migrar a sofisticados sistemas de monitoreo y control en tiempo real a través de sistemas de medición inteligente que le permitan al usuario tener un conocimiento real de su consumo de energía eléctrica (Martinez & Rudnick, 2012). Estas estrategias apuntan hacia la participación activa de la demanda frente a la tendencia de la inclusión de las redes inteligentes y de los sofisticados sistemas de distribución con la penetración de los recursos energéticos distribuidos.

Para el diseño de un PGD es conveniente un proceso cíclico de realimentación continua. Uso de estrategias que abarquen inicialmente la educación y capacitación de personas acerca del conocimiento de la eficiencia energética y la importancia de este tema, no solo en la reducción del consumo de electricidad sino también la relación con aspectos ambientales, políticos y sociales. Por lo tanto, es importante conocer las necesidades y deseos que poseen los clientes de acuerdo a las características de demanda de energía eléctrica dentro de sus procesos de producción (Aalami, Moghaddam, & Yousefi, 2010).

La capacitación del personal para optimizar el consumo de energía dentro de los procesos industriales, es deseable la participación de los usuarios industriales en el mercado desregulado. Esto quiere decir, realizar contratos directos con el comercializador de la energía, los cuales son contratos mensuales o anuales en los que se acuerdan cantidades de energía para dichos periodos de tiempo. La participación de estos usuarios dentro del mercado desregulado cuentan con dispositivos de medición capaces de intercambiar información entre los diferentes agentes como por ejemplo los operadores del sistema, comercializadores, entre otros. Así mismo, estos tipos de dispositivos permiten el acceso a los datos de consumo los cuales pueden ser gestionados (CREG, 2010).

La tecnología que utilizan los dispositivos de medición en el mercado desregulado es Automatic Meter Reading (AMR), la cual permite comunicación unidireccional, medición de consumo de energía eléctrica en un periodo de tiempo determinado, control remoto

del medidor y gestión parcial de la energía eléctrica (Sioshansi, 2011). Para realizar una gestión activa de la demanda es necesario contar con dispositivos de medición inteligente, por lo tanto se busca que los usuarios industriales migren de la tecnología AMR a Advanced Meter Infrastructure (AMI), la cual proporciona beneficios adicionales tales como la medición de la calidad de la energía, la comunicación bidireccional y la gestión total de la energía consumida (McLaughlin, Podkuiko, & McDaniel, 2009).

En este documento se identifican actividades de caracterización de la demanda, para realizar una gestión del consumo de energía en usuarios industriales. Integración de actividades propias de los agentes que participan en el ejercicio del suministro de energía, con base en aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales. Posteriormente analizar información obtenida a través de estrategias de análisis de datos llamados ALL DATA (Doukas, Papadopoulou, Nychtis, Psarras, & van Beeck, 2009). Diseñando PGD bien fundamentados, para que sean aplicables y perdurables en el tiempo.

1. Capítulo 1

En este capítulo se presenta la introducción donde se explica cuál es la importancia del tema de investigación y la motivación que ha dado lugar al desarrollo del trabajo de tesis. Luego, se enuncian los objetivos generales, los objetivos específicos y finalmente, se muestra la estructura general del documento.

1.1 Motivación

Según las estadísticas de la Agencia Internacional de la Energía, el sector industrial es uno de los principales consumidores de electricidad, representa el 42.3% del consumo de electricidad mundial en 2013 (IEA, 2015). Por lo tanto, la implementación de PGD en el sector industrial es urgente y esencial para equilibrar las relaciones de la oferta y demanda en las redes eléctricas, así como para reducir los costos de electricidad de los consumidores industriales. Adicionalmente con la participación activa y en tiempo real de la demanda se puede contar con sistemas eléctricos dinámicos controlados de una manera óptima.

En la actualidad existe gran variedad de tecnologías para desarrollar un uso más eficiente de la energía en las plantas industriales. Algunas actividades donde se utiliza la eficiencia energética son el uso de la caldera, el aire comprimido, la eficiencia de los motores eléctricos, la calefacción y la iluminación (Dyer, Hammond, Jones, & McKenna, 2008).

Los principales motivadores para realizar un uso eficiente de la energía en el sector industrial son técnicos, económicos, sociales y ambientales, entre otros. Para mejorar estos aspectos se deben implementar estrategias de control de la demanda, dado el crecimiento acelerado que tiene la industria en el mundo y el consumo de electricidad.

Se crea la necesidad de realizar acciones activas de gestión de la demanda, para lograr un impacto significativo en las reducciones de consumo desplazando parte de la demanda pico a periodos fuera de la demanda máxima. Por el lado de la demanda las instalaciones industriales consumen grandes cantidades de electricidad, destacando así la necesidad de implementar PGD, mejorando la fiabilidad de las redes eléctricas (Ding & Hong, 2013).

La integración completa de la gestión de carga, la gestión de la demanda y la eficiencia energética en una planta industrial, puede estar al alcance de muchas empresas en las siguientes décadas, incluso industrias que no posean generación, en condiciones predeterminadas podrían liberar electricidad a la red para preservar la confiabilidad del sistema y administrar el costo de electricidad y así optimizar los recursos económicos de los negocios (McKane, 2009).

En la actualidad se han aplicado PGD a curvas de carga de diferentes redes sin discriminar el tipo de consumo, como por ejemplo la IEEE-RTS, IRAN 2008, PJM Market, Provincia China, Red de California, el reto radica en la creación de estrategias de aplicación y diseño de dichos PGD para usuarios industriales en mercados desregulados, los cuales presentan diversidad de consumos dadas las características que se presentan en cada sector.

Es necesario tener en cuenta que el principal implicado en la implementación de PGD en el sector industrial es el usuario. El éxito de la ejecución de dichas estrategias se relaciona principalmente con la participación de los usuarios en esos programas, donde se obtengan beneficios que no impliquen cambios drásticos, por lo que es importante conocer las características del consumo de cada usuario.

Desde una perspectiva de análisis de datos se puede obtener información valiosa para realizar gestión de demanda y así identificar las características de consumo de cada usuario.

Los datos sobre la medición de la energía, se convierten en materia prima para el análisis, siendo un paso a seguir el aprovechamiento de los datos para transformarlos en conocimiento útil y así proporcionar respuestas a cuestiones operativas y resolver problemas con mayor rapidez y precisión (Potter, 2014).

El enfoque de esta investigación se centra en realizar una propuesta del uso de la analítica en el diseño y la implementación de PGD para el sector industrial colombiano, teniendo en cuenta las diferentes características que presentan los usuarios industriales, como también diversidad de factores que pueden afectar su consumo.

1.2 Objetivos de la Tesis

1.2.1 Objetivo General

Proponer una metodología para el diseño y la implementación de PGD en usuarios industriales a través del uso de la analítica.

1.2.2 Objetivos Específicos

Analizar la aplicación de las técnicas de recolección de información ALL DATA e identificar su impacto para la gestión de la demanda de energía.

Examinar las metodologías de minería de datos y reconocer el comportamiento del usuario industrial mediante la aplicación de series temporales.

Reconocer estrategias de gestión de la energía eléctrica como un PGD ideal, para ser implementadas según las necesidades de cada usuario industrial.

1.3 Estructura del documento

Con el fin de presentar el desarrollo del trabajo de investigación se dispuso en el primer capítulo de este documento, la introducción al problema de estudio, además de los principales motivadores y los objetivos de la investigación.

En el segundo capítulo se exponen las generalidades acerca de la gestión de demanda, presentando definiciones, experiencias internacionales, tipos de programas que se aplican a nivel internacional, principales logros y beneficios. Adicionalmente se presentan definiciones de las estrategias de obtención de todos los datos ALL DATA.

En el tercer capítulo del documento, se presenta un análisis de los antecedentes técnicos que permitirán la implementación de PGD en usuarios industriales. Las condiciones

técnicas ofrecerán datos que posteriormente serán transformados en información y tal información permitirá tomar decisiones de gestión eficiente del consumo de energía eléctrica. En este capítulo, se reconocerán estrategias de comunicación inteligente que permiten aprovechar los datos que generan los dispositivos, así como conceptos del internet de las cosas o Internet of Things (IoT), y de medición inteligente o Smart Metering.

A raíz de la importancia de la obtención de datos, para posteriormente ser analizados en el cuarto capítulo, se presenta una introducción a las metodologías que pueden ser implementadas para obtener decisiones orientadas por los datos o data driven decision (DDD). En este capítulo se realizará un análisis de algunas metodologías las cuales a través de diferentes técnicas de analítica proporcionarán estrategias de predicción de la demanda de energía.

En el quinto capítulo se describen algunos elementos para el diagnóstico del sector industrial con respecto a las necesidades actuales del ahorro de energía eléctrica, adicionalmente se realizará un acercamiento con diferentes tipos de usuarios industriales, a través de la aplicación de un instrumento que permita identificar las principales necesidades de los consumidores.

En el sexto capítulo se expone el estudio de caso con un usuario industrial específico. Inicialmente se llevará a cabo una caracterización de la curva de consumo y seguido se realizará una predicción de la demanda, esto se elaborará a través de un modelo ARIMA utilizando la metodología de series temporales, para posteriormente proponer los PGD que podría implementar este usuario a corto, mediano y largo plazo.

En el séptimo capítulo se presentan las conclusiones generales de la investigación, los trabajos futuros que puedan desarrollarse y la difusión académica donde se exponen los trabajos realizados a raíz de esta investigación.

2. Capítulo 2

En este capítulo se presenta una revisión general de la gestión energética, Además se muestran los fundamentos y características de los PGD, así como los beneficios de su implementación. Más adelante se exponen las experiencias internacionales de PGD que se han implementado a nivel mundial y como ha avanzado la gestión de la demanda en Colombia. Por último, se identifican aspectos que se deben tener en cuenta a la hora de diseñar e implementar PGD, junto con la propuesta del uso de estrategias de obtención de datos que proporcionen información útil para ser analizada.

2.1 Visión General de la Gestión Energética.

El estándar IEEE 739 de 1995 recomienda una práctica para la gestión energética en instalaciones industriales y comerciales (IEEE, 1996), donde se define la gestión de la energía como la optimización de procesos de ingeniería, diseño, aplicación, utilización, así como también de operación y de mantenimiento de los sistemas, lo que permitirá tener un uso más eficiente de la energía eléctrica.

La gestión de las instalaciones en general busca modificar los sistemas para utilizar un mínimo de energía total, lo que se traduce en ahorros potenciales o reales de energía que se justifican sobre una base económica o de coste-beneficio, generando beneficios para todos los participantes dentro de la cadena de suministro de la energía. Para implementar la gestión energética es necesario contar con algunas herramientas como:

- Medición inteligente
- Demanda
- Dispositivos de energía de alta eficiencia
- Sistemas de control

La medición inteligente dentro de la gestión energética permite controlar el consumo de forma directa y en tiempo real (Rahmani-andebili, 2016), dado que los datos generados y transmitidos por los medidores inteligentes mejoran la operación de las redes (Gutiérrez-alcaraz, Tovar-hernández, & Lu, 2016), el seguimiento y el control del uso de la energía (Shafiullah, Azad, & Ali, 2013).

La demanda como método potencial para mejorar el uso de la energía eléctrica también puede ser gestionada. La gestión de la demanda se refiere a la generación de cambios en los patrones de consumo de electricidad del usuario final, en respuesta a señales económicas o técnicas, como cambios en el precio de la electricidad a través del tiempo, o el pago de incentivos diseñados para inducir a un menor consumo de energía, en momentos de demanda máxima o cuando la confiabilidad del sistema está en riesgo (FERC, 2006).

El uso de dispositivos de alta eficiencia toma en cuenta los parámetros de operación de todos los elementos y equipos que se encuentran en una instalación, tales como transformadores, máquinas, sistemas de iluminación y calefacción entre otros. Una de las aplicaciones normativas para este propósito es la norma ISO 50001 donde se propone un servicio llamado Auditorías Energéticas (AE) que es la herramienta del proceso de gestión de la eficiencia energética, mediante la cual es posible evaluar el desempeño de los equipos y sistemas consumidores de energía en una instalación eléctrica.

La AE es una actividad multidisciplinaria, que además de involucrar diversos campos de la ingeniería tales como la electricidad, mecánica, hidráulica, la neumática, el control y la informática, abarca también aspectos ambientales, administrativos y de evaluación económica de proyectos (CNE (Consejo Nacional de Energía), 2011).

Por último los sistemas de control influyen también dentro de la gestión energética debido a la transición que está presentando la red eléctrica, los sistemas de distribución están experimentando cambios en evolución hacia redes de distribución activa. Adicionalmente, la presencia de la generación distribuida, los sistemas de almacenamiento locales y las cargas sensibles en estos sistemas incide en graves consecuencias para la planificación y los procedimientos operativos. Por lo tanto en el último año se han buscado soluciones para la planificación y control de estos sistemas, referenciándose especialmente en la regulación de tensión y la congestión en las líneas de distribución (Christakou, 2016).

Además, para las instalaciones industriales los procesos de planificación y control presentan aportes significativos, dado que con prácticas controladas de operación dentro de un proceso industrial se pueden presentar ahorros significativos de energía.

2.2 Programas de Gestión de Demanda: Conceptos Básicos.

Los programas de gestión de la demanda (PGD) se definen como la participación activa de los clientes en los mercados de energía, que responden a la variación en los precios de la electricidad, los cuales pueden presentar transiciones con el tiempo (Derakhshan, Shayanfar, & Kazemi, 2016). Se crearon para obtener utilidades tratando las reducciones de los picos de demanda máxima como una alternativa para la planificación integrada de los recursos. Desde la década de los 80`s los PGD han evolucionado para incorporar la eficiencia, así como la gestión y el control de la carga (Spees & Lave, 2007).

Los PGD de electricidad son considerados un portafolio de estrategias para mejorar el sistema de energía eléctrica en el lado del consumidor (Palensky & Dietrich, 2011). Estos van desde el mejoramiento de la eficiencia energética mediante el uso de mejores tecnologías, pasando por la implementación de tarifas dinámicas con incentivos para ciertos patrones de consumo, hasta llegar a sofisticados controles de las instalaciones en tiempo real (Palensky & Dietrich, 2011).

Así mismo, la gestión de la demanda se divide en dos partes, la gestión pasiva de la demanda y la gestión activa (Lazzarini & Cendra, 2009). La gestión pasiva de la demanda incluye materiales educativos, auditorias para los clientes entre otras formas pasivas donde se capacita al usuario final sobre la importancia de realizar un uso eficiente de la energía. Adicional a esto el conocimiento por parte de los consumidores de los beneficios que podrían obtener al participar dentro de un PGD.

La gestión activa de la demanda es la inclusión de cambios más significativos dentro de los comportamientos típicos del consumo. Entre estos cambios significativos se podrían enumerar, el reemplazo o implementación de nueva tecnología, o la participación activa de un usuario dentro de un PGD donde el consumidor de una forma voluntaria u obligatoria realiza las reducciones de consumo pertinentes y recibe incentivos por su

participación. En la tabla 2.1 se clasifican las diferentes estrategias de gestión de la demanda según el tiempo y el tipo de gestión.

Tabla 2.1 Estrategias de gestión de la demanda.

Tiempo de respuesta a la gestión de la demanda	Prácticas de uso eficiente de la energía	Tarifas dinámicas	Control en tiempo real	Modernización de las instalaciones y las redes de distribución
Permanente	X			X
Diario		X		
Horario		X	X	
Tipo de gestión según el impacto en la participación				
Activo		X	X	
Pasivo	X			X

Fuente: Elaboración Propia

Los PGD se han implementado para lograr una mejor participación de la demanda frente a los precios o a las necesidades de mejorar los niveles de confiabilidad del sistema eléctrico, buscando mitigar las restricciones de potencia en un sistema eléctrico. Además para tener un manejo más eficiente de este recurso, obteniéndose además beneficios económicos tanto para las empresas comercializadoras como para el consumidor final (Baratto & Cadena, 2011).

2.3 Clasificación de los Programas de Gestión de la Demanda.

Básicamente los PGD están divididos en dos categorías principales, llamadas programas basados en precios y programas basados en incentivos. Los programas basados en precios son: programas por tiempos de uso TOU (Aalami et al., 2010) precios por picos críticos y los precios en tiempo real. Los programas basados en incentivos son: programas de respuesta a la demanda en estado de emergencia, control directo de carga, programas por interrupciones/reducciones, por capacidad del mercado, programas por oferta de la demanda y programas por servicios aleatorios, como se pueden observar en la Figura 2.1.



Figura 2.1 Distribución de los PGD

Fuente: Elaboración Propia

Los programas basados en precios se caracterizan por que los precios cambian por diferentes periodos acorde al costo del suministro de electricidad, algunos ejemplos serian:

- Altos precios por periodos pico
- Medianos precios por periodos fuera de pico
- Bajos precios para periodos de baja carga

Estos tipos de programas no reciben incentivos ni penalidades.

Los programas basados en incentivos pueden ser voluntarios o mandatorios.

A continuación se describen los tipos de programas de gestión de demanda existentes:

2.3.1 Programas Basados en Precios

Los programas basados en precios se refieren a los cambios en el uso de la energía por los consumidores en respuesta a los cambios en los precios que ellos pagan (Gutiérrez-alcaraz et al., 2016).

Sí las diferencias de precios entre horas o periodos de tiempo son considerables, los consumidores podrán responder a la estructura de precios con cambios significativos en el uso de la energía (Gutiérrez-alcaraz et al., 2016).

Los principales programas de gestión de demanda basados en precios se definen a continuación:

- Precios por tiempos de uso (TOU por sus siglas en inglés): Los precios de la electricidad se establecen por un período de tiempo específico, por lo general no cambia con más frecuencia de dos veces al año.

Los precios pagados por energía eléctrica consumida durante estos períodos están preestablecidos y conocidos por los consumidores, lo que les permite variar su uso en respuesta a tales precios y manejar sus costos de energía por el cambio de uso a un período de menor costo o reduciendo su consumo en general (Albadi & El-Saadany, 2008) (U.S. Department of Energy, 2006a).

- Precios por Picos Críticos: Cuando los servicios públicos observan o anticipan precios de mercado o condiciones de emergencia del sistema de alimentación, pueden llamar eventos críticos durante un período de tiempo especificado. El precio de la electricidad durante estos períodos de tiempo es sustancialmente elevado.

Existen dos variantes de este tipo de diseño de tarifas: una donde el tiempo y la duración del incremento de los precios están predeterminados cuando se presenta un evento y otro en el que el tiempo y la duración del incremento de los precios pueden variar dependiendo de las necesidades de la red eléctrica para tener cargas reducidas (Albadi & El-Saadany, 2008) (U.S. Department of Energy, 2006a).

- Precios en Tiempo Real: Los precios de la energía eléctrica pueden cambiar tan frecuentemente como cada hora (inusualmente aún más frecuente).

La señal de precio se proporciona al usuario de una forma avanzada, donde se refleja el costo de la utilidad de generación y/o la compra de energía eléctrica a nivel mayorista. Lo que le permite al consumidor tomar decisiones en tiempo real acerca de su consumo (Albadi & El-Saadany, 2008) (U.S. Department of Energy, 2006a).

2.3.2 Programas Basados en Incentivos

En los programas basados en incentivos clásicos, los consumidores participan recibiendo algunos tipos de pagos, usualmente como un crédito en su factura o algún tipo de descuento por su participación (Gutiérrez-alcaraz et al., 2016). A continuación se presenta la definición de los diferentes tipos de PGD basados en incentivos.

- Interrupciones/Reducciones: Los clientes en las tarifas del servicio interrupciones/reducciones reciben un descuento o crédito en la factura a cambio de aceptar reducir la carga durante las contingencias del sistema.

Las tarifas interrupciones/reducciones difieren de las alternativas de respuesta de emergencia y la demanda de mercado de capacidad del programa, ya que por lo general son ofrecidas por el operador de red con la capacidad de ejecutar el programa cuando sea necesario (Albadi & El-Saadany, 2008) (U.S. Department of Energy, 2006a).

- Capacidad del Mercado: Los clientes se comprometen a proporcionar reducciones de carga pre-especificadas cuando surgen contingencias en el sistema, y están sujetas a sanciones si no se reduce el consumo de energía eléctrica cuando se indique (Albadi & El-Saadany, 2008).

Los programas de capacidad del mercado permiten que los participantes reciban pagos garantizados a cambio de reducir la carga cuando así lo sugiera la empresa prestadora del servicio (U.S. Department of Energy, 2006a).

- Servicios Complementarios: Estos servicios hacen viable la entrega del suministro eléctrico en condiciones de calidad y seguridad aceptables. Los más utilizados en los sistemas desregulados son el control de frecuencia, el control de tensión, el servicio de arranque autónomo y congestión de la red (U.S. Department of Energy, 2006a).

Actualmente la demanda al reducir sus consumos puede ofrecer el servicio complementario de descongestión de las redes de distribución y transmisión, por lo tanto estos programas pretenden otorgar incentivos a los usuarios que

reduzcan sus consumos o se desconecten cuando el sistema presenta condiciones de demanda máxima.

- Respuesta a la demanda en estado de emergencia: La demanda de los consumidores depende de la elasticidad de los precios de energía eléctrica como también de los incentivos y los valores de penalidad determinados para los PGD (Aalami et al., 2010).

Este tipo de programas están enfocados a estados de emergencia o contingencia de las redes de distribución o transmisión, realizan reducciones o desconexión de carga para nivelar los perfiles de tensión, beneficiando el sistema inmediatamente se reduce la carga. Su aplicación se encuentra sometida a la participación activa de la demanda o programas de precios en tiempo real (Spees & Lave, 2007).

2.4 Beneficios de los PGD

Los cambios de los consumos de energía eléctrica basados en la variación del precio y tarifa no solo dependen de la implementación de los PGD sino también en la educación que se les proporcione a los usuarios. Dado que la aplicación de estos programas implica un cambio de visión de la demanda de energía eléctrica. Se parte del hecho que los beneficios resultantes acogen a todos los agentes que participan de las transacciones de energía eléctrica.

Los beneficios que brindan los PGD se muestran en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2 Beneficios de los PGD.

AGENTES	BENEFICIOS
Clientes	Reducción y estabilización de costos
	Mejoramiento del valor del servicio
	Mayor productividad
Sociedad	Reducción de efectos nocivos para el medio ambiente
	Maximización del beneficio social
Operador Nacional y Regional de Red	Mejoramiento de la eficiencia operativa
	Descongestión de las líneas de Distribución y Transmisión como servicio complementario

Fuente: Elaboración Propia

Los consumidores de la energía eléctrica se benefician por la respuesta a la demanda y el desplazamiento de carga, por el uso de energía menos costosa debido a las reducciones en sus consumos como también de la estabilización de los precios.

Los beneficios para la sociedad se basan en condiciones ambientales, dado que al aplazar la construcción de nueva infraestructura se puede aprovechar el uso de los terrenos, así como también se puede mejorar la calidad del agua, resultado del uso eficiente de los recursos naturales, y de las reducciones considerables de la energía eléctrica (U.S. Department of Energy, 2006a).

El operador también se beneficia de la implementación de los PGD, dado que con la reducción del precio en general, se espera una utilización más eficiente de la infraestructura disponible. Se podría disminuir la puesta en marcha de generadores de alto costo, reducir las pérdidas y disminuir los costos de expansión del sistema de potencia, aplazando la necesidad de construir nueva infraestructura de distribución, transmisión y generación (Albadi & El-Saadany, 2008). Por otra parte los PGD pueden aumentar la capacidad del sistema utilizando los programas basados en mercados, que a su vez se traduce en la capacidad de evitar o aplazar los incrementos en las tarifas.

Para llevar a cabo la respuesta instantánea de los PGD se requiere tecnología automatizada que actúe en tiempo real para realizar el control de carga, el cual es una herramienta útil para todos los agentes dado que proporciona información inmediata, de esta manera se puede planear la respuesta a la demanda con las bases de datos del día anterior.

2.4.1 Desafíos de la Implementación de los PGD:

La principal barrera para la adopción de PGD y las diferentes estrategias de reducción de los picos de carga es la adopción de nuevas tecnologías tanto de la eficiencia energética como de la respuesta a la demanda. Además los programas de eficiencia pueden ser limitados por las características de aplicación de los modelos de eficiencia.

La falta de conocimiento de los consumidores acerca de la eficiencia energética y de los costos relacionados puede verse como un reto para el mercado. El usuario debe tener un grado de capacitación acerca del uso de nuevas técnicas para la liquidación del mercado

de energía eléctrica, así como también el uso de nuevas tecnologías para la gestión de sus consumos (Spees & Lave, 2007). Por lo tanto, las entidades reguladoras en general debe diseñar programas de motivación que incluyan la demanda de energía eléctrica de una manera activa dentro del mercado.

La estabilidad del sistema es un aspecto fundamental a tener en cuenta debido que al contar con una demanda activa el sistema se vuelve impredecible y las características del mismo presentan variaciones, por esta razón se deben contemplar aspectos en la infraestructura y rediseño del despacho de carga.

2.5 Experiencias Internacionales

Actualmente los programas más utilizados de gestión de la demanda son los basados en incentivos, ya que su puesta en funcionamiento no requiere una observación exhaustiva de la variación de los precios en el mercado mayorista. Su forma de proceder se acerca más a un contrato o acuerdo reglamentado entre usuarios y operadores del sistema.

En la Tabla 2.3 se mencionan algunas de las estrategias aplicadas en países que han avanzado en estas investigaciones.

Tabla 2.3 Estado del Arte: PGD

PAISES	ESTRATEGIAS	REFERENCIA
ESTADOS UNIDOS	Incremento de hasta el 117% entre 2006 y 2008 de las entidades que ofrecen PGD. Programas basados en precios dinámicos y precios en tiempo real. Incentivos	(Cappers, Goldman, & Kathan, 2010) (Hausman & Neufeld, 1984)
CHINA	Esfuerzos por la inclusión de precios por tiempo de uso. Diferencias en los precios de horas pico y horas valle Compensación por disminución en consumos en horas pico. Grandes esfuerzos de regulación	(Tang, Xu, & Chen, 2010)
ITALIA	Alta penetración de tecnologías de medida inteligente Programas de potencia pico, desplazamiento de carga y desconexión de carga.	(Torriti, Hassan, & Leach, 2010)
ESPAÑA	Sistemas de contratos de desconexión de carga para estados de emergencia Programas de precios en tiempo real	(Torriti et al., 2010)

Fuente: Elaboración Propia

La mayoría de los programas de participación activa de la demanda han tenido lugar en Estados Unidos y Canadá. Los primeros se dieron en la década de los 80's y tuvieron lugar en Wisconsin e Illinois. Estos emplearon tecnologías menos sofisticadas que las actuales, pero trataron de exponer los clientes residenciales a tarifas por bloques.

A medida que pasaba el tiempo se fueron formando nuevas estrategias de implementación y desarrollando nuevas tecnologías para controlar las cargas tanto eléctricas como térmicas. Se destacó el programa Gulf Power en Florida, en el que se utilizaba un precio crítico para penalizar el consumo en horas pico, los usuarios disponían de control automático de carga. Otro es el Statewide Pricing Pilot de California, basado en el uso de termostatos inteligentes y la exposición de los usuarios a tarifas por bloques.

En Canadá el Smart Price Pilot de Ontario con el uso de tarifas por bloque y precios críticos.

Los programas GridWise de Washington donde se enviaban señales dinámicas de precio en tiempo real, vía web para gestionar congestiones en la red. La Energy Smart-Pricing Plan de Illinois desarrolló señales dinámicas de precios pero sin el uso de tecnologías inteligentes como contadores o comunicación bidireccional. Finalmente el programa Smart Hours de Oklahoma que combina precios de picos críticos para diseñar termostatos inteligentes (U.S. Department of Energy, 2006b), (Faruqui & Sergici, 2009).

En Europa agentes como Entelios están operando en mercados reales con usuarios industriales para soportar cuestiones técnicas como regulatorias. La mayoría de los programas en Europa se han desarrollado en el Reino Unido, aunque la experiencia más conocida es Tempo usada por la EDF de Francia, combinando tarifas por bloques con precios críticos comunicados vía Web y SMS.

Para España el proyecto GAD donde se dieron pautas para la creación de otros tipos de programas continuando con pruebas técnicas con clientes reales paso a ADDRESS que incluía proyectos pilotos en dos islas de la Bretaña Francesa. Otros proyectos de interés son Smart-A o ADVANCED donde se evaluaron los resultados obtenidos por ADDRESS y también un programa desarrollado en Alemania llamado E-DeMA.

En Canadá se diseñó el Green Button permitiendo a los consumidores finales participar de las redes inteligentes de una forma más eficiente cuando hay un desarrollo de estándares a través de servicios orientados al consumidor final, para promover la interoperabilidad entre el consumidor final, las utilidades del sistema y los servicios ofrecidos por terceros. El Green Button integra modelos prácticos de mercado, modelos de datos y esquemas XML para el futuro intercambio de información del uso de energía. Estos estándares se convirtieron en caso de estudio de entidades como ACLARA, SAN DIEGO G&E, SNUGG HOME Y RETROFICIENCY para recomendaciones de eficiencia energética, adicionalmente RETOEFICINECY usándolo para llevar a cabo las evaluaciones a nivel de cartera (Balijepalli, 2013).

2.5.1 Experiencias en América Latina.

América Latina ha tenido un lento inicio en la integración de las políticas relacionadas con el uso eficiente de la energía y la integración de los programas de gestión de la demanda en sectores residenciales, comerciales e industriales.

Estas políticas no han producido resultados significativos y los costos y beneficios asociados a unos sectores industriales y eléctricos no han sido interiorizados. Esto se debe a que los beneficios no son claros, especialmente en los mercados donde la demanda mantiene esencialmente un papel pasivo. En la actualidad, no existen sistemas de incentivos atractivos (especialmente los de la industria con un uso intensivo de la electricidad), que, junto con la ausencia de un marco regulatorio adecuado, puede eliminar las barreras potenciales para estos programas (Martinez & Rudnick, 2012).

A continuación se describen algunos de los avances más importantes en PGD de algunos países latinoamericanos.

a. Brasil:

Brasil ha desarrollado algunos de los programas y mecanismos de gestión de la demanda más representativos para aumentar el consumo en tiempos de baja demanda (rellenado de valles). Sin embargo, el foco de los programas dirigidos por las entidades gubernamentales se ha dirigido hacia el uso eficiente de la energía.

Con este mismo propósito, la planificación integrada de recursos fue incorporada por EPRI en los EE.UU. en la década de los 90. Este concepto, básicamente, trata de tener en cuenta los recursos en el lado de la demanda, en el proceso de planificación, para reducir al mínimo el costo de plan de trabajo futuro y por lo tanto el costo de la electricidad (Faruqui & Chamberlin, 1993).

Los programas de gestión de demanda en Brasil se han centrado principalmente en las siguientes industrias.

Companhia Catarinense de Águas e Saneamento CASAN2, desarrolló un sistema de gestión de la energía para toda la empresa. Las políticas incorporadas incluyen:

Instalación de sistemas de control y unidades de eliminación de la carga automática con precios de temporada en horas pico.

Implementación de la programación con cierre total o parcial del motor en las horas pico, evaluando para ello la incorporación de sistemas de copia de seguridad, y diversas medidas de eficiencia dentro de sus instalaciones (Fernandes & Pelepenko, 2006).

La academia también ha investigado sobre la identificación del potencial de ahorro de energía de los consumidores residenciales en Florianópolis (Camargo, 1996). Así mismo en el desarrollo de técnicas para la gestión de la carga por el flujo óptimo de potencia (Urbey & Costa, 2003), adicionalmente, en diversos proyectos de gestión de la demanda dentro de las industrias.

Hasta el momento, los mejores resultados en Brasil se han logrado con la incorporación de la eficiencia energética, así como también, la introducción de herramientas innovadoras de gestión de la demanda, sin embargo, las ofertas del lado de la demanda en Brasil necesita una estructura institucional compleja, por lo tanto se requiere un arduo trabajo para definir cuidadosamente las reglas del mercado y la coordinación entre agentes.

En las dos últimas décadas, los esfuerzos realizados tanto por los reguladores, instituciones y empresas, se han concentrado en el uso eficiente de la energía. Ellos han ignorado en gran medida el potencial de los PGD existentes, que han demostrado ser potencialmente beneficiosa en los países en desarrollo como Brasil, con un alto crecimiento de la intensidad energética.

b. Chile

Chile ha avanzado en la incorporación de los programas de gestión de la demanda, la eficiencia energética y la diversificación de la matriz energética a partir del potencial de energía renovable existente.

El Ministerio de Energía ha desarrollado una política energética basada en tres pilares:

- Competitividad de los precios de la energía
- Seguridad energética
- Tecnologías amigables con el medio ambiente.

Este marco ha dado prioridad al desarrollo de un sistema de medición neta que permite la interacción de la demanda con el sistema, lo que permite, la toma de decisiones en el lado de la demanda, la venta de energía en el lado de la demanda y la sensibilización de los usuarios en relación con el precio.

A pesar de la estructura actual, la facturación para los clientes residenciales no refleja el costo de las horas pico. Para que esto sea más eficaz la implementación de PGD, es necesario cambiar la estructura de precios para los clientes regulados. Galetovic y Muñoz demuestran la capacidad de responder a la variación de los precios de la demanda y la posibilidad de implementar esquemas de precios diferenciados (Galetovic & Muñoz, 2009).

Las empresas de distribución de energía han desarrollado programas de gestión de la demanda en base a criterios de fiabilidad del sistema. Estos programas son parte de sus políticas internas y están altamente orientados a los clientes, ofreciéndoles la posibilidad de hacer cambios en su curva de consumo normal.

La academia ha contribuido con la evolución de la gestión y el control de la demanda en los edificios (Alamos & Rudnick, 2012). Adicionalmente, la introducción de contadores inteligentes en la red de distribución (Ramila & Rudnick, 2010), entre otros.

La futura introducción de la medición neta proporcionaría, la posibilidad de que los consumidores, que tienen su propia generación de energía, proporcionaran a la red la electricidad excedente generada (MINENERGIA, 2012). La ley 20571 de 2012 de medición neta autorizará la instalación de hasta el 10% de la demanda máxima de área local, sujetos a las normas técnicas de calidad y seguridad.

Las políticas que promueven la eficiencia energética también se están considerando, mediante un seguimiento continuo del consumo de energía a través del uso de medidores inteligentes. Los estudios demuestran que la instalación de contadores inteligentes en la red de distribución genera beneficios para la sociedad en conjunto, teniendo como desventaja las inversiones iniciales para quienes se asociarían a dichos programas.

2.5.2 Panorama de los PGD en Colombia:

En Colombia, los PGD aún no están muy desarrollados, pero se cuenta con la ley 1715 de 2014, en la cual se incentiva el uso eficiente de la energía eléctrica, mediante la implementación de estrategias de ahorro energético y el uso de energía no convencional, principalmente aquellas de carácter renovable. La promoción, estímulo e incentivo al desarrollo de actividades eficientes se declara como un asunto de utilidad pública e interés social y de conveniencia nacional.

En el artículo 31 de la presente ley se plantea el establecimiento de mecanismos regulatorios para incentivar la respuesta a la demanda, llevando a cabo un desplazamiento de los consumos en horas punta para lograr un aplanamiento de la curva de demanda respondiendo a los requerimientos de confiabilidad (Dyer et al., 2008).

Expertos en Mercado (XM), operador del Sistema Interconectado Nacional (SIN) y administrador del mercadeo de energía mayorista de Colombia, informó en un comunicado de prensa del 13 de mayo de 2016 que la demanda de energía en abril aumentó 1.3% con respecto al mismo mes de 2015. Este crecimiento fue inferior a los pronósticos de demanda realizados por la Unidad de Planeación Minero Energética (UPME) (Jaramillo, 2016).

Así, del 1 de enero al 30 de abril del presente año el crecimiento de la demanda de energía alcanzó 3.3% con respecto al mismo periodo de 2015 y para los últimos doce meses se ubica en 4.2% (Jaramillo, 2016).

Al analizar por regiones, las zonas del país en donde más aumentó el consumo de energía fueron: Bajo Putumayo 15.3%, Guaviare 9% y Arauca 6.6%. Por su parte, las zonas en las que hubo menor crecimiento del consumo, contribuyendo al ahorro de energía que requería el SIN fueron: Boyacá -5.2%, Putumayo -4.6%, Tolima -2.1%, Bogotá -1.5%, Cali -1.5%, Caldas -0.8% y Nariño -1.0% (Jaramillo, 2016).

Discriminando por tipo de consumidor, el crecimiento del mercado Regulado (consumo residencial y pequeños negocios) fue del 2%, un punto menos que el mes pasado. Mientras que la demanda del mercado No Regulado (industria y comercio) decreció 0.4% (Jaramillo, 2016).

En la Tabla 2.4, se puede observar el crecimiento de la demanda discriminados por tipo de usuario (regulado y no regulado) y por actividades económicas en Colombia.

Tabla 2.4 Comportamiento de la demanda de energía regulada y no regulada por actividades económicas GWh – Sistema Interconectado Nacional SIN.

Tipo de Usuario	Abril 2015	Abril 2016	Crecimiento	Participación
REGULADO	3,577.7	3,679.9	2.0%	69%
NO REGULADO	1,672.3	1,685.8	-0.4%	31%
Industria Manufacturera	763.0	765.7	-1.5%	45.4%
Explotación de Minas y Canteras	345.6	365.7	6.0%	21.7%
Servicios Sociales, comunales y personales	149.9	139.8	-7.5%	8.3%
Comercio, Reparación, Restaurantes y Hoteles	116.5	109.1	-7.2%	6.5%
Electricidad, Gas de Ciudad y Agua	30.9	37.9	22.5%	2.2%
Transporte, Almacenamiento y Comunicación	30.5	25.7	-16.5%	1.5%
Agropecuario, Silvicultura, Caza y Pesca	46.6	47.3	-0.1%	2.8%
Establecimientos Financieros, Seguros e inmuebles	90.6	88.3	-3.7%	5.2%
Construcción	98.8	106.1	6.9%	6.3%

Fuente: Comportamiento de la demanda de energía eléctrica en Colombia 13/05/2016 XM. Expertos en Mercados.

Al parecer la cifras de la demanda en el mes de abril del presente año indican que el ahorro de energía promovido por el gobierno nacional durante el pasado fenómeno “El Niño” crearon conciencia en los colombianos y se presentaron reducciones significativas, pero por lo visto no es la mejor estrategia utilizada hasta el momento, dado que el crecimiento de la demanda aún permanece.

Con estos porcentajes de crecimiento de la demanda de energía eléctrica en el país se crea la necesidad de realizar acciones de gestión de la demanda, para lograr un impacto significativo y perdurable en el tiempo acerca del consumo eficiente de la energía, como lo indica la ley 1715 de 2014. Teniendo en cuenta que en las instalaciones industriales se

consumen grandes cantidades de electricidad, una estrategia para el uso eficiente de la energía será la implementación de PGD lo que permitirá mejorar la fiabilidad de las redes eléctricas (Ding & Hong, 2013).

En la Figura 2.2 se puede observar el crecimiento de la demanda de energía eléctrica en Colombia durante los 10 años anteriores.

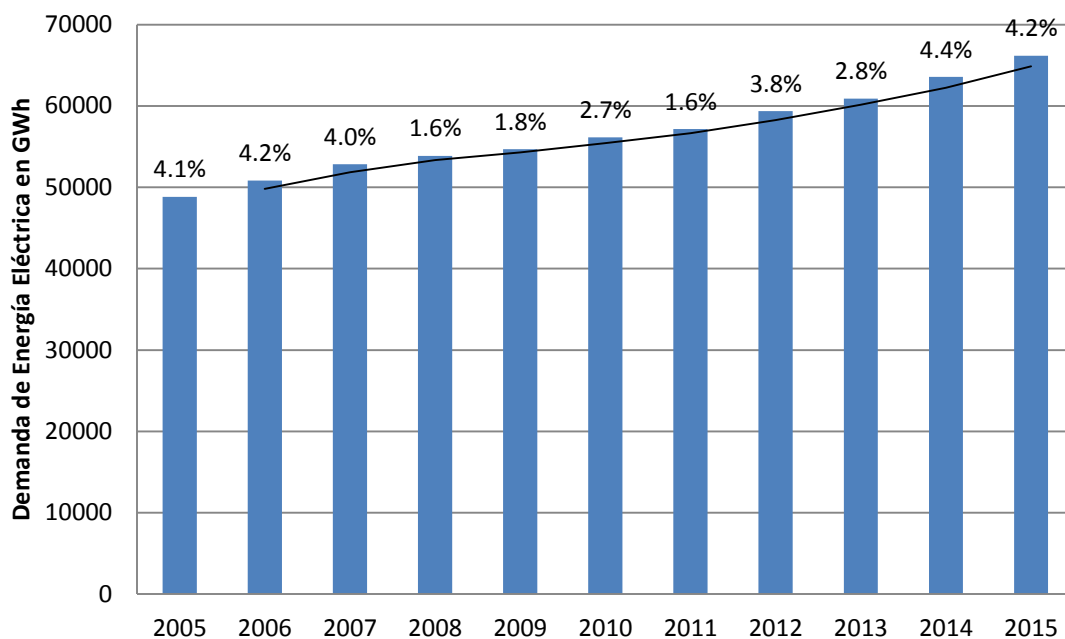


Figura 2.2 Comportamiento de la demanda de energía en Colombia de los últimos 10 años.
Fuente: (Jaramillo, 2016)

Los primeros tres años la demanda de energía eléctrica en Colombia presentó un crecimiento acelerado, siendo menor para los cuatro años siguientes y después presenta un crecimiento más significativo para el 2014 con respecto al año inmediatamente anterior, así mismo, para el año 2015 aunque el crecimiento no supera el crecimiento del año inmediatamente anterior debido a las estrategias de reducciones de consumo que realizó la presidencia, se puede observar un crecimiento significativo de la demanda del 4.2% para el año 2015.

Después de una breve introducción a las condiciones de la demanda en Colombia y de la necesidad que tiene el país acerca de implementar estrategias de la gestión de la demanda para aplazar las inversiones o para los estados de emergencia que ha presentado el país se muestran los principales avances que se han desarrollado al respecto.

En la Tabla 2.5. Se observan los avances regulatorios en Colombia relacionados con consideraciones que involucran directamente la participación y entrega del suministro de energía eléctrica a la demanda.

Tabla 2.5 Marco Regulatorio

Norma	Comentarios
Ley 143 de 1994	A través de esta se establece la energía eléctrica, para toda la cadena de suministro en el territorio nacional, a su vez se autorizan las entidades que controlarán este servicio.
Resolución CREG 024, 1995	Reglamenta los aspectos comerciales del mercado mayorista de energía en el sistema interconectado nacional, que hacen parte del Reglamento de Operación.
Resolución CREG 071, 2006	Adopta la metodología para la remuneración del Cargo por Confiabilidad en el Mercado Mayorista de Energía.
Resolución CREG 063, 2010	Regula el anillo de seguridad del Cargo por Confiabilidad denominado Demanda Desconectable Voluntariamente.
Resolución CREG 116 y 20, 2013	Modificación de las resoluciones CREG 063 de 2010 y 071 de 2006, en relación con la verificación y liquidación de la Demanda Desconectable Voluntaria y el cálculo de la disponibilidad comercial dentro de la Remuneración Real Individual Diaria del Cargo por Confiabilidad.
Ley 1715, 2014	Regula la integración de las energías renovables no convencionales al sistema energético nacional.
Resolución CREG 098, 2014	Se regula la Respuesta de la Demanda para el mercado diario en condiciones de escasez.
Decreto 2492, 2014	Adoptan disposiciones en materia de implementación de mecanismos de respuesta de la demanda.
Resolución CREG 011, 2015	Regula el programa de respuesta de la demanda para el mercado diario en condición crítica.
Resolución CREG 025, 2016	Adopta el procedimiento que utilizara el Centro Nacional de Despacho para activar el programa de Respuesta a la demanda en el predespacho ideal, establecido en la Resolución CREG 011, 2015.
Resolución CREG 029, 2016	Define esquema de tarifas diferenciales para establecer los costos de prestación del servicio de energía eléctrica a usuarios regulados en el Sistema Interconectado Nacional para promover el ahorro voluntario de energía.

Fuente: Elaboración Propia

La ley 143 de 1994, define la energía eléctrica como un bien público y se estipulan los entes reguladores del servicio. Pasaron 16 años para que la CREG (Comisión de

Regulación de Energía y Gas) volviera a promulgar una resolución para el control de la demanda, a través del programa de demanda desconectable voluntaria (DDV). Esta se presenta en la Resolución CREG 063 de 2010 (CREG, 2010), con el propósito de incentivar a los usuarios a reducir sus consumos cuando el sistema se encuentra en estado de emergencia o condiciones críticas, estos estados se presentan en el mercado mayorista de energía cuando el precio de bolsa es mayor al precio de escases.

La ley 1715 del 2014 considera la implementación de energías renovables y el uso eficiente de la energía. Dentro de este mismo año aparece el decreto 2492, que establece la implementación de estrategias para la respuesta a la demanda. A partir de este decreto CREG publica la resolución 011 de 2015 por la cual se regula la respuesta a la demanda en el mercado diario en condición crítica, como es el caso actual de desabastecimiento de la capacidad de generación debido a la presencia del fenómeno climático denominado “El Niño”. Esta resolución tiene por objetivo ofrecer confiabilidad al Sistema Interconectado Nacional (SIN), respaldar las obligaciones de energía en firme, reducir los precios en la bolsa de energía y los costos de las restricciones.

Por la crisis energética que vivió el país dado el fenómeno de El Niño que se ha registrado desde antes de agosto de 2015, debido a la fuerte hidro-dependencia que presenta el país, la CREG propone la Resolución 029 de 2016 donde se presenta una propuesta de ahorro energético voluntario para los usuarios regulados, que consiste en incentivar el ahorro de energía proporcionando un descuento a los usuarios que presenten consumos por debajo de la meta de ahorro y generando penalidades para los usuarios que consuman por encima de esa meta de ahorro facturando casi el doble de la tarifa por kWh adicional.

La regulación propone también que los usuarios no regulados que poseen plantas de emergencia puedan recibir incentivos por desconectarse del sistema y consumir de sus plantas. Las estrategias propuestas en las dos últimas resoluciones han generado iniciativas de ahorro energético, sin embargo para que puedan ser utilizadas de manera permanente deben ser articuladas con herramientas de análisis de datos como son las series temporales que permiten la construcción de modelos de predicción de consumo con base en históricos las cuales permiten tener programas mejor fundamentados.

2.6 Elasticidad de la Demanda para la Implementación de PGD.

La elasticidad de la demanda es un término de gran importancia para identificar la respuesta del usuario final frente a la variación en los precios del suministro del servicio de energía. Para la implementación de un PGD es necesario analizar primero el grado de elasticidad que presenta el usuario lo cual permitirá identificar inicialmente si ese usuario es apto para ser asociado a un programa o a un conjunto de estrategias de gestión de la demanda.

Teóricamente, la elasticidad de la demanda es una medida acertada de la respuesta del consumidor a los cambios en los precios. La elasticidad de los precios de la demanda es una medida usada en economía para mostrar la sensibilidad de la cantidad de demanda de un bien o servicio para un cambio en su precio (Gutiérrez-alcaraz et al., 2016).

En el contexto de este trabajo, la elasticidad del precio de la demanda es el cambio que el consumidor sufre en el uso de la electricidad, en respuesta a un cambio en el precio, la elasticidad se expresa como:

$$\alpha = \left(\frac{\Delta Q}{\Delta P} \right) \left(\frac{P}{Q} \right)$$

Donde P es el precio de la electricidad y Q es la cantidad de electricidad usada, ΔP y ΔQ son los cambios de precio y demanda, respectivamente.

Claramente la demanda del consumidor (Carga) reacciona cuando los precios de la electricidad varían para diferentes periodos. Así las cargas que son incapaces de moverse de un periodo a otro podrían responder en un solo periodo y este comportamiento es denominado auto-elasticidad. La auto-elasticidad siempre tiene un valor negativo.

Sin embargo, algunas de estas cargas podrían ser transferidas de periodos pico a periodos fuera de pico. Este comportamiento es denominado elasticidad cruzada o cross-elasticity. La elasticidad cruzada siempre tiene un valor positivo.

El efecto del tiempo cruzado se refiere a cargas de precios durante otros periodos de tiempo, que pueden ser representados usando dos tipos de coeficientes de tiempos cruzados.

El coeficiente de auto-elasticidad (α_{ii}) muestra el efecto del cambio de precio de un periodo i de la carga para el mismo periodo de tiempo. El coeficiente de elasticidad cruzada (α_{ij}) relaciona la carga durante el periodo de tiempo i para el cambio del precio durante el periodo de tiempo j , estos dos coeficientes se expresan como:

$$\alpha_{ii} = \left(\frac{\Delta Q(t_i)/Q}{\Delta P(t_i)/P} \right) \leq 0$$

$$\alpha_{ij} = \left(\frac{\Delta Q(t_i)/Q}{\Delta P(t_j)/P} \right) \geq 0$$

Donde $\Delta Q(t_i)$ representa cambios de carga en el periodo t_i , $\Delta P(t_i)$ representa cambios de precios en el periodo t_i , y $\Delta P(t_j)$ representa cambios de precios en el periodo t_j .

Las cantidades usadas para calcular el coeficiente de elasticidad están disponibles desde el mercado SPOT o computarizada en las pruebas piloto de los programas de respuesta a la demanda.

Por este motivo la predicción de la demanda para la elasticidad de los precios es fundamental, dado que el mercado SPOT se basa en el comportamiento que presentan los usuarios frente a la variación en los precios.

También hay que tener en cuenta que las reducciones de carga se vuelven muy difíciles de implementar, cuando los clientes son menos propensos a aumentar o reorganizar su producción. Para aumentar su consumo de electricidad en el caso de una caída de los precios a corto plazo, lo que se traduce en una respuesta a un incremento de los precios (Kirschen, Strbac, Cumperayot, & De Mendes, 2000). Se busca caracterizar el consumo de energía, para identificar como se pueden trasladar los picos hacia otras horas. También pueden existir reducciones significativas de la demanda, para controlarlas se debe gestionar y monitorear permanente por medio de la medición inteligente que permita realizar una administración del consumo en tiempo real.

2.7 Aspectos Importantes para la Implementación de PGD

En el diseño de PGD en usuarios industriales es necesario tener en cuenta aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales, de los cuales se puede capturar información para posteriormente ser analizada y por último identificar el PGD que se acomode a las necesidades de cada usuario.

En el aspecto técnico los PGD buscan optimizar la infraestructura eléctrica de cada usuario, para que sea eficiente a través de las auditorías energéticas. Así mismo se examinan los dispositivos de medición y de comunicación para que el usuario adquiera una participación activa al conocer sus consumos y demás condiciones del estado de su sistema eléctrico (Muttaqi, Aghaei, Ganapathy, & Nezhad, 2015).

En los aspectos económicos los PGD intervienen para mejorar los perfiles de consumo del usuario industrial, así como también la coordinación de los procesos que participan en las negociaciones del mercado energético. Por ejemplo la remuneración de incentivos por reducciones de consumo o la recaudación de penalidades por exceso de consumo de la energía eléctrica (Rahmani-andebili, 2016).

En el aspecto ambiental los PGD contribuyen a la reducción de emisiones de CO₂ y al retraso de la ampliación de infraestructura para la generación de energía eléctrica. Estos programas tienen por objetivo hacer un uso eficiente de la energía, a través de la reducción de los consumos y la inclusión de otros tipos de tecnologías que permitan consumir a partir de fuentes renovables (Zhou, Pan, Chen, & Chen, 2016).

En el aspecto social se busca realizar la implementación masiva de PGD que proporcionen sostenibilidad por el uso eficiente de la energía, las cuales pueden proveer construcción social al país mediante la búsqueda de una sociedad más equilibrada en la obtención de este recurso, primordial para la calidad de la vida humana, y un progreso colectivo para el país (Miara, Tarr, Spellman, Vörösmarty, & Macknick, 2014).

En la Figura 2.3. Se presenta un esquema de las dimensiones que intervienen en el diseño de PGD, se observa en el núcleo las estrategias ALL DATA, luego se encuentran los agentes que son los que intervienen directamente con el diseño, ejecución y perfeccionamiento de los PGD, y en la parte exterior están los aspectos técnicos,

económicos, ambientales y sociales los cuales focalizan el desarrollo de este tipo de propuestas para hacerlas sostenibles y perdurables en el tiempo.



Figura 2.3 Sistema para el diseño de PGD.
Fuente: Elaboración Propia

2.7.1 Estrategias de Obtención de Datos ALL DATA

La metodología de todos los datos por su nombre en inglés ALL DATA, se definen como estrategias para obtener información y conocimiento acerca de un tema. En este caso es usado para capturar la mayor cantidad de datos que se relacionen con el consumo de energía del usuario industrial.

En esta metodología se encuentran términos como macro datos, por su nombre en inglés BIG DATA, estos se relacionan directamente con volumen, variedad y velocidad de los datos que son almacenados. También se han examinado definiciones como valor, visualización y veracidad de los datos categorizándolos como SQL, y más recientemente los NoSQL (Liao et al., 2016) donde se tienen en cuenta datos estructurados y no estructurados, por lo tanto es necesario avanzar en el desarrollo del almacenamiento de información (De Mauro, Greco, & Grimaldi, 2015). Seguido de los pequeños datos por su nombre en inglés SMALL DATA los cuales se relacionan con los datos puntuales capturados por ejemplo con encuestas técnicas o aplicación de instrumentos, esquemas

de muestreo, recolección manual de datos, entre otros. Los datos abiertos u OPEN DATA por su nombre en inglés, son datos de libre acceso, por ejemplo los datos que pueden ser extraídos de las estadísticas que maneja el gobierno, así como también los datos regulatorios entre otros, y por último los datos enlazados, por su nombre en inglés los LINKED DATA. Estos datos son los que en la actualidad es imprescindible realizar más trabajo, dado que se relacionan con los conjuntos de datos que se transmiten vía internet desde su origen hasta la base de almacenamiento y pueden ser producidos en fracciones pequeñas de tiempo, se encuentran en la categoría IoT por sus siglas en inglés (Internet of Things) (Martínez-Prieto, Cuesta, Arias, & Fernández, 2015).

2.7.2 Integración de las Estrategias ALL DATA en el Diseño de PGD

El análisis de los ALL DATA en el consumo de electricidad se vuelve una herramienta tecnológica determinante para conocer las motivaciones de los usuarios. Este conocimiento y la infraestructura adecuada permiten a los comercializadores implementar estrategias que modifiquen los hábitos de consumo de los usuarios con el fin de realizar una mejor gestión energética.

Tabla 2.6 Relación de las estrategias orientadas por los datos con los principales aspectos del diseño de PGD para usuarios industriales.

ASPECTOS	ESTRATEGIAS DE OBTENCION DE DATOS			
	BIG DATA	SMALL DATA	OPEN DATA	LINKED DATA
TÉCNICOS	Consumo de energía del usuario industrial	Cambios de tecnología y actualización de los equipos eléctricos	Información del operador de red, con respecto a las variables del servicio de energía.	Diseño de plataformas virtuales para obtener información en tiempo real.
ECONÓMICOS	Evaluación económica de todos los beneficiarios (empresa, sistema, operador, agregadores)	Comportamiento del mercado con relación a los beneficios para todos los agentes	Comportamiento de la actividad industrial a nivel nacional e internacional y Factores de desarrollo.	Inversiones en cambios de tecnologías en términos de medición y automatización
SOCIALES	Medición de los incentivos otorgados para el uso eficiente de la energía.	Concientización del uso eficiente de la energía.	Regulación del uso eficiente de la energía así como también de los incentivos por el control de la demanda.	Relación de una forma amigable con la información de consumo de energía a través de aplicaciones web
AMBIENTALES	Crecimiento de la industria con relación al aumento de CO2 y otros tipos de desechos.	Manejo de residuos, proyectos desarrollados para el uso de energías limpias	Leyes y Decretos que estimulen la implementación de energías renovables.	Reducción de los impactos ambientales a través de las reducciones del consumo de energía.

Fuente: Elaboración Propia

En la Tabla 2.6. Se integraron los diferentes aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales, con las estrategias ALL DATA, la tabla presenta las fuentes de información para cada una de las estrategias. Con esta información se busca tener una mirada

holística del usuario industrial y desde todos los puntos de vista para identificar las variables que afectan positiva y negativamente un diseño de PGD.

Otro aspecto importante dentro del diseño de PGD son los agentes que intervienen en su ejecución. Estos agentes se dividen en cliente, regulador, operador y agregador. Los clientes son los usuarios o consumidores a los cuales se les proporciona el servicio, en este caso serían los usuarios industriales, seguido se encuentra el regulador encargado de reglamentar todo el sistema de energía eléctrica desde la generación hasta la comercialización, el operador de red es el encargado de realizar la coordinación técnica para proporcionar un servicio con calidad y con las especificaciones del cliente (XM, 2014), y por último se propone implementar en Colombia la Figura de un nuevo agente, al que se le denomina agregador de carga el cual tiene como función realizar las negociaciones por un grupo pequeño de afiliados dentro del mercado de energía (Rodríguez, Marín, Guillén, & Sotres, 2013).

En la Figura 2.4. Se observa como intervienen los agentes dentro del diseño de PGD con relación a las actividades que estos desarrollan para cada una de las estrategias de obtención de datos y su relación con los diferentes aspectos técnicos, económicos, ambientales y sociales.

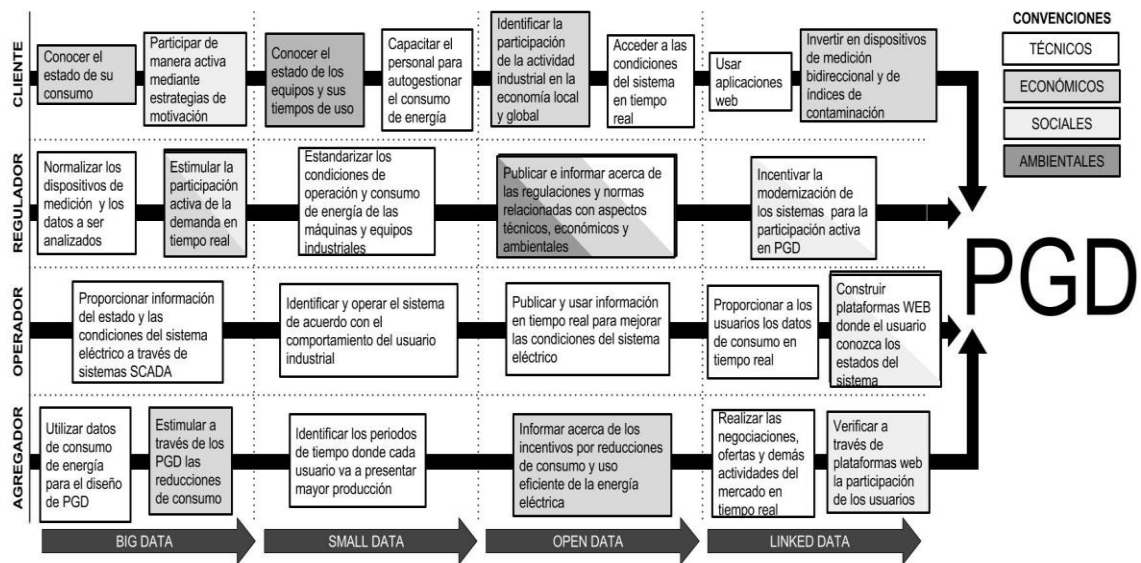


Figura 2.4 Actividades que desarrollan los agentes para el diseño de PGD.

Fuente: Elaboración Propia.

Por parte del cliente se busca que él mismo tenga una participación activa al tener un conocimiento claro y detallado acerca de su consumo de electricidad, del comportamiento de sus equipos, de la evolución y participación de su actividad industrial

en el país y en el mundo, así mismo hacer uso de ese conocimiento para optimizar sus procesos y ahorrar en el consumo de energía eléctrica.

Para el regulador se tienen actividades enfocadas a estimular la participación de los usuarios dentro de los PGD conservando los aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales que intervienen en su ejecución. El operador tiene actividades relacionadas con los temas técnicos, velando por el bienestar y el correcto funcionamiento del sistema de energía eléctrica.

El agregador es un actor clave ya que es el encargado de realizar los diseños de PGD para cada usuario en particular. Este agente identificará las necesidades y virtudes del cliente para proporcionar estrategias del uso eficiente de la energía. Así mismo estará pendiente de las negociaciones en tiempo real y será un intermediario activo entre el sistema eléctrico y la demanda activa de energía en los aspectos técnicos y económicos.

3. Capítulo 3

En este capítulo se presenta una descripción de las estrategias de obtención de datos ALL DATA. Luego los avances que se han dado en gestión energética a través de una descripción de Auditorías Energéticas. Más adelante se desarrolla un estudio de las tecnologías de comunicación necesarias para llevar a cabo la implementación de PGD.

3.1 Panorama de las Estrategias All Data en el Desarrollo de Aspectos Técnicos.

El volumen y la complejidad de la información disponible abruman los recursos humanos y de computación. Varios enfoques, tecnologías y herramientas están tratando con diferentes tipos de datos tales como, la minería, el aprendizaje y la gestión de la información, la cual es cada vez más creciente. En este capítulo se quiere ampliar la comprensión de los ALL DATA, direccionando su aplicación hacia los aspectos técnicos de la implementación de PGD en usuarios industriales.

En la Figura 3.1 se agrupan las estrategias de obtención de datos ALL DATA.

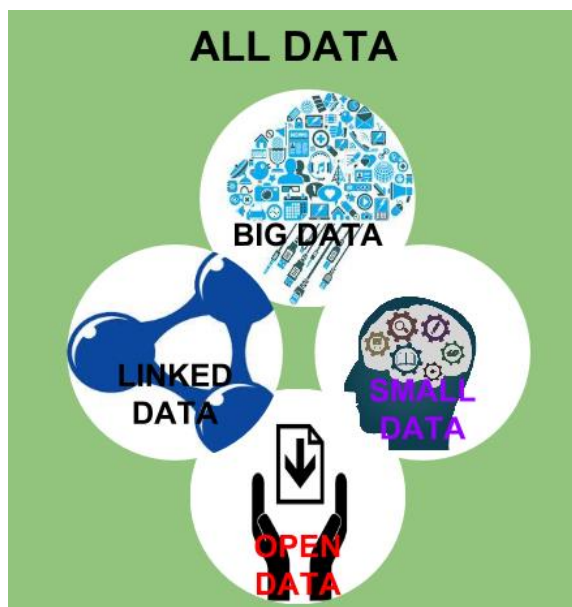


Figura 3.1 Agrupación de las estrategias ALL DATA
Fuente: Elaboración propia.

Cada uno de estos conceptos lleva funciones específicas, algoritmos y técnicas, y es adecuado y exitoso para diferentes tipos de aplicación. Mientras se acerca cada concepto desde un punto de vista, estos permiten una mejor comprensión y optimización potencial de la información, no hay ninguna aplicación o servicio que se pueda desarrollar sin considerar todos los tipos de datos mencionados anteriormente que se agrupan en los ALL DATA (Pineda, Carvajal, & Valencia, 2015) como se observa en la Figura 3.1.

El manejo de este tipo de herramientas para el análisis de conjuntos de datos requiere la identificación, combinación y gestión de múltiples fuentes de información, así como la capacidad para construir modelos de analítica avanzada para la predicción y optimización de resultados. Teniendo en cuenta que el componente más crítico está relacionado con la capacidad de transformar la contribución pasiva de los demandantes de energía hacia una contribución activa y en tiempo real. Para lograr los propósitos de los PGD en usuarios industriales.

En la Figura 3.2 se presenta un modelo estratégico llamado LOBS's, por las siglas en inglés de los ALL DATA donde se integran estas estrategias de obtención de datos con los PGD.

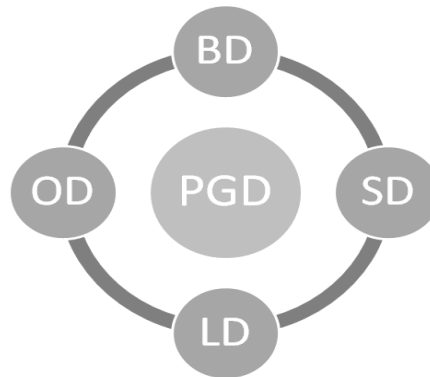


Figura 3.2 Modelo de integración LOBS's
Fuente: Elaboración propia.

Este modelo enlaza los ALL DATA para mejorar la confiabilidad de la información que se tiene, lo que permite migrar a escenarios con grandes cantidades de información para ofrecer alternativas horarias a usuarios industriales de acuerdo a escalas establecidas para una clasificación del consumo de energía eléctrica y posteriormente identificar el PGD específico.

En los últimos 20 años, los datos han incrementado su importancia a nivel mundial (Chen, Mao, Zhang, & Leung, 2014). Estos datos no siempre están estructurados y requieren mayor análisis en tiempo real, así como también la capacidad y la fiabilidad de las bases de datos juega un papel fundamental a la hora de extraer información. Organizando y gestionando estos datos es posible generar información de alto valor para la industria, la academia y los organismos estatales.

3.2 BIG DATA

Big Data es un concepto abstracto con diversas definiciones. Sin embargo, la International Data Corporation (IDC) define Big Data como una nueva generación de tecnologías y arquitecturas diseñadas para la extracción de valor económico a los grandes volúmenes de datos. Con la disposición de diversas fuentes tanto el volumen de datos como la capacidad computacional se han incrementado de forma exponencial en los últimos años (Chen et al., 2014).

Los grandes datos están relacionados con las ciencias computacionales y son implementados en sistemas de computación distribuida. Las aplicaciones se encuentran en muchas disciplinas científicas como la astronomía, las ciencias atmosféricas, la

medicina, la genómica, la biología, las ciencias de la tierra, etc. Otras aplicaciones están, en el análisis de redes sociales, comunidades en línea sistemas de predicción. Las aplicaciones principales se encuentran enfocadas a los negocios, la administración pública y a las investigaciones científicas (Chen et al., 2014)

Los BIG DATA hacen referencia al grupo de técnicas y tecnologías que requieren nuevas formas de integración para descubrir el valor escondido de los grandes grupos de datos de alta complejidad y a gran escala. Los grandes datos se caracterizan por (Hashem et al., 2015).

- **Volumen:** se refiere a la cantidad de todos los tipos de datos generados de diferentes fuentes, los cuales continúan expandiéndose.
- **Variedad:** se refiere a los diferentes tipos de datos agrupados vía sensores, teléfonos inteligentes, redes sociales etc. Los tipos de datos incluyen texto, audio, video, imagen, registros de datos en formatos estructurados y no estructurados.
- **Velocidad:** se refiere a la velocidad de transferencia de los datos. El contenido de datos cambia constantemente por el gran flujo que llega de diferentes fuentes.
- **Valor:** se refiere al proceso de descubrir el valor oculto de la gran cadena de grupos de datos de diferentes tipos y rápida generación.

3.3 SMALL DATA

Se define como el uso, análisis y procesamiento de datos más sencillos que afectan directamente a un tema específico ya que se usan a diario, y ayudarán a encontrar oportunidades de información de un modo más eficiente.

Mientras el Big Data analiza comportamientos y patrones predictivos de compra a gran escala, el Small Data basado en Social Media proporciona datos más cualitativos de emociones, opiniones y sentimientos de usuarios que condicionan sus compras al tiempo real y que las empresas pueden usar gracias a las redes sociales, encuestas entre otras fuentes de datos.

Por lo tanto, empieza siempre de menos a más, desde el análisis de pequeños datos que ofrecen valor para los usuarios clientes hasta llegar con el paso de los años a la convergencia de Big Data y Small Data haciendo que las empresas sean más productivas, eficientes y los clientes estén más satisfechos (Merodio, 2014).

3.4 LINKED DATA

Se refiere a un conjunto de mejores prácticas para la publicación y la conexión de datos estructurados en la Web. Estas buenas prácticas han sido adoptadas por un número creciente de proveedores de datos en los últimos tres años, lo que lleva a la creación de un espacio global de datos que contiene miles de millones de afirmaciones.

En resumen, los Linked Data se enfocan simplemente sobre el uso de la Web para crear tipos de enlaces entre las diferentes fuentes de datos. Estos pueden ser tan diversos como las bases de datos mantenidas por ambas organizaciones en diferentes ubicaciones geográficas, o simplemente sistemas heterogéneos dentro de una organización que, históricamente, no han interactuado fácilmente a nivel de datos. Técnicamente, Linked Data se refieren a los datos publicados en la web de una manera tal que sea legible por la máquina, su significado se define explícitamente, está vinculada a otros conjuntos de datos externos, y puede a su vez estar vinculado a partir de conjuntos de datos externos (Bizer, Heath, & Berners-Lee, 2009).

Mientras que las unidades primarias de la Web son hipertexto HTML (HyperText Markup Language) documentos conectados por hipervínculos sin tipo, Linked Data se basan en documentos que contienen datos en formato RDF (Resource Description Framework) (Klyne & Carroll, 2004). Sin embargo, en lugar de simplemente enlazar estos documentos, los Linked Data utilizan RDF para hacer declaraciones que enlazan las cosas arbitrarias en el mundo.

3.5 OPEN DATA

Open Data es una filosofía que tiene por objetivo poner a disposición de la sociedad los datos que gestiona la administración pública en formatos fáciles de manipular.

Cualquier ciudadano o empresa puede analizar, reutilizar y redistribuir estos datos, generando nuevos servicios y permitiendo que la administración pública mejore en transparencia (gobierno abierto) y fomente la generación de riqueza a través de la gestión inteligente de los recursos (gobierno inteligente).

El objetivo es que ciudadanos y empresas puedan reaprovechar estos datos para generar valor económico. Podrán construir sobre ellos una nueva idea que genere

nuevos datos, conocimientos o incluso la creación de nuevos servicios que reporten beneficios económicos y/o sociales (OPENDATA-Portal de Datos Abiertos, n.d.).

Beneficios:

- Las ventajas económicas del Open Data provienen de la posibilidad de que las empresas generen valor económico a partir de los datos públicos servidos por las administraciones públicas, creando servicios y aplicaciones a partir de los datos.
- Fomenta la competitividad entre empresas, al brindar la posibilidad de acuñar esta información pública y libre.
- El uso y utilización de los datos públicos puede generar diversas aplicaciones y nuevos servicios de valor social que mejoren la vida de los ciudadanos.
- Mayor transparencia informativa
- Intercambio de los datos entre diferentes administraciones (local, central, autonómica) promoviendo así la interoperabilidad, da como resultado una mayor eficiencia en el funcionamiento de la administración pública.

Después de la definición de los ALL DATA de una manera más detallada se mencionan a continuación las diferentes técnicas que intervienen y además son importantes para la gestión de la demanda y la obtención de datos.

3.6 Auditorías Energéticas

En el año 2011 ingresa la norma ISO 50001, proporcionando a las organizaciones del sector público y privado estrategias de gestión para aumentar la eficiencia energética. La norma tiene como finalidad proporcionar a las organizaciones un reconocido marco de trabajo para la integración de la eficiencia energética en sus prácticas de gestión (Organización Internacional de Normalización, 2011).

Para aplicar la norma ISO 50001 empresas del sector eléctrico proponen un servicio llamado Auditorías Energéticas (AE). Estas son la herramienta del proceso de gestión de la eficiencia energética, mediante la cual es posible evaluar el desempeño de los equipos y sistemas consumidores de energía en una instalación eléctrica. Es una actividad multidisciplinaria, que además de involucrar diversos campos de la ingeniería tales como la electricidad, mecánica, hidráulica, neumática, control e informática, involucran también

aspectos ambientales, administrativos y de evaluación económica de proyectos (CNE (Consejo Nacional de Energía), 2011).

Mediante la ejecución de una AE, se puede obtener información valiosa dado que le permitirá conocer en detalle el estado de su empresa y además tomar decisiones con respecto al aumento de la eficiencia energética dado que estas tienen en cuenta los parámetros de operación de todos los elementos que se encuentran, tales como transformadores, máquinas, iluminación, calefacción entre otros.

Para el diseño de PGD es muy importante tener en cuenta los datos proporcionados por las AE, dado que estas además de proporcionar una visión clara de las principales reformas que se pueden realizar en el aspecto técnico, también benefician los aspectos ambientales y sociales, al reducir las emisiones de efecto invernadero y al construir industrias más eficientes (J. Li, Zhang, Shao, Zhang, & Ma, 2016).

3.7 PGD e Infraestructura de Medición

Una de las principales formas de controlar el consumo energético es a través de la implementación de sistemas de medición avanzada la cual permite capturar los datos para posteriormente ser analizados, a continuación se describen técnicas como potenciales fuentes de BIG DATA indispensables para el desarrollo de los aspectos técnicos y económicos de la implementación de los PGD.

Los conceptos de gestión de demanda, las experiencias internacionales como el caso italiano, las características de los PGD, los tipos y grupos de programas de gestión de demanda y otros conceptos inherentes como las Redes Inteligentes, exigen sistemas de medición y comunicaciones acordes, ya que dicha infraestructura es vital para el control automático de aparatos eléctricos y la toma de decisiones de parte de los usuarios finales de la energía eléctrica (Misra & Schulzrinne, 2010).

A nivel internacional existen desarrollos en el campo de la medición de energía eléctrica que posibilitan la adquisición de los datos necesarios para la gestión comercial de clientes, la operación del sistema y la gestión de la demanda. Los dispositivos de medición más avanzados actualmente a nivel internacional facilitan además el flujo de información entre usuarios finales y el mercado de energía, permitiendo así conocer en

tiempo real variables como precio de kilovatio hora y pronósticos de demanda (Moshari, Yousefi, Ebrahimi, & Haghbin, 2010)

3.7.1 Tecnología AMR: Automatic Meter Reading.

Un sistema de comunicación AMR de contadores tiene un codificador digital integrado y un transmisor-receptor inalámbrico de dos vías que se puede unir a una amplia variedad de medidores de servicios públicos para la recolección de datos de medición y gestión de la información. El desarrollo e implementación de este tipo de tecnologías, difieren de un país a otro, generalmente consisten en un sistema de almacenamiento de lecturas de consumo, un sistema de comunicación, y una central con equipos de oficina (receptores) (Tamarkin, 1992).

- **Módulo de la interfaz del medidor:** Cuenta con una fuente de alimentación, sensores del medidor, electrónica de control y una interfaz de comunicación que permite que los datos sean transmitidos desde ese dispositivo remoto a una ubicación central. Cada contador debe tener una unidad de este tipo de interfaz para ser leído de forma remota. Algunos de los componentes clave del dispositivo remoto pueden ser compartidos por más de un metro sin tener en cuenta el tipo de medidor.
- **Sistemas de Comunicación:** Este es utilizado para la transmisión, o telemetría de datos así como del control de las señales enviadas entre las unidades de la interfaz de medidores y la oficina central. Típicamente, tales comunicaciones toman la forma de teléfono, portador de la línea eléctrica (PLC), frecuencia de radio (RF), o de televisión por cable, entre otros. Los componentes del sistema de comunicaciones dependen del medio de comunicación utilizado.
- **Sistema central con equipos de oficina:** incluye módems, receptores, concentradores de datos, controladores, enlaces de subida de acogida, y un ordenador anfitrión. Muchas empresas de servicios han tomado ventaja de los sistemas de medición AMR que utilizan terminales de datos portátiles que se comunican con un controlador central a través de líneas telefónicas.

Estos dispositivos son utilizados principalmente para la toma de lecturas de consumo de servicios públicos. Para el caso específico del consumo de electricidad, los medidores con tecnología AMR solo son utilizados con una periodicidad mensual. Los usuarios

industriales en Colombia cuentan con este tipo de tecnología que permite realizar una medición remota con periodicidad de toma de datos horaria, aunque estos datos son generados por los sistemas de medición, y transmitidos a los usuarios finales por las empresas prestadoras del servicio, ninguno de estos dos agentes cuenta con la capacidad de gestionar los mismos para identificar posibles acciones de optimización del servicio.

3.7.2 Tecnología AMI: Advanced Metering Infrastructure.

El Instituto de Investigación de Energía Eléctrica (Electric Power Research Institute) en (EPRI, 2007) define el sistema AMI como un sistema de medición completa que incluye medidores inteligentes o Smart Meters en el lado del cliente, redes de comunicación entre el cliente y el proveedor de servicios, recepción de datos y un sistema de gestión que facilite la información para el proveedor de servicios.

A diferencia de los dispositivos AMR, las tecnologías avanzadas de medición de energía eléctrica, son dispositivos que ofrecen amplias posibilidades en la adquisición de datos, almacenamiento de información, flujo de información bidireccional, sistemas de sensores para seguimiento de variables, y balances de energía, entre otras posibilidades.

Actualmente, la tendencia a nivel mundial de la industria de los servicios eléctricos constituye la implementación de los sistemas AMI, ya que ofrecen mayores ventajas y múltiples opciones en relación a los AMR. La evolución de los sistemas de medición ha sido constante y la solución AMI se considera como uno de los primeros pasos para la transición a las Redes Inteligentes. En la Figura 3.3 se observan las principales características de los sistemas de medición inteligente, así como su evolución e integración con las redes inteligentes.

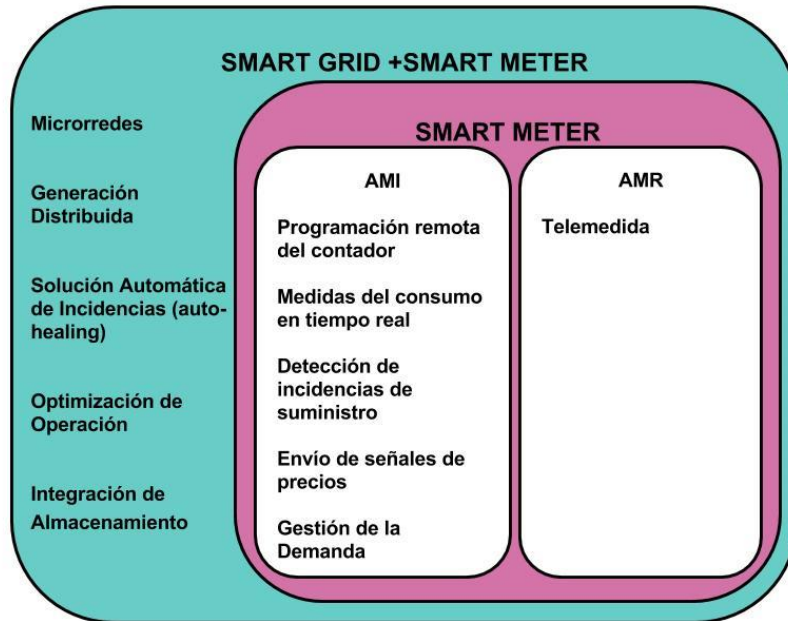


Figura 3.3 Alcance de los sistemas de medición inteligente
Fuente: (Indra, 2011).

Como se observa en la Figura 3.3 el alcance de los sistemas AMR principalmente se limita a la telemedición, mientras que los sistemas AMI son más avanzados y realizan tareas adicionales para crear aplicaciones para la gestión de la demanda en tiempo real, así como una parte fundamental de las redes inteligentes. En cuanto a la gestión de demanda, los dispositivos AMI posibilitan la participación activa de los usuarios mediante la recepción de señales de precios, la interpretación de órdenes de desconexión o limitación de niveles de carga y la ejecución de instrucciones directas hacia los equipos inteligentes que sean compatibles.

3.8 Internet de las Cosas (IoT)

Otra fuente muy importante de datos fundamental en la nueva era de las redes inteligentes para la gestión de la demanda se refiere al internet de las cosas (Internet of Things IoT), el cual tiene por principio conectar diferentes objetos en el mundo real mediante identificación por radio frecuencia (RFID por su sigla en inglés), lectores de códigos de barras, sensores, teléfonos inteligentes, entre otros, para intercambiar información de forma que puedan complementarse unos a otros en tareas comunes.

La característica principal es el acceso a cada objeto en el mundo físico tal que puedan ser dirigidos, controlados e intercomunicados. Dado los diferentes tipos de datos recogidos, los ALL DATA generados por IoT tienen diferentes características de heterogeneidad, variedad, estructuración, ruido y están en constante crecimiento. Muchos operadores de IoT han manifestado que la importancia de su éxito depende de la integración de los ALL DATA (Chen et al., 2014).

Para realizar gestión de la energía con los datos que se reúnen a través de los IoT y adquirir el conocimiento acerca del consumo de la energía eléctrica para el usuario industrial, se debe aprender a través de la metodología de Medir-Analizar-Predecir y Automatizar como se observa en la Figura 3.4. Los IoT se encuentran en la industria en forma de dispositivos, sensores, servicios en la nube y medidores, esto quiere decir los BIG DATA de cada empresa.

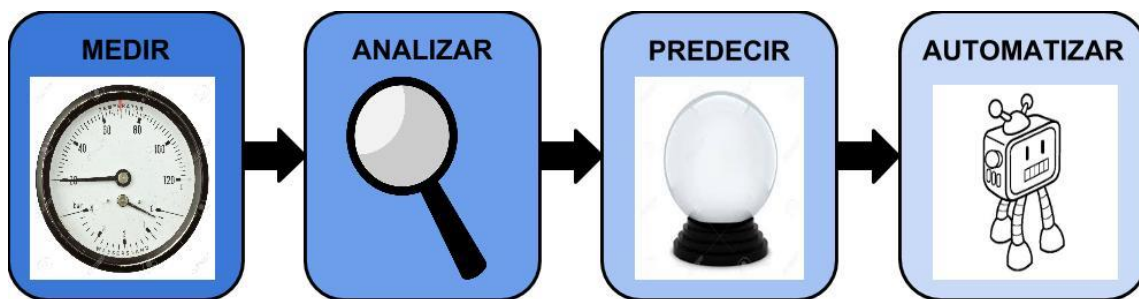


Figura 3.4 Metodología para el tratamiento de datos.
Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura anterior se muestra una secuencia que indica que el análisis de los datos de los IoT adquiridos por las estrategias ALL DATA deben ser primero medidos y almacenados en bases de datos confiables, posteriormente deben ser analizados. Para el análisis de datos existen diferentes tipos de metodologías que pueden ser utilizadas, las cuales serán explicadas en el más adelante en el capítulo 4, donde la predicción de los datos utilizados para identificar el comportamiento futuro de la demanda. La predicción de diferentes tipos de datos se puede realizar por medio de una metodología de estadística aplicada que permite predecir valores futuros a partir de datos del pasado, por último se plantean estrategias de automatización y control dentro de cada empresa, que sean viables para las mejoras significativas en el uso de la energía eléctrica.

En la Figura 3.5 se observa la cadena de valor de los IoT. Allí se integran diferentes tipos de tecnologías y dispositivos, a partir de una mirada holística se convierte en un sistema

que permite obtener información a través de dispositivos inteligentes, almacenar los datos de forma segura, aprovechar los datos para tomar decisiones de optimización de procesos y presentar beneficios en todos los aspectos para todos los agentes de la cadena de suministro de la energía eléctrica.

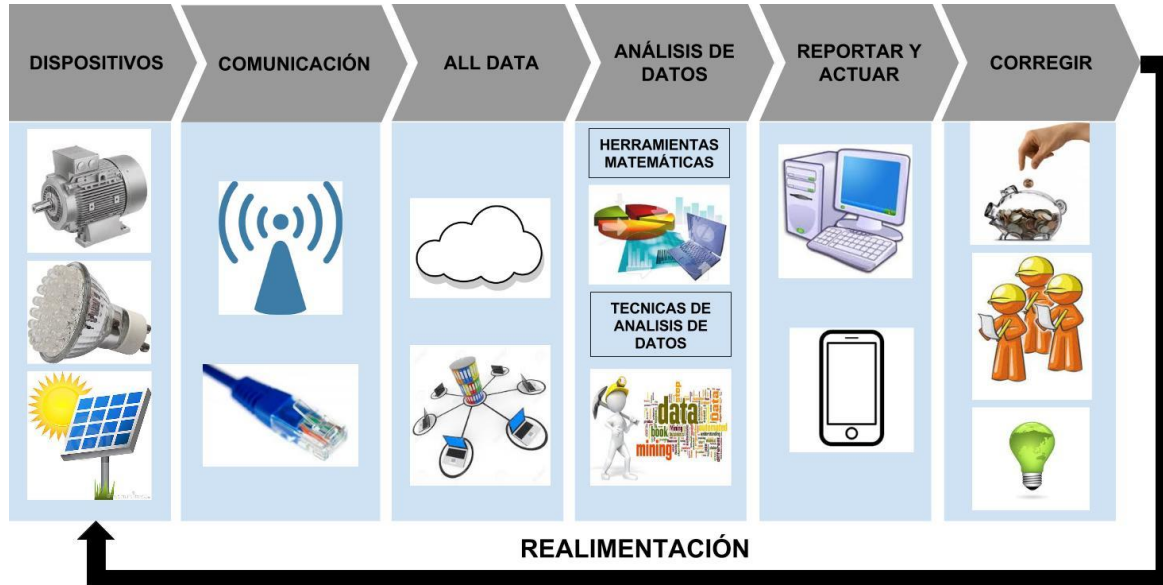


Figura 3.5 Cadena de Valor de las IoT.
Fuente: Elaboración Propia.

4. Capítulo 4

En este capítulo se realiza el estudio de las metodologías que pueden ser implementadas para desarrollar la analítica de datos, así mismo, experiencias internacionales acerca del uso de datos para la gestión de la demanda.

4.1 Metodologías de Predicción de la Demanda de Usuarios Industriales

La gran cantidad de información acumulada es producto del almacenamiento de información de la industria, bases de datos de la población, registros médicos, impuestos, transacciones financieras en línea, interacción con redes sociales (Barranco F., 2012). Se estima que diariamente se generan 2,5 quintillones de bytes en el mundo, que entre el 2011 y el 2016 la tasa de crecimiento anual de datos móviles sería de 78% (CISCO, 2012).

En la actualidad existen sensores digitales, medidores eléctricos de consumo de energía entre otros, se estima que hay más de 30 millones de sensores intercomunicados en los diferentes sectores de la economía con una esperanza de crecimiento anual del 30% (Barranco F., 2012).

Para gestionar los ALL DATA se requiere desarrollar las tecnologías para la captura, almacenamiento, análisis y visualización de datos. Las técnicas de los ALL DATA implican estadística, minería de datos, aprendizaje automático, redes neuronales, análisis de redes sociales, procesamiento de señales, reconocimiento de patrones, métodos de optimización y métodos de visualización, entre otros (Chen et al., 2014).

En la Figura 4.1 se muestra un esquema de diferentes herramientas, técnicas de análisis y aplicación de los ALL DATA.

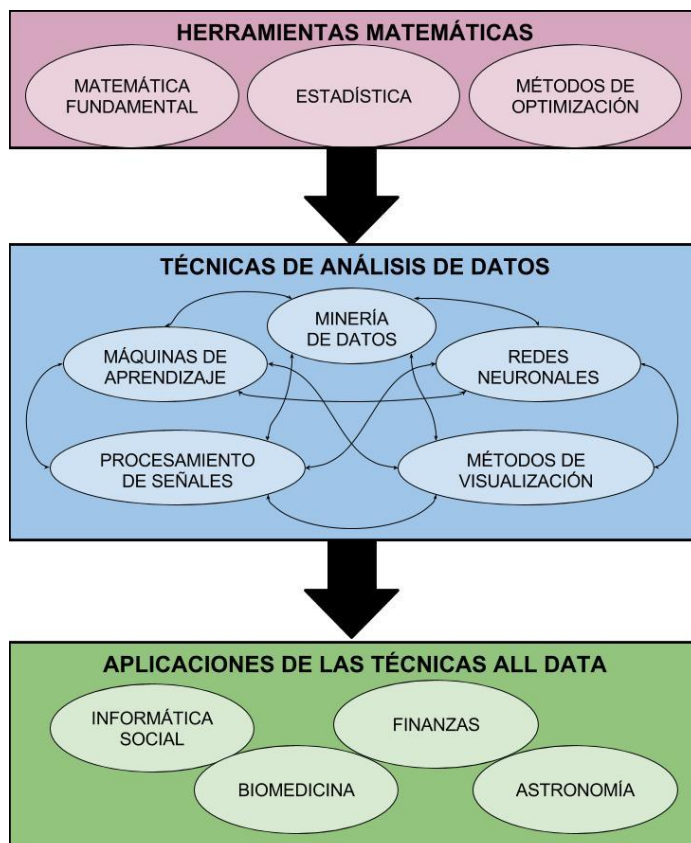


Figura 4.1 Técnicas ALL DATA
Fuente: (Chen et al., 2014)

En la Figura anterior se pueden observar primero las herramientas matemáticas que son necesarias para desarrollar análisis de datos, dichos análisis pueden ser explicados a través de diferentes técnicas. En el cuadro central de la gráfica anterior se muestra una variedad de ellas, pero existen otras que también han sido aplicadas para desarrollar modelos de análisis de datos, como lo son las máquinas de soporte vectorial, clúster, árboles de decisión, así como también el método de simulación de Monte Carlo entre otros. Por último, se observan algunas aplicaciones donde han tenido mayor utilización los análisis de todos los datos. Recientemente se cuenta con referencias de aplicación de las técnicas ALL DATA en el diseño de modelos para la gestión de la demanda de energía eléctrica.

Un crecimiento exponencial de la disponibilidad de datos de diversas fuentes ha permitido la adopción a gran escala de toma de decisiones orientadas por los datos Data Driven Decision (DDD, por sus siglas en inglés). De ahí que el análisis de los datos recogidos ayudará a la toma de decisiones en entornos inteligentes. El agrupamiento de datos con herramientas de análisis estadísticos promete satisfacer las necesidades de

toma de decisiones y promover la autosuficiencia sostenida en entornos inteligentes (Chitlur & Job, 2015). El conocimiento de acciones a través de estas estrategias puede conducir a una mejor comprensión de la interacción humana con los sistemas. La relación de dispositivos inteligentes, junto con analítica de grandes datos permite acciones interesantes, reduciendo la redundancia operativa y promoviendo la automatización en los entornos inteligentes previstos (Z. Li, Qiu, & Wang, 2016)

Las metodologías basadas en DDD realizan un proceso de modelado de los datos para que estos proporcionen información útil que permita tomar decisiones más precisas y con mayor fiabilidad.

En la Figura 4.2 se muestra un ciclo de uso de los datos a través de los DDD:

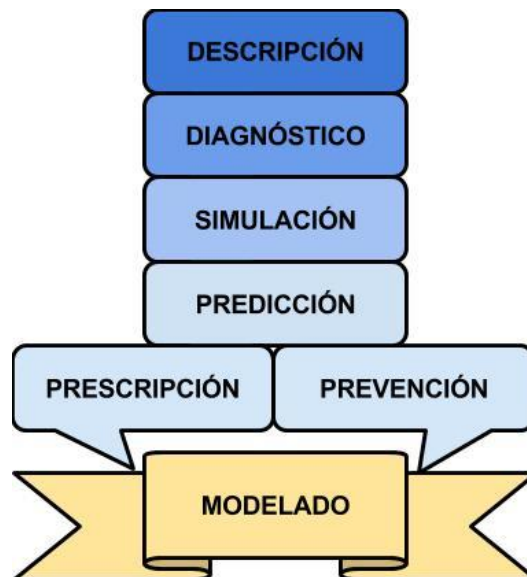


Figura 4.2 Sistema de uso de datos para metodologías basadas en DDD
Fuente: Elaboración propia

La descripción proporciona una medida para detallar los aspectos importantes, en esta parte los datos multidimensionales ofrecen un abanico de posibilidades que al ser analizados ofrecen características de un sistema, haciendo posible que el usuario interactúe con los datos. La clave para el éxito de las DDD es tener un acceso fácil y rápido a una gran cantidad de datos precisos y bien organizados.

Siguiendo todo un mapa de ruta que permita diagnosticar, simular, predecir, prescribir o prevenir y finalmente modelar una aproximación a través de los datos se pueden formular

diferentes límites de operación de sistemas para así obtener datos más relevantes para el cálculo de un problema.

Muchos de los datos obtenidos a partir de entornos inteligentes están en forma no estructurada y se caracterizan por la heterogeneidad, la complejidad, la escala, la puntualidad y la autenticidad. Por lo tanto, así como los datos estructurados los no estructurados también conducen hacia una adopción más amplia de análisis de datos que comprenden grandes herramientas informáticas y de análisis predictivo.

Los entornos inteligentes en el sector eléctrico sin duda constituyen sistemas más complejos. Por lo tanto, para proporcionar la eficiencia operativa y reducir el riesgo de incumplimiento por parte de los operadores que le dan soporte a la red, la toma de decisiones sostenibles jugará un papel crucial a la hora de la implementación de PGD (Z. Li et al., 2016).

El uso de este tipo de metodología optimiza de manera eficiente y efectiva el rendimiento que lleva a la rapidez operativa. Los avances tecnológicos en este campo ofrecen datos para los procesos de análisis de una forma más rápida, agilizando los procesos analíticos para llegar a tener respuestas en tiempo real. Esto se relaciona con la capacidad de tomar mejores decisiones y permitir acciones significativas en el momento adecuado. Se señala el comienzo de una nueva era en la que los sistemas e infraestructuras comienzan a complementar los procesos, al tener la capacidad de comprender la variabilidad, velocidad y volumen de información que se genera en cada instante de tiempo (Meisen, Recchioni, Meisen, Schilberg, & Jeschke, 2014).

A continuación se describen algunas metodologías que permiten modelar datos y realizar gestión de la energía a partir de los datos, ya sea del consumo de energía eléctrica o de otros tipos de datos que influyen en la toma de decisiones.

Minería de Datos

La minería de datos es el arte y la ciencia del análisis inteligente de los datos. El objetivo es descubrir una visión significativa a través de los datos. Se describe la minería de datos como el proceso de construcción de modelos. Un modelo captura la esencia del conocimiento y puede ser usado para contribuir en el propio conocimiento del mundo. Así mismo son usados para hacer predicciones (Williams, 2011).

Convertir los datos en información y entonces convertir la información en conocimiento sigue siendo un factor clave para el éxito (Williams, 2011). Dado que los datos contienen información valiosa que puede ayudar a los agentes a tomar mejores decisiones para sus negocios, de acuerdo al contexto de gerenciamiento energético, puesto que proporciona reducciones significativas de los costos y los retos operativos de los sistemas eléctricos, llevando a cabo una gestión más eficiente de la operación de la red y con menor tiempo de respuesta.

La minería de datos trata la construcción de modelos a través de los datos para tener una visión más clara acerca de los procesos y de cómo se comportan los sistemas hasta llevar a cabo la predicción como una técnica que permiten abordar de manera rápida y fiable la solución y/o corrección de problemas (Williams, 2011).

La predicción de la demanda, es un proceso vital para el funcionamiento y planificación del sistema eléctrico, ya que proporciona la inteligencia para gestión de la energía. Esta se puede llevar a cabo desarrollando los siguientes subsistemas

- **Subsistema de predicción de las cargas eléctricas:** Se utiliza para predecir la carga futura, ya sea en modelos a largo o corto plazo. Las decisiones de este tipo de subsistemas se reenvían a sistemas de respuesta a la demanda para derivar el futuro de conmutación de decisiones y al sistema de generación de energía para indicar las futuras demandas eléctricas.
- **Subsistema de respuesta a la demanda:** Logra la mayor eficiencia de planificación de los recursos del sistema con base en los valores de predicción de la carga. Por otra parte, controla la conmutación de recursos para equilibrar la oferta y la demanda de electricidad.
- **Subsistema de la red inalámbrica:** Se utiliza para el intercambio tanto de la comunicación e información entre todos los subsistemas de la red en función de los dispositivos inalámbricos de medición y control para tener una red segura y fiable.

El proceso de predicción de la carga se realiza para caracterizar el consumo de energía y conocer el consumo futuro por los clientes a nivel de distribución de energía eléctrica. Este proceso se ve afectado por diferentes características de consumo de los clientes, que dependen en gran medida de las condiciones de funcionamiento de cada usuario. Estas condiciones son importantes para la operación del sistema durante el día, ya que

permite identificar las horas pico o valle. Uno o más de estos factores pueden afectar el patrón de consumo de los clientes; por lo tanto, también afectan a la predicción de la potencia (Saleh, Rabie, & Abo-Al-Ez, 2016).

La precisión del proceso de predicción de la demanda a nivel de distribución es esencial para la planificación de la producción de energía a nivel del sistema de generación eléctrica. El proceso de planificación depende de lograr el equilibrio entre las futuras cargas y la potencia generada. Este aspecto es importante para la frecuencia de red estable. El proceso de planificación a nivel de generación es un problema de optimización compleja que tiene como objetivo encontrar la combinación óptima de la generación de plantas de energía alimentadas por combustibles fósiles convencionales y otras centrales de energía renovable, tales como parques eólicos y fotovoltaicos. Este proceso implica también la predicción de la producción eólica y la energía solar. Una vez que las necesidades de generación de diferentes tipos de centrales eléctricas se determinan con precisión, el proceso de planificación del sistema de transmisión eléctrica se lleva a cabo. Este proceso se centra en la determinación de las necesidades de las líneas de transmisión, cables, transformadores de potencia, entre otros. Por lo tanto, la necesidad de la predicción exacta e inteligente es crucial para el crecimiento fiable y estable de la red eléctrica (Saleh et al., 2016).

La predicción de la demanda se puede realizar a través del uso de diferentes técnicas estadísticas que permiten diseñar modelos de predicción con una precisión que varía de acuerdo al modelo y la técnica utilizada, a continuación se mencionan algunas técnicas estadísticas que han sido utilizadas por diferentes autores para la predicción de carga eléctrica.

4.2 Series Temporales

El análisis de datos experimentales que han sido observados para periodos de tiempos diferentes y regulares, conduce a nuevos problemas en el modelamiento estadístico. La correlación por el muestreo de puntos adyacentes en el tiempo puede ser restringido por la aplicabilidad de algunos métodos estadísticos tradicionales, dependiendo de que estas observaciones adyacentes sean independientes e idénticamente distribuidas. El enfoque contesta preguntas matemáticas y estadísticas planteadas por dichas correlaciones de

tiempo, que son comúnmente referidos como análisis de series de tiempo (Williams, 2011).

(Box & Jenkins, 1976) desarrollan una clase sistemática de modelos llamados modelos autorregresivos integrados de media móvil ARIMA (Autoregressive integrated moving average) para manejar un modelado de tiempo correlacionado y de predicción. Este modelo incluye una predicción para el tratamiento de más de una entrada de series a través del multivariado ARIMA o a través del modelo de función de transferencia.

En el modelo ARIMA se consideran los siguientes componentes: el Autoregresivo, el de Promedio Móvil y el de Integración que contribuyen en el diseño del modelo tanto en la parte regular como en la parte estacional. La notación de cada una es la siguiente: el orden del polinomio Autoregresivo de la parte regular se denota con p y el orden del polinomio Autoregresivo de la parte estacional con P , el orden del polinomio de Promedio Móvil en la parte regular con q y el orden del polinomio de Promedio Móvil en la parte estacional con Q ; la d denota el orden de la diferenciación no estacional, D el orden de la diferenciación estacional, la diferenciación se lleva a cabo para linealizar la serie y s es el periodo estacional.

La notación general es la siguiente:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)\nabla^d\nabla_s^D y_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\varepsilon_t$$

Donde ε_t es el usual proceso gaussiano de ruido blanco, el modelo general es denotado como $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$, los componentes ordinarios autorregresivos y de promedio móvil son representados por polinomios $\phi_p(B)$ y $\theta_q(B)$ de orden p y q , y los componentes estacional autorregresivos y promedio móvil por $\Phi_P(B^s)$ y $\theta_Q(B^s)$, de orden P y Q , y componentes ordinarios y diferencia estacional por $\nabla^d = (1 - B)^d$ y $\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$; y_t constituye la serie observada.

4.3 Árboles de Decisión

Los árboles de decisión (también conocidos como árboles de clasificación y regresión) son los bloques de construcción tradicionales de la minería de datos y de los algoritmos de aprendizaje automático clásico.

Desde su desarrollo en la década de 1980, los árboles de decisión han sido las máquinas de aprendizaje más ampliamente desarrolladas basadas en modelos de construcción de minería de datos. Su interés reside en la simplicidad del modelo resultante, donde un árbol de decisiones (en el caso de uno de tamaño menor) es bastante fácil de ver, entender y, sobre todo, de explicar. Los árboles de decisión no siempre ofrecen el mejor rendimiento, y representan un compromiso entre rendimiento y la simplicidad de la explicación. La estructura de árbol de decisión puede representar tanto los modelos de regresión y clasificación (Williams, 2011).

4.3.1 Clasificación

Son usados exitosamente en algunas áreas tal como la clasificación de señales de radar, el reconocimiento de caracteres, la detección remota, diagnóstico médico, sistemas expertos y reconocimiento de voz. La característica principal de los árboles de clasificación es su capacidad para descomponer un proceso de toma de decisiones complejas de un conjunto de simples decisiones, así proporciona una solución que en general es fácil de interpretar (Safavian & Landgrebe, 1990).

Un árbol de decisión se define como un procedimiento de clasificación que se divide de forma recursiva en un conjunto de datos en subdivisiones más pequeñas sobre la base de un conjunto de pruebas definidas en cada rama (o nodo) en el árbol como se muestra en la Figura 4.3.

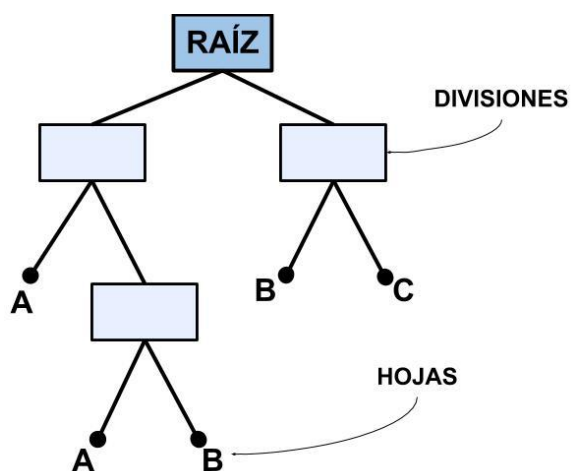


Figura 4.3 Árbol de decisión clasificador.

Fuente: (Friedl & Brodley, 1997).

Cada caja es un nodo en el que se aplican las pruebas para dividir de forma recursiva los datos en grupos cada vez más pequeños. Las etiquetas (A, B, C) en cada nodo de las hojas se refieren a las asignadas a cada observación.

El árbol se compone de un nodo raíz (formado a partir de todos los datos), un conjunto de nodos internos (divisiones), y un conjunto de nodos terminales (hojas). Cada nodo en un árbol de decisión tiene sólo un nodo padre y dos o más nodos descendientes. En este marco, un conjunto de datos se clasifica por subdividirlo secuencialmente según la decisión marco definido por el árbol, y una etiqueta de clase que se asigna a cada observación de acuerdo con el nodo de la hoja a la que corresponde la observación (Friedl & Brodley, 1997).

Los árboles de decisión tienen varias ventajas sobre los procedimientos de clasificación supervisados tradicionales utilizados en teledetección como la clasificación de máxima verosimilitud. En particular, los árboles de decisión son estrictamente no paramétricos y no requieren supuestos con respecto a la distribución de los datos de entrada. Además, manejan las relaciones no lineales entre las características y las clases, permiten valores perdidos y son capaces de manejar tanto las entradas numéricas y categóricas de forma natural, (Fayyad & Irani, 1992) (Hampson & Volper, 1986). Por último, los árboles de decisión tienen un importante atractivo intuitivo porque la estructura de clasificación es explícita y, por tanto, fácilmente interpretable.

4.3.2 Árboles de Regresión

Los métodos basados en datos descritos hasta ahora utilizan la predicción de características para construir las predicciones del consumo eléctrico para el estudio y evaluación de las estrategias de PGD.

En el diseño de un PGD es necesario tener en cuenta otro tipo de variables y características que modifican tanto el comportamiento de los usuarios o también otras variables que pueden depender directamente de la variación del consumo de energía eléctrica

El objetivo de utilizar un árbol de regresión es aprender un modelo f para predecir una respuesta Y con los valores de las variables de predicción o características X_1, X_2, \dots, X_m ,

es, $Y = f([X_1, X_2, \dots, X_m])$. Teniendo en cuenta una predicción de las características $\hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_m$ se puede predecir la respuesta \hat{Y} .

Ahora se considera el caso en que un subconjunto $\mathbb{X}_c \subset \mathbb{X}$, del conjunto de características/variables \mathbb{X} son variables manipulables, es decir, que pueden cambiar sus valores con el fin de impulsar la respuesta (\hat{Y}) hacia un determinado valor.

En el caso de usuarios industriales, el conjunto de variables se puede separar en dos subconjuntos, donde un subconjunto consta de las variables no manipulables o perturbaciones como son la temperatura del clima, la humedad, el viento, etc., mientras que las variables controlables o manipulables sería el ajuste de la temperatura del aire acondicionado, el ajuste de los puntos de iluminación dentro del edificio, el control on/off de los equipos eléctricos dentro de los procesos de producción etc. Por lo tanto, se busca modificar los árboles de regresión y que sean adecuados para la síntesis de los valores óptimos de las variables de control en tiempo real (Behl, Smarra, & Mangharam, 2016).

4.3.3 Control Basado en Árboles de Regresión

La idea principal para la síntesis del control de los árboles de regresión se centra en la separación de características o variables, estas pueden ser manipulables y no manipulables. $\mathbb{X}_c \subset \mathbb{X}$ Denota el conjunto de variables manipuladas y $\mathbb{X}_d \subset \mathbb{X}$ denota el conjunto de variables no manipuladas, de tal manera que $\mathbb{X}_c \cup \mathbb{X}_d \equiv \mathbb{X}$. Usando esta separación de variables se construye sobre la idea de árboles de regresión simples basado en los teoremas de (Quinlan, 1992), (Friedman, 1991).

La Figura 4.4 muestra un ejemplo de cómo las características manipuladas y no manipuladas pueden quedar distribuidas a diferentes profundidades del modelo basado en arboles de regresión que usan una función de regresión lineal en los niveles del árbol:

$$\hat{Y}_{Ri} = \beta_{0,i} + \beta_i^T \mathbb{X}$$

Donde \hat{Y}_{Ri} es la respuesta predicha en la región Ri del árbol, usando todas las características X . En un árbol, la predicción sólo puede obtenerse si se conocen los valores de todas las características de X , incluyendo los valores de las variables de control del X_{ci} .

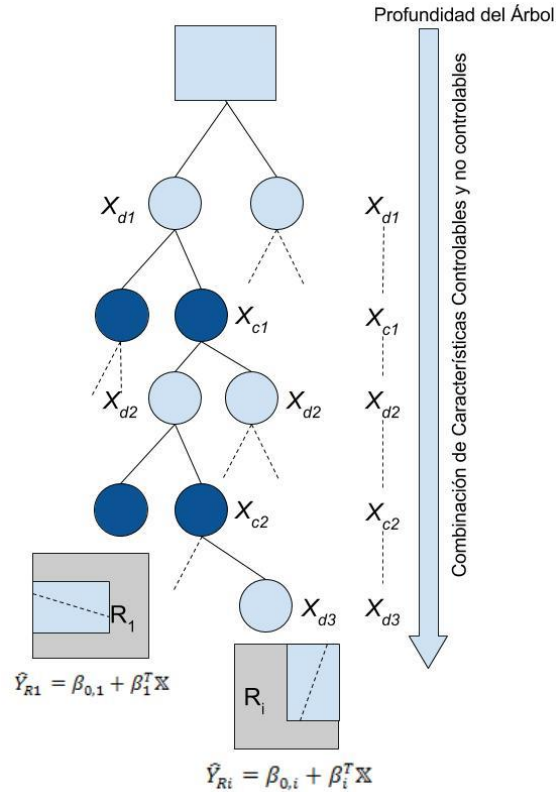


Figura 4.4 Ejemplo de un árbol de regresión.
Fuente: (Behl et al., 2016)

4.4 Clúster

El análisis de clúster es una técnica multivariante que permite agrupar las variables de una base de datos en función del parecido o similitud existente entre ellas. Esta metodología es menos restrictiva en sus supuestos dado que no exige linealidad, simetría y se permiten variables y categorías entre otras, así mismo admite varios métodos de estimación de la matriz de distancias.

Las técnicas de clúster es una de las herramientas básicas usada por la minería de datos. El clúster ofrece la posibilidad de agrupar observaciones de acuerdo con las semejanzas o similitudes que estas posean. Esto se realiza a través de una medición de la distancia que existe entre las observaciones. Los datos son agrupados dependiendo de las necesidades que se tengan para resolver el problema en cuestión, después de realizar dichos agrupamientos se comparan las diferentes variables comunes en todas las agrupaciones. Cada grupo puede tener diferentes rangos, mínimos y máximos, que representan cada grupo (Williams, 2011).

El agrupamiento o clúster permite que la minería de datos fragmente los datos en grupos significativos y luego comparar los diferentes grupos. También pueden ser útiles en la agrupación de observaciones colaborando para que los pequeños conjuntos de datos sean fáciles de manejar (Williams, 2011). Existen diferentes algoritmos que han sido desarrollados para llevar a cabo análisis a través de clúster. En este se relacionan uno de ellos denominado K-means, el cual identifica una colección de K clúster usando una búsqueda heurística a partir de una selección de K clúster elegidos al azar.

4.4.1 Método de Preclasificación K-means

El análisis de conglomerados de *k-means* es un método de *agrupación de casos* que se basa en las distancias existentes en un conjunto de variables (este método de aglomeración no permite agrupar variables). Versiones anteriores del procedimiento comenzaban el análisis con la asignación de los *K* primeros casos a los *centroides* de los *K* conglomerados. En la versión actual se comienza seleccionando los *K* casos más distantes entre sí (el usuario debe determinar inicialmente el número *K* de conglomerados que desea obtener) y a continuación se inicia la lectura secuencial del archivo de datos asignando cada caso al *centroide* más próximo y actualizando el valor de los *centroides* a medida que se van incorporando nuevos casos. Una vez que todos los casos han sido asignados a uno de los *K* conglomerados, se inicia un proceso iterativo para calcular los *centroides* finales de esos *K* conglomerados (Anderberg, 1973).

Este método de análisis es especialmente útil cuando se dispone de un gran número de casos. Existe la posibilidad de utilizar la técnica de manera exploratoria, clasificando los casos e iterando para encontrar la ubicación de los *centroides*, o solo como técnica de clasificación, clasificando los casos a partir de *centroides* conocidos suministrados por el usuario. Cuando se utiliza como técnica exploratoria, es habitual que el usuario desconozca el número ideal de conglomerados, por lo que es conveniente repetir el análisis con distinto número de conglomerados y comparar las soluciones obtenidas. En estos casos también puede utilizarse el método de análisis de conglomerados jerárquico con una submuestra de casos. K-means es un método de agrupamiento que tiene como objetivo la partición de un conjunto de *n* observaciones en *k* grupos en el que cada observación pertenece al grupo más cercano a la media. Es un método utilizado en minería de datos (Anderberg, 1973).

Dado un conjunto de observaciones (x_1, x_2, \dots, x_n) , donde cada observación es un vector real de d dimensiones, *k-means* construye una partición de las observaciones en k conjuntos ($k < n$) $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$

A fin de minimizar la suma de los cuadrados dentro de cada grupo:

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2$$

Donde μ_i es la media de puntos en S_i .

El algoritmo más común utiliza una técnica de refinamiento iterativo. Debido a su ubicuidad a menudo se llama el algoritmo *k-means*, también conocido como el algoritmo de Lloyd, sobre todo en la comunidad informática.

4.5 Aprendizaje Automático

La aplicación progresiva de las tecnologías de la información y las comunicaciones en los procesos industriales ha incrementado la cantidad de datos reunidos por las compañías manufactureras durante las últimas décadas. Actualmente, algunos sistemas de gestión estandarizados, como la ISO 50001 y a ISO 14001, proporcionan datos acerca del estado de las industrias, los cuales pueden ser explotados para minimizar los impacto medioambientales en los procesos de producción así mismo logran la optimización de dichos procesos. Al mismo tiempo, la gestión de las redes eléctricas dentro de la industria se han desarrollado de una manera progresiva dado que estas deben suministrar energía para el consumo continuo e intenso, para los diferentes tipos de fabricación (Gamarra, Guerrero, & Montero, 2016).

En este contexto, la expansión del internet de las cosas IoT y el descubrimiento del conocimiento a través de las bases de datos, proporcionan técnicas dirigidas por los datos para la planeación de las redes eléctricas de usuarios industriales. En este apartado se quiere mencionar otro tipo de técnica que puede ser implementada para la gestión de la energía eléctrica dentro de las industrias como lo son las máquinas de aprendizaje.

Otra metodología, tal como las Maquinas de aprendizaje pueden ayudar a las industrias manufactureras para aumentar su rendimiento, dado que se centran en la construcción y el estudio de algoritmos que pueden ser aprendidos a través de los datos y así conocer el comportamiento de los dispositivos, esto se encuentra asociado con el concepto de los dispositivos por alcanzar los niveles más altos de interacción automatizada, los cuales están impulsando cambios dentro de las redes industriales (Gamarra et al., 2016).

Las principales diferencias y similitudes entre la minería de datos y las máquinas de aprendizaje se presentan en (Frawley, Piatetsky-shapiro, & Matheus, 1992). Pan y Yang resumen la relación entre las máquinas de aprendizaje tradicionales y diferentes entornos de transferencia de aprendizaje, así mismo categoriza la transferencia de aprendizaje a través de tres sub-categorías así: transferencia de aprendizaje inductivo, transferencia de aprendizaje transductivo y la transferencia de aprendizaje no supervisada (Pan & Yang, 2010). Adicionalmente, una combinación de enfoques de minería de datos y de máquinas de aprendizaje como la identificación de los factores de los ciclos de tiempo y la predicción en la fabricación de semiconductores se presenta en (Meidan, Lerner, Rabinowitz, & Hassoun, 2011), como un ejemplo base.

4.6 Método de Monte Carlo

Con el uso creciente de las energías renovables y la rápida extensión de los sistemas de generación distribuida (GD), los refuerzos de la red y los ajustes de control se hacen cada vez más costosos con el fin de mantener la confiabilidad de la red eléctrica. Con el fin de abordar este problema es necesario comparar la variabilidad de los perfiles de carga con o sin la penetración de los recursos energéticos distribuidos. Se utiliza entonces un flujo de carga probabilístico para calcular la potencia máxima de la GD que se puede conectar a cada barra de la red sin determinar una violación de las limitaciones eléctricas de las redes (Zio, Delfanti, Giorgi, Olivieri, & Sansavini, 2015).

En este caso, el método de Monte Carlo es utilizado para determinar la función de densidad de probabilidad de violación de la restricción asociada a una unidad de GD específica, teniendo en cuenta la variabilidad de las cargas hora a hora; para este caso específico no se contó con la variedad de la naturaleza de la fuente, solo su capacidad nominal (Zio et al., 2015).

La ejecución de las simulaciones junto con los cálculos del flujo de carga se aloja en un ciclo de simulación, el cual proporciona muchos escenarios de carga para diferentes comportamientos. Esto asegura que la potencia máxima de la GD se evalúan, adicional a esto dentro del ciclo también se utilizan diferentes perfiles de carga para las subestaciones de media y baja tensión (Zio et al., 2015).

Continuando con la misma temática de la aplicación de dicha metodología en el desarrollo de actividades relacionadas con la gestión energética, en el sector residencial con el fin de evaluar la integración de nuevos elementos como el vehículo eléctrico y los paneles fotovoltaicos. Así mismo, para desarrollar estrategias de mitigación como la gestión de la demanda, se requiere información detallada sobre la curva de carga de un usuario (Nijhuis, Gibescu, & Cobben, 2016).

Para adquirir conocimientos acerca de esta curva de carga y con esto desarrollar un modelo de carga residencial se basa en los datos disponibles al público. El modelo utiliza una cadena de Markov método de Monte Carlo para modelar el consumo de un hogar basándose en encuestas de uso del tiempo, que junto con variables climáticas, características del vecindario y datos de comportamiento de los usuarios se utilizan para modelar el patrón de utilización de los equipos (Nijhuis et al., 2016).

La cadena de Markov en la metodología de Monte Carlo proporciona grandes posibilidades para el modelamiento de estadística realista, suministrando un marco de unión dentro de los cuales algunos problemas complejos pueden ser analizados usando un software genérico (Gilks, Richardson, & Spiegelhalter, 1996).

Este método es esencialmente la integración del método de Monte Carlo usando cadenas Markov. El enfoque Bayesiano y algunas veces también Frecuentista, ven la necesidad de integrar las distribuciones probabilísticas de alta dimensión para hacer inferencia sobre los parámetros del modelo o para realizar predicciones. El enfoque bayesiano necesita integrar más acerca de la distribución posterior de los parámetros del modelo dados por los datos, y el enfoque de Frecuentista se necesita para integrar sobre la distribución de observables dados los valores de los parámetros. La cadena de Markov del método de Monte Carlo dibuja las muestras mediante la ejecución de una cadena de Markov hábilmente construida por un largo tiempo (Gilks et al., 1996).

4.7 Experiencias Internacionales del Uso de Datos para la Gestión de la Demanda de Energía Eléctrica

a. *Brasil*

El regulador Brasileiro ANEEL estableció en 2012, un desarrollo no mandatorio de una plataforma de medición avanzada AMI, en la cual los medidores se instalaran a solicitud del consumidor. Por lo tanto, los comercializadores de electricidad se verían obligados a ofrecer medición inteligente dentro los siguientes 18 meses. Fueron ofrecidos dos tipos de medidores (Colombia Inteligente, 2012):

- *Primer tipo:* Permita al usuario tener acceso a las tarifas de tiempos de uso, o tarifa blanca y será instalado sin costos adicionales.
- *Segundo tipo:* Proporcionara un acceso a la información individual de uso del servicio de energía, pero su costo podrá ser cobrado al usuario.

El proyecto de regulación se hace con miras al desarrollo de condiciones necesarias para la inclusión de la microgeneración, mejorar la eficiencia del uso de los recursos energéticos, la posibilidad de ofrecer servicios y monitoreo remoto por parte de las empresas, reducción de las pérdidas técnicas y no técnicas y el ofrecimiento de servicios adicionales a los consumidores (Colombia Inteligente, 2012).

b. *Europa*

La organización internacional que se ocupa de la política energética, Energy Community, mediante la directiva 2009/72/EC (European Union, 2009) del Parlamento Europeo y del consulado de la Unión Europea, recomiendan a los estados miembros:

- Estar en la capacidad de implementar los sistemas de medición inteligente, siempre y cuando sea económicamente razonable y rentable para los consumidores.
- Con el fin de promover la eficiencia energética, la autoridad regulatoria debe recomendar a las empresas que optimicen el uso de electricidad mediante la

prestación de servicios de energía, desarrollando fórmulas de precios innovadores o introducir sistemas de medición inteligente.

- Velar por la aplicación de los sistemas de medición inteligente que contribuyan a la participación activa de los consumidores en el mercado eléctrico.
- Preparar un calendario con objetivos a 10 años para la implementación de contadores inteligentes.
- Al menos el 80% de los consumidores deben estar equipados con un medidor inteligente en 2020.

c. Irlanda del Norte

Se realizó un experimento a gran escala donde con un conjunto único de datos se analiza el efecto de la información del consumo de energía en tiempo real sobre usuarios de tipo residencial. En 2002, la empresa de servicios públicos sustituyó los medidores prepago por medidores inteligentes que le permitían monitorear el uso en tiempo real. Se encontró que el suministro de información se asocia con una disminución en el consumo de electricidad entre 11% a 17%. Esta reducción es distinta de acuerdo con diferentes especificaciones, métodos de corrección del sesgo y submuestras de los datos originales.

La empresa de electricidad Northern Ireland Electricity (NIE) tenía previsto instalar 75.000 medidores inteligentes inicialmente pero ahora tiene más de 250.000 lo cual indica que a lo largo del tiempo se han obtenido beneficios, como la reducción de pérdidas negras y el manejo de la carga máxima mediante acciones de respuesta en la demanda como los precios dinámicos (Gans, Alberini, & Longo, 2013).

d. Austria

Se realizó un estudio con más de 1500 de hogares de Linz, Austria, donde se analizaron los efectos de proveer información del consumo de energía a los usuarios. Cerca de la mitad de los hogares, como grupo piloto, recibieron información acerca del consumo junto con medidas de ahorro, a través de portales web o vía correo electrónico, mientras que el resto de hogares sirvieron como grupo de control.

Los resultados muestran que el grupo piloto al cual se le suministraba la información acerca de su consumo presentó un ahorro correspondiente al 4.5%. Los resultados se obtuvieron a través de una regresión por cuantiles (Schleich, Klobasa, Götz, & Brunner, 2013). Con esto se podría concluir que el ahorro se da en un 40% de los hogares que tienen características de consumo de electricidad similares y responden a la retroalimentación de información de consumo, independientemente del medio de comunicación.

e. Australia

La compañía de distribución de electricidad Jemena Electricity Networks (JEN), en el estado de Victoria, Australia, llevó a cabo un programa del gobierno encargado de desplegar contadores inteligentes a 310.000 consumidores residenciales y pequeños comercios. El 50% de los contadores inteligentes se instalaron en diciembre de 2012 y se terminó a finales del 2014. Estos medidores inteligentes capturan los datos de uso de energía cada 30 minutos, que se transmiten a sistemas de información centralizados donde JEN toma decisiones de acuerdo a los datos obtenidos por los medidores. Usando técnicas de análisis de datos, la relación de eventos de tensión se analiza con respecto a la temperatura ambiente, momentos del día, días de la semana, la duración, la magnitud y el estado integrado de la generación. El análisis exploratorio de los datos revela correlación entre los eventos de tensión y temperatura ambiente, el impacto de las celdas fotovoltaicas y las condiciones de carga de las subestaciones, así mismo de los consumidores (Wong, Kalam, & Barr, 2013).

f. California

La empresa San Diego Gas & Electric (SDG&E) realizó en 2011 la implementación de 1,4 millones de medidores inteligentes en California para la entrega de datos en tiempo real a los consumidores. Luego de esto, emprendieron programas para desplazar los picos de consumo a horas de menor actividad e implementaron programas de precios dinámicos donde el usuario tiene tarifas elevadas por uso de la energía en ciertas horas.

Con la tendencia de la inclusión de los recursos energéticos distribuidos lo que implica un gran reto de cargas variables en la red las cuales deben ser equilibradas. Para la gestión de análisis de datos SDG&E comienza con la plataforma Google Power Meter la cual fue dada de baja y cambiada por la plataforma construida por la empresa Itron, y se espera

ser trasladada a la plataforma de la empresa Aclara. El siguiente paso de la empresa, como proyecto piloto, es crear una serie de Redes de hogar (HAN) que incluyen 500 pantallas y 800 termostatos inteligentes en los hogares (St. John, 2011).

g. Estocolmo

La ciudad de Estocolmo, en sus esfuerzos por lograr emisiones de 3 toneladas por habitante en 2020, evaluó el potencial de eficiencia energética de la ciudad, en colaboración con la empresa de calefacción y de electricidad Fortum.

Basándose en los datos del contador de facturación de las viviendas surgió una nueva comprensión del uso de la energía. El estudio reveló que una adaptación de los códigos de construcción existentes a los códigos de construcción actuales reduciría el consumo de calefacción en un tercio. Se encontró que los edificios menos eficientes en cuanto a energía fueron construidos entre 1926 y 1945.

Los grandes datos utilizados junto con análisis geo estadísticos fueron decisivos para la comprensión de la dinámica energética de los edificios en toda la ciudad. Por lo tanto, los grandes datos de los medidores se pueden usar para la planificación de objetivos y políticas de sostenibilidad.

La empresa de energía usó los datos de forma anónima ya que no podían ser utilizados para inferir el uso de la energía de las personas y organizaciones específicas. El uso de grandes datos es una tendencia con muchas probabilidades de aumento y está cambiando como las ciudades y las empresas operan sus sistemas o procesos (Shahrokni, Levihn, & Brandt, 2014).

h. Taiwán

En un estudio de la National Taiwan University of Science and Technology usan grandes grupos de datos para la detección en tiempo real de anomalías en el consumo de electricidad en dos etapas: predicción del consumo y detección de anomalía.

El consumo diario en tiempo real es predicho con un modelo de red neuronal híbrida ARIMA (por su sigla en inglés auto-regressive integrated moving average). En el estudio se realiza un experimento donde se obtienen los datos de consumo con un medidor

inteligente. Los datos son transferidos automáticamente al servidor de aplicaciones en una base de datos para su proceso.

El modelo arroja como resultado el pronóstico de consumo de electricidad y es almacenado en la base de datos. Las anomalías son identificadas por la diferencia por el consumo real y el de predicción. Como resultado, lograron pronosticar en 3 minutos el consumo diario de la siguiente semana usando datos históricos de consumo de cuatro semanas y detectar anomalías de consumo de energía (Chou & Telaga, 2014).

5. Capítulo 5

En este capítulo se describen algunos elementos para el diagnóstico del sector industrial en Colombia, donde se presentan las principales necesidades de este tipo de usuario. Luego se describe la zona donde se llevará a cabo la selección de los usuarios a los cuales se les realizará la aplicación del instrumento y después una reseña de las necesidades de cada uno de los usuarios industriales. Por último se selecciona el usuario que será estudio de caso.

5.1 Análisis de PGD en Usuarios Industriales

Los usuarios industriales desde el año 2014 presentan preocupaciones por los elevados costos de la energía eléctrica para los usuarios no regulados (Guillermo, Álvarez, & Eafit, 2015), dado que desde la inclusión de la ley 1715 de este mismo año solo se dio vía libre a la venta de excedentes de autogeneración de energía, aunque aún no se ha reglamentado dicha ley.

Para que la ley sea reglamentada en lo que respecta al sector industrial, el país debe realizar una intervención integral donde se incluyan diferentes aspectos que represente una fuerte dependencia con la gestión de la energía eléctrica, dado que en los últimos 10 años la industria ha perdido competitividad debido a diferentes aspectos, entre ellos el aumento de los costos de energía (Griffin, 2015)

La gestión eficiente de la energía eléctrica no es el único componente que promueve la competitividad dentro del sector industrial, sino que también existen otros factores como la innovación y la infraestructura, que dentro de las políticas industriales y empresariales se busca replantear, dado que con la unificación de todos estos elementos Colombia tendrá una proyección de crecimiento exitoso.

Como la industria es uno de los sectores que a finales del presente año ayudará al crecimiento económico del país (ANDI, 2016), los economistas centran su atención sobre ellos debido a la complejidad del problema que tiene la industria por los altos costos de la energía eléctrica. Se busca desarrollar prácticas innovadoras que permitan a los usuarios industriales tener una participación activa en el consumo de electricidad como una prioridad.

Este trabajo de investigación tiene como objetivo, analizar la implementación y el diseño de PGD a través del uso de la analítica, de manera que permita integrar aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales, representados por datos obtenidos mediante estrategias de recolección de datos ALL DATA y la elaboración de un mapa de ruta que proporcione resultados acertados y conclusiones con fundamento técnico.

En este capítulo se propone un procedimiento que permita identificar las necesidades de los usuarios industriales mediante la aplicación de un instrumento y la caracterización del consumo de uno de ellos con la ayuda de una herramienta basada en series temporales, producto de esta investigación. Así mismo se presenta un análisis de resultados para permitir que el industrial pueda implementar un PGD para optimizar y elevar la competitividad de su empresa.

5.2 Elementos para un Diagnóstico del Sector Industrial en Colombia

Para el año 2015 el sector industrial se vio afectado por el cierre de la planta de Reficar, la caída en las exportaciones, resultado de la desaceleración mundial; la persistencia de los problemas de contrabando, informalidad, y los grandes limitantes que se tienen en competitividad. En los últimos meses del presente año, los indicadores del sector manufacturero empiezan a reaccionar favorablemente.

En el aspecto económico, el país mantiene una posición relativamente favorable dentro de las economías emergentes (Gómez Betancourt, 2016). La inflación en Colombia es menor que la de muchos países suramericanos como Uruguay, Brasil, Argentina y Venezuela para el año 2015 (Forero Ruiz, 2016), pero son evidentes las presiones para la competitividad en los precios.

En el aspecto social, el país ha avanzado reduciendo la pobreza en un 0,7% en el año 2015 con referencia al año anterior (DANE, 2016b), manteniendo tasas de desempleo de un dígito, generando empleos formales y conservando coberturas en salud. Hay algunos avances en educación, aspecto fundamental para la producción de mano de obra calificada la cual permitirá elevar los indicadores del sector industrial, En efecto, los indicadores de competitividad para el año 2015, situaron a Colombia en una posición intermedia en el mundo (Gómez Betancourt, 2016).

El país actualmente concentra sus esfuerzos en infraestructura, educación, salud, entre otros factores, todos ellos necesarios para atraer mayor inversión, estimular la creación de empresas, generar empleos de calidad y convertir la innovación en parte de la estrategia del país. Dentro de la industria es clave contar con algunos de estos factores a la hora de implementar estrategias de optimización de productos, bienes o servicios. Estos se convertirán en variables que precisarán la toma de decisiones.

El sector industrial se enfrenta a aumentos en los costos que perjudican su desempeño, restan competitividad y pueden limitar su crecimiento. Los empresarios manifiestan que el aumento de precios de las materias primas ha sido el de mayor impacto, seguido del incremento en los costos de mano de obra. Otros costos importantes incluyen el costo de importación, la energía y los combustibles, así mismo, en transporte y logística (ANDI, 2016).

En la Figura 5.1 se puede observar el porcentaje de aumento de costos de diferentes factores necesarios para la producción de las industrias manufactureras en el año 2015.

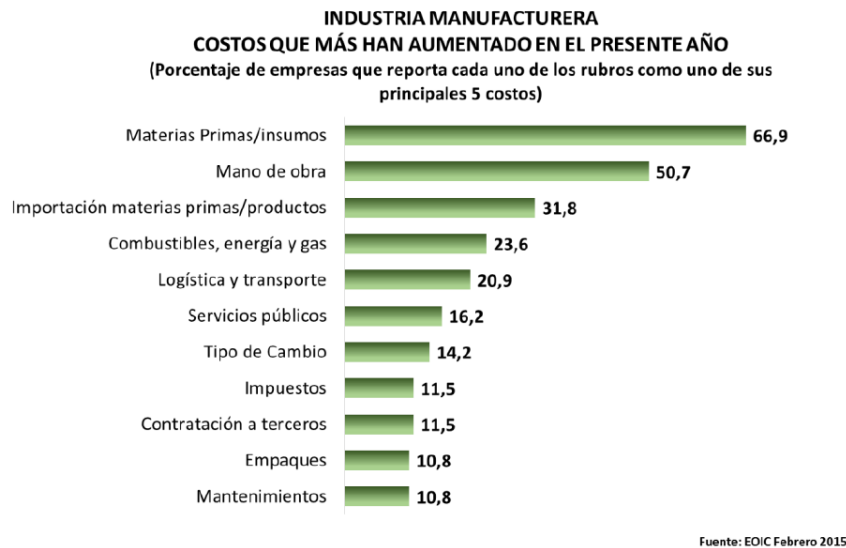


Figura 5.1 Aumento de Costos para el año 2015
Fuente: EOIC Febrero 2015

La Figura 5.2 presenta los porcentajes de desempeño para el año 2016, para cada uno de los factores que intervienen en la producción industrial.

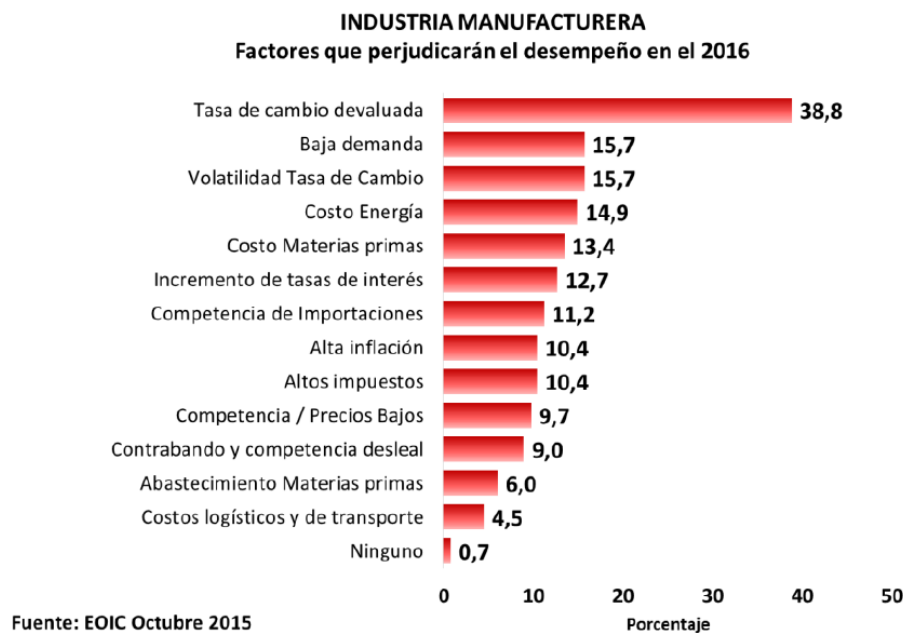


Figura 5.2 Factores que afectarán el año 2016
Fuente: EOIC Febrero 2015

Se observa que cinco de los nueve sectores que hacen parte de la medición del producto interno bruto (PIB) presentaron un menor crecimiento en relación con el segundo trimestre de 2015. La industria presentó un crecimiento positivo, con un incremento de 5,3% interanual. Esto debido principalmente por la entrada de la refinería de Cartagena.

De las 39 actividades industriales representadas en las encuestas del DANE, 26 registraron variaciones positivas en noviembre de 2015. Además, las industrias que también se posicionaron fueron las bebidas, los productos farmacéuticos y las sustancias químicas medicinales. Esto muestra una recuperación de la industria en el país.

Según el balance realizado por la ANDI (Asociación Nacional de Empresarios de Colombia) sobre el desempeño de la industria y la economía colombiana, el crecimiento estimado para el año 2016 será cercano al 3,5%. Así mismo, señala que las ventas del sector tendrán un crecimiento del 10,1%.

De acuerdo con el crecimiento del sector para finales del presente año y como uno de los eslabones fundamentales en el aumento del PIB del país, se busca innovar en estrategias para promover el desarrollo de políticas industriales sólidas que contemplen las necesidades de los empresarios desde los diferentes aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales.

A continuación se realiza una descripción de la zona donde se desarrollará el caso de estudio, necesario para identificar las principales características de los usuarios industriales, los cuales serán objeto de análisis.

5.3 Descripción de la Zona

El departamento de Caldas tiene una extensión de 7.888 km² que corresponde al 0.7% de la superficie colombiana. Se encuentra en el centro occidente del país, entre los grandes polos de desarrollo y crecimiento industrial del país tales como Bogotá, Medellín y Cali.

Está conformado por 27 municipios. A partir del año 2004 el territorio departamental se divide en seis subregiones, conforme a la clasificación de los distritos agroindustriales, para orientar los planes y programas de inversión y desarrollo, que engloban los municipios con fuertes relaciones en su mercado, transporte, vías y características de su población. Estas son: Centro Sur, Norte, *Alto Occidente*, Bajo Occidente, Bajo Oriente y Magdalena Caldense (Plan de desarrollo de Caldas. 2008), como se observa en la Figura 5.3.



Figura 5.3 División por subregiones del departamento de Caldas
Fuente: caldasejecafetero.blogspot.com.co

El caso de estudio se centra en el Área Metropolitana de Manizales que se encuentra conformada por los municipios de Manizales, Chinchiná, Villamaría, Neira y Palestina y pertenecen al Distrito Centro Sur. Estos municipios se encuentran relacionados funcionalmente (RED ORMET, 2011). Esta relación está definida por el DANE (Departamento Administrativo Nacional de Estadística) como entidades administrativas formadas alrededor de un municipio principal, vinculados entre sí por estrechas relaciones de orden físico, económico y social, que para la programación y coordinación de su desarrollo, la racional prestación de servicios públicos a su cargo, y la ejecución de obras de interés metropolitano, requiere una administración coordinada (DANE, 2016a).

5.4 Instrumento

El primer acercamiento con los usuarios industriales, se llevó a cabo con la aplicación de un instrumento, el cual permite identificar características en términos del uso eficiente de la energía. El diseño de este instrumento utiliza la estrategia de obtención de datos Small Data, que permite capturar información puntual acerca de un usuario específico.

Estas preguntas tienen como objetivo conocer las necesidades del usuario industrial, con respecto al uso eficiente de la energía. Así mismo identificar los beneficios y las barreras que representa la implementación de nuevas estrategias que permitan la optimización de este tipo de recurso.

La intención de las preguntas que contiene el instrumento es reconocer las necesidades, expectativas y los principales avances que tiene el sector industrial frente al uso eficiente de la energía. Adicionalmente conocer que piensa este tipo de usuario acerca de la ley de renovables, donde se promueve la inclusión de otros tipos de generación y la optimización de la energía eléctrica.

Primero se realizó una clasificación de las actividades que tiene la empresa de acuerdo al gasto energético de cada una, con el propósito de identificar las principales labores que desarrolla la empresa, indispensable a la hora diseñar PGD, ya que al conocer la importancia que tienen las diferentes actividades en el proceso industrial se pueden reconocer las formas de optimizar su gasto energético, ya sea a través de cambios de tecnología o con el desplazamiento de su carga para otros periodos de tiempo.

Enseguida se identificaron algunos fenómenos relacionados con los aspectos externos que influyen en la ejecución normal de la empresa. Allí se identificaron los meses donde el consumo de energía era máximo y mínimo, descubriendo con esto causas ambientales, políticas, sociales y económicas que interrumpían de una manera no controlada el consumo de energía eléctrica y a su vez los procesos productivos.

Se identificaron a través de la aplicación del instrumento los principales avances en innovación que ha tenido la empresa respecto a la optimización de los recursos energéticos. Por ejemplo, cambios de tecnología en iluminación y calefacción, cambios de tecnología de equipos de alto consumo o estrategias de uso racional de la energía a través de la concientización del personal.

El instrumento contiene preguntas sobre el conocimiento que tiene la empresa acerca de términos relacionados con los recursos energéticos distribuidos y los PGD. Por último se conocieron las expectativas que poseen los usuarios para la reducción de los costos de facturación, sin dejar de percibir un suministro continuo de potencia con altos estándares de calidad.

El instrumento utilizado para la identificación de características específicas de los usuarios industriales se presenta en el Anexo A. A continuación se muestra una descripción de los usuarios industriales objeto de esta investigación.

5.5 Usuarios Industriales del Área Metropolitana de Manizales.

Fueron seleccionadas cuatro industrias a las cuales se aplicó el instrumento. Estos usuarios están ubicados en los municipios de Chinchiná y Manizales, dado que en los municipios de Palestina, Neira y Villamaría las principales actividades que mueven la economía no se relaciona con la industria manufacturera.

Estas empresas fueron seleccionadas por presentar consumos considerables de energía eléctrica. Además por su interés de implementar estrategias de eficiencia energética, para ser contemplados como indicadores de calidad en el futuro y así mitigar los impactos negativos y fortalecer los impactos positivos que promuevan la competitividad y la optimización de los procesos industriales.

Se cuenta con dos industrias dedicadas a la trilla de café, una de las principales actividades pues estos municipios se encuentran ubicados en la zona cafetera del país, así mismo por ser el motor de la agroindustria el cual presentó una expansión en el año 2015 del 7,9%. Por otra parte, fue aplicado el instrumento a una empresa que tiene por subsector la fabricación de bebidas, este tipo de usuarios son interesantes debido al crecimiento del 16,5% que se registró en el primer semestre del 2016, por la altas temperaturas registradas en los primeros meses del presente año en el país.

A continuación se describen las empresas participantes dentro del proyecto y se realiza una revisión de acuerdo con las respuestas más relevantes que incluye el instrumento.

5.5.1 Federación Nacional de Cafeteros – Cenicafé

a. Historia

En 1938, la Federación Nacional de Cafeteros (FNC) creó el Centro Nacional de Investigaciones de Café, Cenicafé, con el objeto de estudiar los aspectos relacionados con la producción en las fincas, la cosecha, el beneficio, la calidad del grano, el manejo y

la utilización de los subproductos de la explotación cafetera, y la conservación de los recursos naturales de la zona cafetera colombiana.

Cenicafé se encuentra localizada en Chinchiná, en el departamento de Caldas, y posee ocho estaciones experimentales distribuidas en las tres cordilleras. La Estación Central Naranjal ubicada en Chinchiná, Caldas, y las Estaciones Experimentales Pueblo Bello en Pueblo Bello Cesar, Santander en Floridablanca, Santander, El Rosario en Venecia, Antioquia, Paraguaicito en Buenavista, Quindío, La Catalina en Pereira, Risaralda, Líbano en Líbano, Tolima y El Tambo en El Tambo, Cauca. Estas Estaciones Experimentales reúnen las condiciones ambientales representativas de la mayoría de las fincas cafeteras del país.

El Centro cuenta con investigadores capacitados en las disciplinas que constituyen las áreas más importantes del conocimiento para abordar la problemática cafetera.

Desde su fundación, Cenicafé ha recibido el apoyo de los caficultores y su desafío ha sido el desarrollo de tecnologías apropiadas para la producción de café en Colombia, en términos de sostenibilidad económica, ambiental y social.

b. Clasificación

Según el listado de usuarios no regulados por niveles de tensión del portal de XM, Expertos en Mercados, del mes de Junio de 2016, la empresa Cenicafé tiene un nivel tres de tensión ($30\text{kV} \leq \text{Nivel 3} < 57.5 \text{ kV}$) (XM, 2016)

Se encuentra catalogado con código de Clasificación Industrial Internacional Uniforme CIIU 1061, correspondiente a la elaboración de productos alimenticios (10), elaboración de café (6) y específicamente Trilla de Café (1).

c. Características de Consumo de la Energía Eléctrica

La empresa Cenicafé es un laboratorio donde se investigan asuntos relacionados con avances tecnológicos referentes a la optimización del uso y calidad del café. Generalmente los empleados presentan jornadas laborales de ocho horas diarias, distribuidas en dos bloques de cuatro horas al día, con una hora de descanso entre bloques. En las instalaciones se encuentran varios laboratorios, los cuales desarrollan

diferentes tipos de actividades, el uso de los dispositivos que consumen mayor energía eléctrica es variable, dado que estos funcionan sin un horario establecido.

Los procesos con mayor uso de energía se presentan en la tabla 5.1 con un promedio de uso.

Tabla 5.1 Procesos Empresa Cenicafé

Proceso	Frecuencia de Uso	Promedio de Uso
Refrigeración, congelación y Aire acondicionado.	Diaria (24 horas continuas)	72,33% (horas al año)
Análisis, almacenamiento y procesamiento computacional de datos (Datacenter).	Diaria (24 horas continuas)	72,33% (horas al año)
Máquinas de aire comprimido y vacío	Diaria (12 horas continuas)	36,16% (horas al año)
Ingeniería y beneficio de café	Diaria (12 horas continuas)	36,16% (horas al año)
Cromatografía	Diaria (24 horas continuas)	72,33% (horas al año)

Fuente: Elaboración Propia

Los productos y servicios que ofrece la empresa son los siguientes:

- Investigación científica y tecnológica para la caficultura Colombiana (Redacción de avances técnicos, informes, reportes, etc).
- Investigaciones en Poscosecha (Ingeniería agrícola, beneficio de café, tratamiento de aguas mieles, calidad de agua).
- Análisis de laboratorio con equipos instrumentales (Cromatografos, UPLC, HPLC, CHN, espectrofotómetros, etc).
- Investigaciones en Biología, Suelos y calidad (Fitopatología, Entomología, Fisiología Vegetal, Mejoramiento Genético, Química Agrícola).
- Actividades de apoyo a investigación (Infraestructura eléctrica, iluminación, gestión administrativa).
- Producción de semillas certificadas (Secado, Selección, empaque).

Cenicafé presenta una mayor concentración de sus actividades en los meses de Marzo, Abril, Mayo, Junio y Octubre, presentando una mayor actividad en el mes de Mayo y una menor en el mes de Octubre. Esto se debe a factores externos como el fenómeno El Niño, adelantos o retrasos de las cosechas de café, decremento o incremento de recursos para la investigación y/o cambio en las políticas y estrategias de la institucionalidad.

d. Uso eficiente de la Energía Eléctrica

Cenicafé ha innovado en los siguientes productos y procesos:

- Generación de energía eléctrica por medio de gasificador utilizando subproductos de café Biomasa (tallos de café renovados).
- Uso de energía térmica para calentamiento de agua (instalación de calentadores solares).
- Aplicación de Domótica en los edificios administrativos y de investigación (instrumentación con sensores de movimiento, iluminación pensada en uso de espacios y no para iluminación focalizada en áreas de trabajo).
- Migración tecnológica. Sustitución del 99% de la iluminación, cambio a tecnología Led.
- Instalación de aires acondicionados, neveras y congeladores con compresores de corriente directa (tecnología inverter).
- Proyección implementación de paneles solares para alimentar la iluminación de zonas comunes, oficinas y aires acondicionados, etc.

La institución se encuentra certificada en norma ISO140001. Cuenta con programas de gestión ambiental para el uso eficiente de la energía y agua. A futuro espera implementar sistemas fotovoltaicos interactivos.

Otro proyecto que se tiene planteado es la importancia de monitorear y controlar los consumos de energía según las áreas de trabajo, facilitando la diferenciación de los costos de la energía eléctrica, como un tipo de gestión de la demanda de energía. Este proyecto se vinculará a Cenicafé Planalto (Edificio 1, 2 y 3 - Áreas administrativas, laboratorios de investigación, Beneficiadero de café, taller de ingeniería agrícola, Laboratorio de Biodigestión, Planta piloto).

El coordinador de mantenimiento de Cenicafé encargado de resolver el instrumento considera que la empresa debe llevar a cabo modernizaciones y hacer uso de tecnología especializada en los siguientes dispositivos: motores, compresores, bombas de vacío, aires acondicionados, neveras, congeladores, ultra congeladores, fototrones, destiladores y purificadores de agua, calentadores eléctricos, planchas de calentamiento, autoclaves, incubadoras, hornos, muflas, biodigestores, estufas. Dado que se considera que su

tecnología es obsoleta y adicional a esto, con cambios de tecnología podrían optimizar operaciones y por ende disminuir el consumo de electricidad.

A pesar de que este usuario cuenta con dispositivos de medición remota, los datos de consumo solo son utilizados para llevar a cabo un seguimiento y detectar variaciones drásticas en la facturación del servicio de energía. Adicional a estos seguimientos, cuentan con capacitaciones de concientización al personal de la empresa para que realicen un uso eficiente de la energía, así mismo adelantan proyectos de inclusión de energías renovables como la fotovoltaica y la termosolar.

Otro de los aspectos importantes dentro de esta investigación son las auditorías energéticas. Esto implica que los usuarios tengan un conocimiento detallado de todo su sistema, por este motivo se quiso indagar a las empresas acerca del mantenimiento que le proporcionan al sistema eléctrico. Cenicafé cuenta con un departamento especializado en el mantenimiento eléctrico donde se realizan diferentes actividades con una periodicidad trimestral, semestral, anual o bajo necesidad (de acuerdo con lo establecido en el programa para el uso eficiente de la energía). Las actividades que se realizan dentro de la empresa son las siguientes:

- Mantenimiento de redes eléctricas (crucearías, postes, torres, aisladores, seccionadores, transformadores, transferencias automáticas, grupos electrógenos, celdas de carga, tableros de fuerza, sistemas de puesta a tierra y protección contra descargas atmosféricas).
- Mantenimiento de aires acondicionados, neveras, refrigeradores, congeladores.
- Mantenimiento de compresores y bombas de vacío.
- Mantenimiento de motores y sopladores en la planta de tratamiento de agua residual.
- Mantenimiento equipos de temperatura variable (hornos, muflas, autoclaves, incubadoras, estufas, planchas de calentamiento)
- Mantenimiento de cabinas de extracción y cámaras de flujo laminar.
- Mantenimiento de UPS.
- Mantenimiento de destiladores y purificadores de agua.
- Mantenimiento de equipos de unidad instrumental (cromatógrafos, espectrofotómetros).
- Mantenimiento de tornos, fresadoras, equipos de soldadura.

- Mantenimiento de motores secadores de los mecánicos de café.

Dada la importancia que tiene la gestión de la energía, Cenicafé ha avanzado en la medición de consumos con analizadores portátiles de red, instalados en puntos estratégicos. También se han adquirido medidores multifunción con conexión a red, con el fin de monitorear potencia, tensión, corriente y armónicos. Así mismo, se han empleado este tipo de dispositivos para realizar análisis del factor de potencia, para con esto tener un mejor control del sistema de distribución interno de la empresa y reducir las penalizaciones por reactivos, que se presentan actualmente.

5.5.2 Induservi S.A.S

a. Historia

Fue fundada en el año 2001, en la ciudad de Manizales, Caldas, con el propósito de ayudar a la industria nacional como una solución de alto valor agregado, con beneficios de productividad y bajo costo para los clientes.

Inicialmente se inició con la prestación de servicios de pintura electrostática (línea de recubrimientos) para diferentes empresas (outsourcing). Es decir, las empresas enviaban sus partes o piezas para ser tratadas y regresadas a los clientes con el recubrimiento y acabados finales.

Para el año 2005 se inició el negocio de comercialización de productos y partes importadas de Asia, inicialmente para el sector de refrigeración (Línea Blanca).

En el año 2008 y dada la experiencia de comercialización de partes para la industria de la refrigeración, se incursiona en la importación y comercialización de materias primas para la industria higiénica y médica (Línea No Tejidos). Durante este año también se inicia el proyecto de actualización tecnológica de toda la línea de recubrimientos con equipos de última tecnología, dado los altos estándares de calidad exigidos por los clientes.

A partir del año 2009 se inició la comercialización de materiales no tejidos, inicialmente con materiales tipo Spunlace para la producción de pañitos húmedos. En el año 2011, se amplió el portafolio con la inclusión de materiales tipo Spunlaid (spunbonded) para la fabricación de pañales para bebé.

b. Clasificación

Según el listado de usuarios no regulados por niveles de tensión del portal de XM, Expertos en Mercados, del mes de Junio de 2016, la empresa Induservi S.A.S no aparece como usuario no regulado. Aunque este usuario tiene un consumo considerable de energía, este no se ha hecho beneficiario de contratos con el operador de red.

Se encuentra catalogado con código de Clasificación Industrial Internacional Uniforme CIIU 3311, correspondiente a la Instalación, mantenimiento y reparación especializada de maquinaria y equipo (33), mantenimiento y reparación especializada de productos elaborados en metal y de maquinaria y equipo (1) y específicamente mantenimiento y reparación especializada de productos elaborados en metal (1).

c. Características de Consumo de la Energía Eléctrica

La empresa Induservi S.A.S se dedicada al mantenimiento de las pipas de gas. Inicialmente se realiza una limpieza a las mismas, se vacían los residuos de gas que se encuentran al interior, seguido ser realiza el proceso de pintado con materiales especializados para esos elementos.

La particularidad de esta empresa es que la jornada laboral a pesar de ser de ocho horas diarias, esta depende de las condiciones climáticas, ya que cuando hay fuertes lluvias no se puede realizar actividades de vaciado, dado que esta se realiza al aire libre. Además por ser un outsourcing estos reúnen una cantidad considerable de pipas para iniciar los compresores destinados para esta actividad, cuando no existe esta cantidad los compresores, la empresa no inicia su proceso y por lo tanto el consumo de energía eléctrica es variable.

Los procesos con mayor uso de energía se presentan en la tabla 5.2 con promedio de uso.

Tabla 5.2 Procesos Empresa Induservi S.A.S

Proceso	Frecuencia de Uso	Promedio de Uso
Compresores de Aire	Diaria (8 - 10 horas continuas)	24,11% - 30,13% (horas al año)
Horneado de las piezas	Diaria (4 horas continuas)	12,05% (horas al año)
Pintura	Diaria (4 horas continuas)	12,05% (horas al año)

Fuente: Elaboración Propia

Los productos que ofrece la empresa son los siguientes:

- Mantenimiento de cilindros GLP y recubrimiento con pintura Electroestática.

Induservi no presenta una tendencia de producción en el año, debido a que se dedican a la prestación de servicios, la empresa tiene producción de acuerdo a la demanda que presente el cliente por lo tanto sus picos de consumo de energía eléctrica son variables. Los principales factores externos que intervienen en las líneas de producción del cliente son de ámbitos económicos y ambientales, como por ejemplo el alza en los materiales, o los días de lluvia dado que retrasan el proceso de vaciado de las pipas.

d. Uso eficiente de la Energía Eléctrica

Las estrategias que Induservi emplea para gestionar el uso de la energía al interior de la empresa, consisten en llevar a cabo un buen mantenimiento de los equipos con alta periodicidad, para así evitar accidentes que pueden incurrir en costos adicionales. Así mismo la empresa es consciente de optimizar el uso de equipos y utilizarlos cuando se presentan producciones altas.

La empresa no realiza ninguna actividad con los datos de medición obtenidos del dispositivo que proporciona datos electrónicos horarios, aunque tienen proyectos de ahorro energético. Estos realizan principalmente cambios de tecnología como en el caso de iluminación de bajo consumo.

5.5.3 Industria Licorera de Caldas

a. Historia

La Industria Licorera de Caldas es una empresa dedicada a la fabricación de licores con sede en la ciudad de Manizales. Tiene sus inicios en 1909 cuando La Nación entrega al departamento el dominio sobre las rentas y la fabricación de licores.

En 1943 mediante ordenanza de la Asamblea Departamental, se crea la Industria Licorera de Caldas, como una entidad autónoma, para darle a la venta de licores la organización comercial indispensable para su mayor rendimiento económico. La ordenanza establece que el Gobernador y el Secretario de Hacienda Departamental serían nombrados como directores y miembros permanentes de la empresa. Así mismo la División de Rentas de la Secretaría de Hacienda regula la producción de licores en Caldas.

La política de gestión de la empresa es comprometerse con la satisfacción de los clientes, con productos de excelente calidad a través de un comercio legítimo, manteniendo condiciones de seguridad física e industrial e implementando programas orientados a la salud de los empleados y partes interesadas. Esta política implica la mitigación de los impactos ambientales significativos, como factor fundamental en todas las actividades, cumpliendo con la normatividad vigente, realizando una adecuada gestión del riesgo y enfocados hacia el mejoramiento continuo, así mismo la generación de recursos para el bienestar y progreso de los ciudadanos del Departamento de Caldas.

b. Clasificación

Según el listado de usuarios no regulados por niveles de tensión del portal de XM, Expertos en Mercados, del mes de Junio de 2016, la empresa Industria Licorera de Caldas tiene un nivel tres de tensión ($30\text{kV} \leq \text{Nivel 3} < 57.5 \text{ kV}$) (XM, 2016)

Se encuentra catalogado con código de Clasificación Industrial Internacional Uniforme CIIU 1101, correspondiente a la elaboración de bebidas (11), elaboración de bebidas (0) y específicamente destilación, rectificación y mezcla de bebidas alcohólicas (1).

c. Características de Consumo de la Energía Eléctrica

La Industria Licorera de Caldas presenta un comportamiento aleatorio en los procesos de producción, debido a factores que afectan la continuidad en los procesos. La empresa tiene periodos del año donde la producción es máxima y por lo tanto se maximiza la mano de obra y el uso de materias primas. Por otra parte cuando la producción es mínima, es debido principalmente a fenómenos externos que la afectan, por lo tanto es baja y la fábrica no opera.

Los procesos con mayor uso de energía se presentan en la tabla 5.3 con un promedio de uso.

Tabla 5.3 Procesos Empresa Industria Licorera de Caldas

Proceso	Frecuencia de Uso	Promedio de Uso
Destilación	Semanal (8 a 10 horas)	4,01% - 5,48% (horas al año)
Envasado	Diaria (8 a 10 horas continuas)	32,87% - 41,09% (horas al año)
Oficinas Administrativas	Diaria (8 horas continuas)	32,87% (horas al año)

Fuente: Elaboración Propia

La Industria Licorera de Caldas presenta una mayor concentración de sus actividades en los meses de Septiembre, Octubre, Noviembre y Diciembre, esto se debe a la cercanía de la época de fin de año. Adicionalmente la empresa se ve afectada por diferentes factores externos, debido que al ser una empresa estatal los ámbitos políticos tienen una gran incidencia en el desarrollo normal de la empresa, también se consideran aspectos influyentes los niveles de exportación y la devaluación del peso colombiano.

d. Uso eficiente de la Energía Eléctrica

La Industria Licorera de Caldas ha innovado en los siguientes productos y procesos:

- Instalación de motores a prueba de explosión

Los principales objetivos que tiene la empresa según su plan de desarrollo son los siguientes:

- Incrementar ingresos operacionales.
- Disminuir costos y gastos.

- Fomentar la innovación.
- Incrementar el portafolio de productos de la ILC
- Optimizar la utilización de la capacidad instalada.
- Modernizar tecnológicamente los procesos productivos
- Posicionar las marcas y los productos en los mercados nacionales e internacionales.
- Apertura de mercados internacionales
- Fortalecer los canales de comunicación internos y externos.
- Supervisar y controlar el proceso de distribución.
- Promover la cultura de servicio al cliente.
- Seleccionar, incorporar y mantener personal idóneo.
- Fortalecer las competencias del talento humano.

Dentro de estos objetivos el líder de procesos menciona que la empresa tiene expectativas para llevar a cabo estrategias de eficiencia energética, dado que los primeros objetivos que tienen como marco de operación se refieren a la disminución de costos y gastos, en el fomento de la innovación y la optimización de la empresa. Desde la parte energética, la Industria Licorera de Caldas aún no ha desarrollado prácticas para cumplir con dichos objetivos.

La empresa muestra su intensión en conocer acerca de la gestión eficiente de la demanda así como también de la optimización de las redes eléctricas internas, que en ocasiones presentan complicaciones. Aunque la empresa tiene muchos empleados y su plata física es extensa no ha implementado programas de concientización del uso eficiente de la energía y tampoco se ha planteado implementar tecnologías de bajo consumo energético.

La empresa necesita ver el consumo de energía eléctrica como una variable para optimizar sus procesos productivos y reducir costos de operación. Por este motivo es fundamental que la empresa tenga mayor conocimiento acerca de la gestión de la demanda, así como de los incentivos que pueden llegar a ser otorgados por la empresa operadora si se cumplen con las negociaciones dentro de los contratos referentes a la cantidad de energía eléctrica que será consumida. Adicionalmente se elabora un control de los equipos y se estudia la posibilidad de certificarse con las normas de calidad como la ISO 50001.

5.5.4 Descafeacol S.A

a. Historia

Se construyó en el año de 1988 con el objetivo de descafeinar café. En 1990 se construyeron los edificios para la planta de producción y las oficinas. En 1992 se inicia la producción con una capacidad instalada de 147.000 sacos de café anuales, en 2001 se incrementó la capacidad de producción anual a 234.000 sacos de café y por último en 2009 se compran las instalaciones de Foodex S.A., empresa dedicada a la producción de café instantáneo en la ciudad de Manizales.

La empresa tiene los siguientes compromisos en su plan de desarrollo:

- Garantizar la calidad de las materias primas, productos en proceso y terminado. Se cuenta con laboratorios tanto en la Planta Descafeinadora como en la de Solubles y un panel de catación altamente calificado.
- Invertir en Investigación y Desarrollo para la mejorar sus procesos y el desarrollo de nuevos productos y empaques, de acuerdo con las necesidades específicas de los clientes.

b. Clasificación

Según el listado de usuarios no regulados por niveles de tensión del portal de XM, Expertos en Mercados, del mes de Junio de 2016, la empresa Descafeacol tiene un nivel tres de tensión ($30\text{kV} \leq \text{Nivel 3} < 57.5 \text{ kV}$) (XM, 2016)

Se encuentra catalogado con código de Clasificación Industrial Internacional Uniforme CIIU 1063, correspondiente a la elaboración de productos alimenticios (10), elaboración de café (6) y específicamente otros derivados del café (3).

c. Características de Consumo de la Energía Eléctrica

La empresa Descafeacol, labora por turnos, esto quiere decir que la empresa tiene una producción continua 24 horas al día los siete días a la semana, de 27 a 28 días al mes, con lo que se esperaría tener un comportamiento estable durante todo el año, con excepción de los días donde la producción se detiene para realizar actividades de limpieza en la planta.

Los procesos con mayor uso de energía se presentan en la tabla 5.4 con un promedio de uso.

Tabla 5.4 Procesos Empresa Descafecol

Proceso	Frecuencia de Uso	Promedios de Uso
Compresores de Aire	Diaria (24 horas continuas)	84,38% (horas al año)
Compresores de Refrigeración	Diaria (24 horas continuas)	84,38% (horas al año)
Motores Caldera	Diaria (24 horas continuas)	84,38% (horas al año)
Torre de secado	Diaria (24 horas continuas)	84,38% (horas al año)
Torre de Aglomerado	Diaria (24 horas continuas)	84,38% (horas al año)

Fuente: Elaboración Propia

Los productos que ofrece la empresa son los siguientes:

- Café soluble en polvo (planta de solubles)
- Café soluble aglomerado (planta de solubles)
- Café Descafeinado (planta descafeinadora)

Esta empresa se ve afectada en sus procesos principalmente por cambios ambientales que producen variaciones en la calidad del café lo que hace que sus clientes se vean en la obligación de reducir la cantidad de café a las cuales se les aplicará los procesos de descafeinado.

Adicionalmente la empresa cuenta con una línea eléctrica de alta tensión que llega a un transformador interno, la cual se ve afectada por lluvias severas. Estos factores producen fallas en el circuito, y por lo tanto la empresa presenta pérdidas en tiempo y materiales, dado que al existir una desconexión del sistema la planta de emergencia no está conectada a todos los pasos de la cadena de producción. Arrancar nuevamente la planta lleva tiempo hasta lograr las temperaturas adecuadas para continuar con el proceso.

d. Uso eficiente de la Energía Eléctrica

La empresa ha innovado en procesos con la ampliación de la línea de empaque y así mismo con la caldera de carbón, aunque se desea de realizar cambios en algunas de las válvulas por equipos de última generación para optimizar los procesos. Adicionalmente en la cadena de producción Descafecol ve la necesidad de realizar cambios en la

tecnología de iluminación que se encuentra en toda la fábrica, migrando hacia la tecnología LED. Esto significaría un ahorro aproximado de siete millones de pesos al mes en la factura del servicio de energía.

Otra de las propuestas para realizar un uso eficiente de la energía es aprovechar el vapor de agua para la generación de energía eléctrica. Es una propuesta que se encuentra en estado de estudio.

Dentro de la empresa se realizan revisiones periódicas a los controles automáticos de los equipos, dado que todo su proceso se encuentra automatizado. También se revisan los datos de medición de variables como corriente, temperatura, presión y nivel, para llevar a cabo un adecuado control y programación de los equipos. Aún no se controla ni se conocen los beneficios que se podrían obtener con la gestión de los datos de consumo de energía eléctrica.

5.6 Resumen y selección del Estudio de caso

Para seleccionar la empresa estudio de caso, a la cual se realizará un análisis de series de tiempo basado en los BIG DATA, usando los datos de potencia registrados por el medidor, se presenta en la tabla 5.5 un resumen de las principales características de cada una de las empresas a las cuales fue aplicado el instrumento.

Tabla 5.5 Resumen Características Empresas

Usuario	Consumo kWh/año 2015	Nivel de Tensión	Regulado	Eficiencia Energética	Automatización	% Disponibilidad Anual	Uso de Datos de Medición
Cencafé	980.972	3	SI	Paneles Solares Analizadores Portátiles	NO	72,33	NO
Induservi	110.000	--	NO	Mantenimiento Regular	NO	30,13	NO
Licorera	2'400.000	3	SI	Instalación de Motores a prueba de Explosión	NO	41,09	NO
Descafeol	3'051.883	3	SI	Cambio de Tecnología Iluminación	SI	84,38	NO

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla anterior se resumieron las principales características de los usuarios industriales a los cuales fue aplicado el instrumento, para seleccionar uno de ellos con el

cual se desarrollará un caso de estudio con el análisis de los BIG DATA a través de la metodología de series temporales.

En la tabla 5.5 se encuentran la descripción de las cuatro empresas, donde se discrimina el consumo anual, el nivel de tensión en el cual se encuentran clasificados, si es usuario regulado, los avances que desarrollan en eficiencia energética, si tienen algún grado de automatización, el porcentaje de disponibilidad anual de energía eléctrica que deben tener los dispositivos dedicados a la producción, y por último si la empresa desarrolla actividades con los datos de potencia horarios con los que cuenta.

Al analizar la tabla anterior se escoge como caso de estudio la empresa Descafecol. Esta empresa presenta un mayor promedio de consumo anual que las demás, también ha avanzado en términos de eficiencia energética con cambios de tecnología para reducir consumos, adicionalmente, el proceso de producción está completamente automatizado, lo que permite tener datos de diferentes tipos de variables, las cuales pueden nutrir futuras investigaciones y lo más importante, es que la empresa presenta necesidades de suministro continuo de electricidad en un porcentaje mayor a las demás.

Si se revisa la Figura 1.1, se puede observar que la empresa Descafecol ha avanzado en la primera etapa de la evolución de las estrategias de implementación de PGD, de una forma pasiva. Este usuario cuenta con un ingeniero electricista de mantenimiento, el cual tiene una visión importante acerca de los nuevos desarrollos de innovación y optimización de operaciones donde se utiliza la energía eléctrica.

6. Capítulo 6

En este capítulo se realizará un análisis del portafolio de estrategias de PGD que podrán ser aplicadas a los usuarios industriales estudiados en el capítulo quinto. Seguido se llevará a cabo un análisis de los datos del usuario seleccionado como estudio de caso a través de la metodología Series Temporales, con el uso del software R. Finalmente se presentan los resultados del análisis.

6.1 Portafolio de Estrategias para la Implementación de PGD

La propuesta que ofrece esta tesis es ver los PGD como un portafolio de estrategias que agrupen diferentes tipos de programas ya existentes, incluyendo principalmente las necesidades del usuario, así como otros tipos de variables que directa o indirectamente influyen en el consumo de la energía eléctrica. Así mismo, la inclusión de la eficiencia energética e indicadores de optimización que permitan controlar las variaciones de ahorro energético.

Según las características de los usuarios descritos en el capítulo anterior se puede identificar que este tipo de sector en los dos últimos años desde que fue aprobada la ley 1715 de 2014, reportan pocos avances en términos de eficiencia energética e inclusión de recursos energéticos distribuidos (RED's) provenientes de fuentes renovables de energía.

Motivados por ser un sector de alto consumo de energía eléctrica y con características para la respuesta activa de la demanda, ya que son un tipo de usuario que cuenta con dispositivos que le permiten realizar actividades, como medición, generación, y control local. Así mismo posibilidad de contar con personal calificado para la optimización de

recursos energéticos, posibilidades de acuerdos con el suministrador del servicio e inversiones a largo plazo en modernización de infraestructura eléctrica de alta eficiencia.

En este capítulo se presenta un portafolio de estrategias las cuales podrían ser implementadas por diferentes tipos de usuarios industriales, con ciertas variaciones de acuerdo a sus características, necesidades y aspectos que modifican su consumo de energía eléctrica, que son identificadas a través de los SMALL, OPEN y LINKED DATA, y a su vez se analizará el estudio de los BIG DATA de la empresa Descafecol a través del uso de series temporales.

6.2 Estratégias de PGD identificados a través de ALL DATA

Las primeras estrategias que el usuario industrial podría implementar como PGD pasivos, se centran principalmente en las auditorías energéticas (AE) definidas en el Capítulo 3. Estos usuarios podrán iniciar procesos de gestión de la demanda, para el ahorro energético, así podrán obtener beneficios para todos los agentes que participan en el ejercicio de proporcionar un suministro seguro y confiable de energía eléctrica.

Las actividades que se desarrollan como estrategias pasivas de gestión de la demanda, tienen menores costos de inversión y cambios reducidos en infraestructura y tiempos de operación, dado que no hay una participación activa en el mercado de la energía. Estas actividades comprenden el análisis detallado de las instalaciones, donde se clasifican los equipos, se realizan diagramas y características de los circuitos, se elaboran balances de potencia y energía y se trazan líneas base de consumos.

Con la correcta elaboración de las AE se tiene un conocimiento detallado del usuario, que con una inversión menor se pueden realizar programas donde se tenga en cuenta la percepción del usuario, los análisis tarifarios que demuestren ahorros significativos, análisis de la calidad de la potencia, donde las exigencias del usuario se mantengan y se registren compromisos de confiabilidad, estimaciones de curvas de carga, sistemas de control pasivo y evaluaciones de pre-factibilidad para inversiones a corto, mediano y largo plazo.

Las AE permiten tener SMALL DATA basados en el conocimiento particular del usuario para identificar sus características y necesidades puntuales con el fin de reducir sus

costos de electricidad y optimizar sus procesos productivos. Los OPEN DATA y LINKED DATA también proporcionan fuentes muy importantes de información que permiten analizar al usuario desde otros tipos de variables, que de una forma indirecta también caracterizan al consumidor. Estas fuentes pueden ser obtenidas a través de instrumentos que permitan referenciarse a fuentes externas como indicadores del clima, porcentajes de variación de costos de materias primas, índices macroeconómicas, entre otras.

El análisis de los BIG DATA a través de los datos de potencia activa, no solo proporcionan análisis de consumo, sino también análisis de gasto energético. Esto permite una mejor distribución de la demanda, para diseñar estrategias que permitan implementar diferentes fuentes de energía eléctrica para así aumentar la confiabilidad del sistema. También se mejoran los precios por kWh de los contratos bilaterales firmados con los comercializadores del mercado de electricidad. El análisis de los datos identifica tendencias de consumo lo que permite una mejor planeación de los recursos energéticos y de esta manera diseñar indicadores de desempeño.

Con estos análisis se proporcionan herramientas para realizar un control más activo de la demanda, donde el usuario tiene inversiones mayores, pero sus beneficios pueden ser obtenidos en menores periodos de tiempo, por lo tanto la relación beneficio costo empieza a ser más atractiva para este tipo de usuarios. Las primeras actividades son la modernización de la planta, como cambios de iluminación, soluciones domóticas (oficinas entre otras áreas comunes), equipos más eficientes y con mayor confiabilidad.

Para el desarrollo de estas modernizaciones también es necesario seguir un mapa de ruta donde primero se mida y se verifiquen los mecanismos y/o equipos a modernizar, seguido de revisiones detalladas de las tecnologías actualmente instaladas, identificación de los circuitos donde están instalados estos dispositivos y las frecuencias de uso, así como también los niveles de potencia requeridos y finalmente controles y monitorizaciones periódicas para corroborar los ahorros de energía.

Las inversiones en modernización según evaluaciones técnicas, económicas y sociales permiten viabilizar proyectos de instalación de generación local. Para esto hay que tener en cuenta la capacidad de generación que va a proporcionar el sistema a ser instalado, la ubicación donde se van a implementar, los niveles de tensión a los cuales se conectará, las necesidades de la carga y la sensibilidad de los circuitos. Si estos proyectos

proviene de fuentes alternativas de energía, la regulación debe realizar estudios económicos para proporcionar los correspondientes incentivos.

Con la implementación de todas estas estrategias los usuarios industriales deben seguir apostando al control y monitoreo de sus ahorros energéticos, a través del análisis de todos los datos ALL DATA. Para realizar esto de una forma dinámica se deben diseñar plataformas para la cuantificación del ahorro energético, mediante la elaboración de clúster de información propia de la empresa (SMALL DATA), información técnica de consumo (BIG DATA), información macro-económica (OPEN DATA) y los datos enlazados a través de la operación en tiempo real de dichas plataformas que se convertirán en aplicaciones web (LINKED DATA).

Con la masificación de la implementación de este tipo de prácticas se busca identificar fortalezas, debilidades, oportunidades y amenazas para conocer los aportes de cada usuario a un plan de desarrollo eficiente de la energía que pueda ser implementado en cualquier parte del mundo. Un diseño estratégico para el avance de la eficiencia energética con lineamientos estratégicos y opciones aterrizadas y concretas con orden lógico de acuerdo a los recursos que se deben disponer para su correcta ejecución. Además se pueden celebrar contratos basados en proyecciones de crecimiento, así como también predicciones de consumo teniendo en cuenta las barreras y las variables que afectan el consumo típico de energía.

A continuación se describen los pasos para la toma de decisiones orientadas por los datos. En este caso, realizar un análisis de los datos de consumo BIG DATA de la empresa seleccionada como estudio de caso, identificar cuáles son los principales programas de gestión de la demanda que podría implementar de acuerdo a sus características, necesidades e intereses.

6.3 Análisis BIG DATA empresa Descafecol

Se realizó una recopilación de la potencia activa consumida en el periodo comprendido entre Septiembre de 2014 y Enero del 2015. Luego, se examinaron los datos para identificar que estuvieran completos.

Para realizar el análisis de los datos se empleó una herramienta utilizada en el desarrollo y aplicación de las técnicas utilizadas en la minería de datos. Esta herramienta es el

software libre “R” (Chambers, 2015) que facilita la creación de modelos a través de técnicas de análisis de datos. Se eligieron las series temporales para identificar el comportamiento de la base de datos, ya que estos son un conjunto de valores de la variable de potencia activa a lo largo de periodos regulares de tiempo de 24 horas al día.

Los datos de consumo de potencia activa (kWh) fueron utilizados para estimar los parámetros. En la Figura 6.1 se observa la respuesta serie de tiempo que abarca el periodo comprendido entre el 1 de septiembre de 2014 al 30 de enero de 2015. Los días se identifican por ciclos de 24 horas.

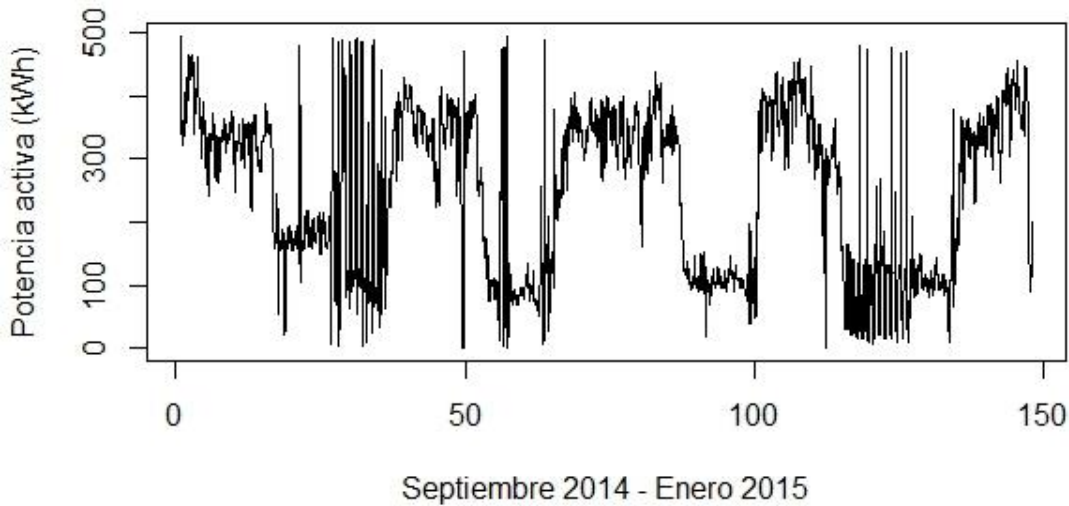


Figura 6.1 Potencia Activa Descafecol de Sep. 2014 a Ene. 2015

En la Figura 6.1 se observa que el consumo de potencia de la empresa Descafecol no tiene un comportamiento estable. Según las respuestas al instrumento Descafecol manifiesta que la empresa tiene un consumo estable de 24h por siete días a la semana, solo con unas variaciones cerca de dos o tres días a finales de mes, los cuales son empleados para realizar labores de limpieza en los equipos.

En la serie también se tienen datos de ceros debido a problemas en desconexiones fortuitas. Estas se deben a problemas en el circuito donde se encuentra la empresa, ya que la zona donde está ubicado es un circuito mixto, que tiene carga tanto residencial como industrial. Adicionalmente cuenta con cargas especiales como colegios.

Entre los números 100 y 150 de la Figura 6.1 se puede observar un valle. En este periodo la empresa no presentó consumos elevados dado que los empleados cuentan con unos días de vacaciones en el mes de diciembre.

Para confirmar la variación que presenta el usuario en su consumo, se graficó la primera semana de la muestra. Aunque los valores son cercanos como se puede observar en la figura general, específicamente no hay un día igual a otro. Este comportamiento se puede observar en la Figura 6.2.

Primera semana de Septiembre de 2014

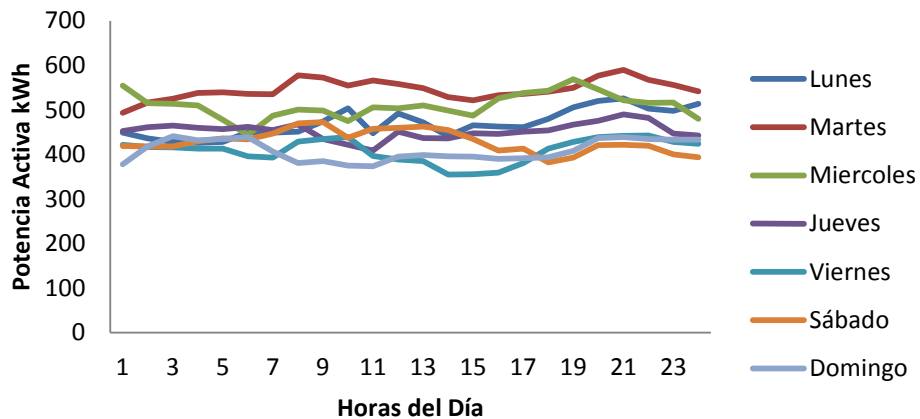


Figura 6.2 Consumo de P en la primera semana de Septiembre de 2014

En la Figura 6.2 se observa que los días donde el consumo de potencia es menor son los días viernes y domingo. Esto se debe principalmente a que la parte administrativa no realiza actividades, lo que ayuda a que el consumo en estos días sea menor. Adicionalmente se observa que el máximo se presenta los martes y miércoles, cuando el consumo aumenta. Se debe principalmente a las oficinas, las cuales presentan un comportamiento muy parecido a la curva característica residencial, donde su máximo de consumo se da en los días intermedios de la semana.

Así mismo las series temporales permiten predecir valores actuales o futuros a partir de valores tomados del pasado. Esta metodología ha sido implementada en diferentes trabajos y referenciada aquí, dado que en una serie temporal los estudios más frecuentes son la creación de un modelo y el análisis de los ciclos. Existen muchos modelos

estadísticos aplicados a las series temporales, entre los cuales se destaca el modelo ARIMA por su potencia y eficacia (Ismail, Zahran, & Abd El-Metaal, 2015).

Con el fin de identificar el modelo adecuado primero se comprueba que la serie es estacionaria, por tal motivo se trazan las funciones de Autocorrelación Simple (ACF) y Autocorrelación Parcial (PACF), lo que permite identificar la relación que tiene la serie con ella misma. En las Figuras 6.3 y 6.4 se pueden observar los correlogramas que fueron obtenidos a través del software.

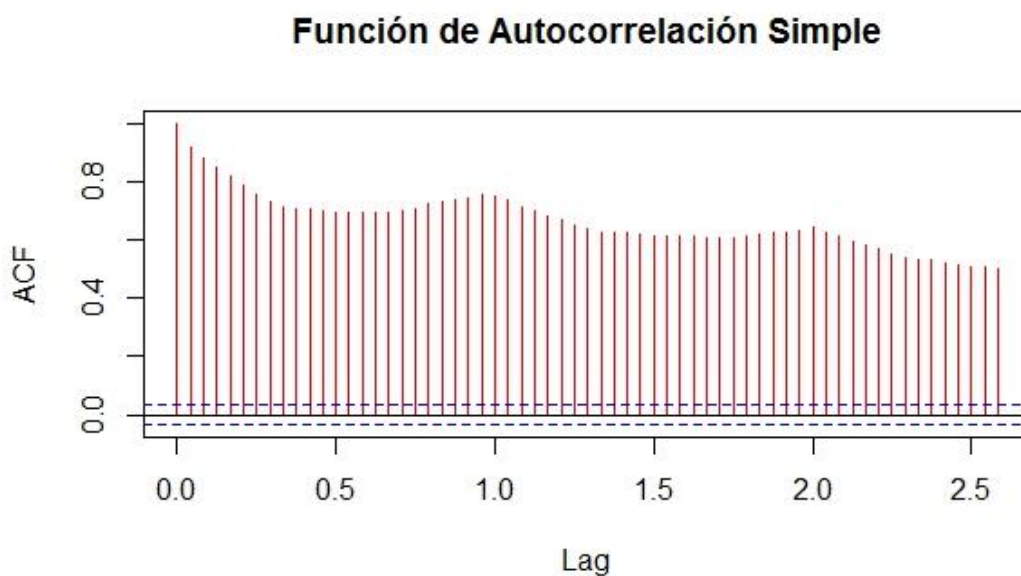


Figura 6.3 ACF serie Descafécol

El correlograma de la serie puede ayudar a determinar si la serie es estacionaria y el orden de la serie. Si el correlograma de autocorrelación simple decae rápidamente a cero, se dice que el proceso es estacionario, y si los valores decaen lentamente a cero se tiene que el proceso no es estacionario. Según la Figura 6.3 se puede observar que el proceso no es estacionario.

La función de autocorrelación simple que se muestra en la Figura 6.3, presenta el conjunto de coeficientes de autocorrelación, e indica hasta qué punto la variable de potencia activa depende de ella misma. Cuando el valor de la serie depende fuertemente del valor anterior existirá un valor de correlación alto entre la serie y la misma serie desplazada un periodo y así sucesivamente con los valores anteriores. La Figura 6.3 muestra coeficientes que disminuyen lenta y gradualmente.

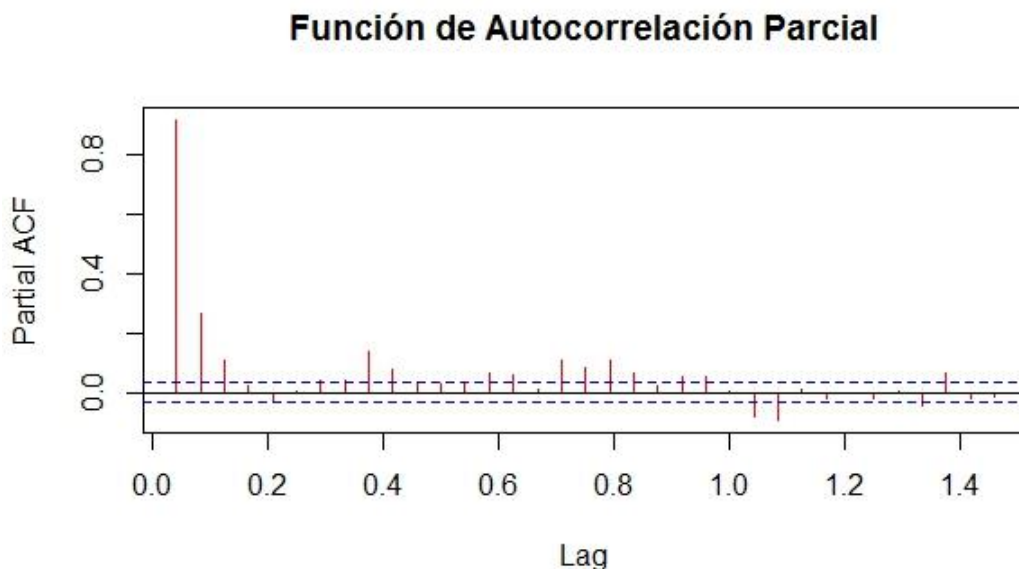


Figura 6.4 ACF Parcial serie Descafeol

La función de correlación parcial permite estudiar la correlación entre la serie y la misma serie retardada sin incluir los efectos intermedios.

Cuando la serie no es estacionaria, se halla el parámetro d , el cual se refiere a la cantidad de veces que se debe diferenciar la serie para volverla estacionaria. Para encontrar un valor del parámetro d se puede utilizar dentro del software R una función, que devuelve el orden de diferenciación más conveniente, como se observa en el código utilizado en el software R. Esto se puede observar en el Anexo B.

En este caso $d = 1$, por lo tanto, la serie no es estacionaria, y el modelo debe ser diferenciado una vez, para convertir la serie en estacionaria.

El software R dispone de un procedimiento automático que busca entre los diferentes valores de los parámetros el modelo más adecuado, tanto para la parte regular como para la parte estacional. Esta función la realiza a través del algoritmo de (Hyndman & Khandakar, 2008), que elige los parámetros minimizando el valor del Criterio de Información de Akaike's (AIC) (Shumway & Stoffer, 2011), y los valores de d y D mediante el test de raíz unitaria.

Para el modelo de la empresa Descafecol este procedimiento encuentra y ajusta un modelo ARIMA (4,1,4) sin parte estacional. A continuación se presentan los valores entregados por el software.

```
Series: datos[, 4]
ARIMA(4,1,4) with drift

Coefficients:
      ar1   ar2   ar3   ar4   ma1   ma2   ma3   ma4   drift
      0.9542 0.7806 -0.9146 0.0633 -1.3541 -0.4665 1.2710 -0.4187 -0.0654
s.e.  0.0656 0.0635 0.0683 0.0469 0.0624 0.0730 0.0734 0.0524 0.2177

sigma^2 estimated as 2270: log likelihood=-18633.61
AIC=37287.22  AICC=37287.28  BIC=37348.91
```

Se pueden observar los coeficientes de cada una de las variables del método ARIMA y su correspondiente desviación estándar, donde ar1 corresponde a ϕ_1 , ar2 corresponde a ϕ_2 y así sucesivamente con cada coeficiente de la parte autorregresiva, ma1 corresponde a θ_1 , ma2 corresponde a θ_2 , y así sucesivamente para cada uno de los coeficientes de la parte de promedio móvil, según el modelo autorregresivo integrado de media móvil ARIMA.

Para encontrar un valor de AIC menor se realiza una búsqueda manual de los parámetros según las características de los correlogramas entregados por el software, obteniéndose un modelo ARIMA con un polinomio de orden 3 en el componente no estacional y de orden 1 en el componente estacional que tiene un periodo de 24 horas. Es necesaria una diferenciación en el componente no estacional y no es necesario diferenciar en el componente estacional. Por último se presenta un polinomio de orden 1 en el componente de promedio móvil para la parte no estacional y un polinomio de orden 2 en el componente de promedio móvil en la parte estacional.

$$\text{ARIMA (3,1,1)(1,0,2)[24]}$$

A continuación se relaciona la salida con los resultados que proporcione el software R.

```
ARIMA (3,1,1)(1,0,2)[24]
Coefficients:
      ar1   ar2   ar3   ma1   sar1   sma1   sma2
      0.5384 0.1672 0.0685 -0.9589 0.7918 -0.6873 0.0597
s.e.  0.0188 0.0195 0.0177 0.0080 0.0299 0.0339 0.0189

sigma^2 estimated as 2183: log likelihood = -18570.12, aic = 37156.23
```

Se observa que el término del coeficiente AIC es menor en el nuevo modelo, por tal motivo se tiene que el modelo ARIMA (3,1,1)(1,0,2), es más preciso y se ajusta mejor a la serie de tiempo.

Seguido el software permite una predicción de valores futuros del modelo ARIMA mediante un modelizador experto. La función calcula las predicciones para el número de periodos deseados, así mismo permite representar los intervalos de confianza para las predicciones y los valores ajustados.

En la Figura 6.5 se presenta una predicción de 48 horas utilizando el modelo ARIMA encontrado.

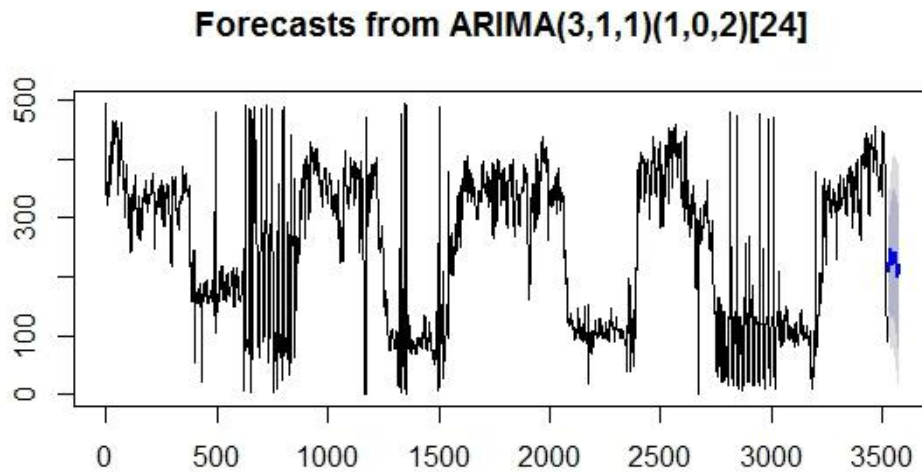


Figura 6.5 Predicción de la demanda 48h

La predicción de 48 horas se muestra después del dato 3500. Claramente se ve que el modelo aún presenta fallas para la predicción, esto se debe a la falta de correlación de la serie con ella misma. Los valores de predicción no muestran una tendencia a lo que se presentaba en ese momento y tampoco tiene relación con los valores para esos periodos de tiempo.

La Figura 6.6 muestra la superposición del valor ajustado, el cual se representa como la resta de la serie de tiempo original menos el residuo.

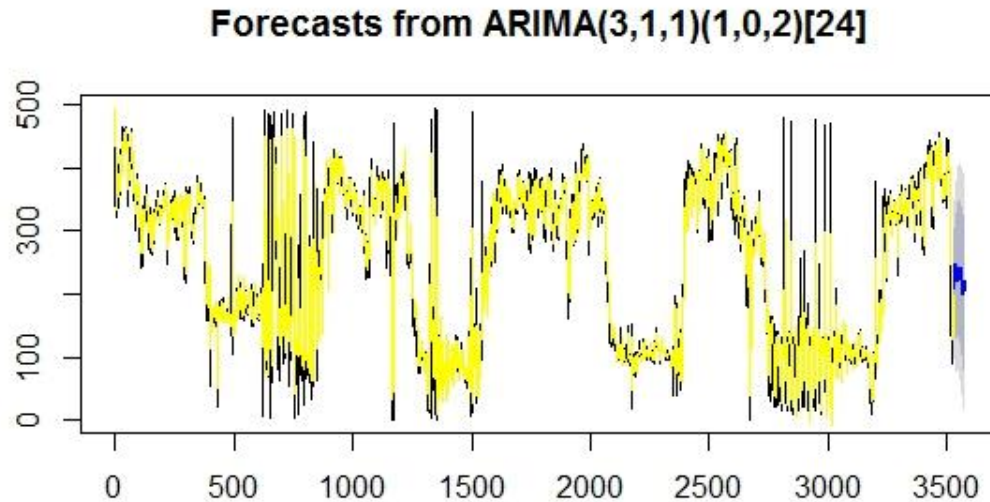


Figura 6.6 Superposición de valores ajustados

En la Figura 6.6 se presentan variaciones muy abruptas de los datos. Se observan picos que el modelo ARIMA no puede determinar como un comportamiento normal de la serie, lo cual indica que esta debe ser depurada y se debe prescindir de los datos que inyectan ruido. Para continuar en el proceso de un modelo más adecuado, se realizan diferentes pruebas que orienten la elección del modelo.

A continuación se presentan diagnósticos del modelo ARIMA encontrado mediante el modelizador experto. Es conveniente comprobar que el modelo elegido es completo y no deben añadirse nuevos elementos. Para ello se analizan los residuos con un gráfico que se presenta en la Figura 6.7.

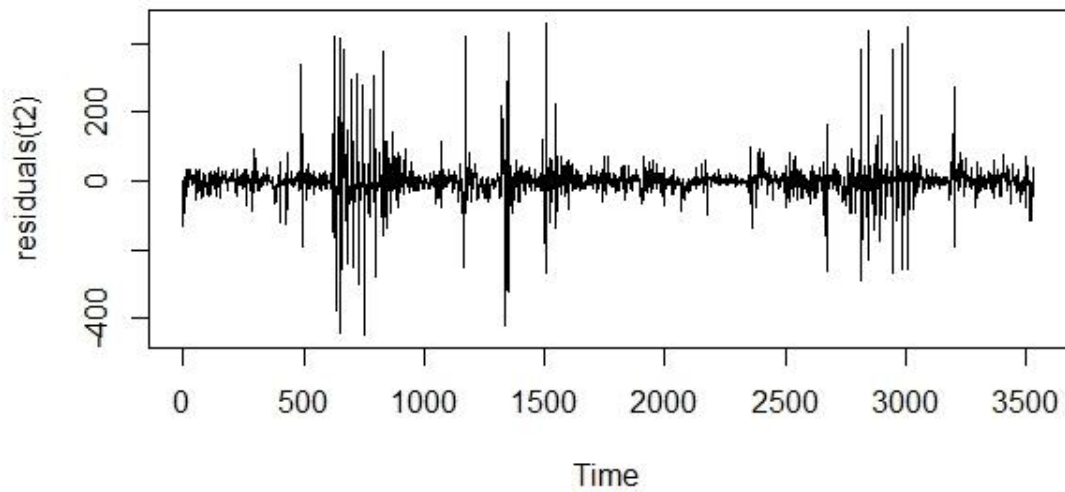


Figura 6.7 Gráfico de valores residuales

Se puede comprobar como los residuos parecen comportarse aleatoriamente, sin secuencias predecibles o una estructura de correlación, esto puede deberse al modelo conocido como ruido blanco.

A continuación se prestan en la Figura 6.8 gráficos de residuos, ACF de residuos, y valores p de Ljung-Box para cada retardo.

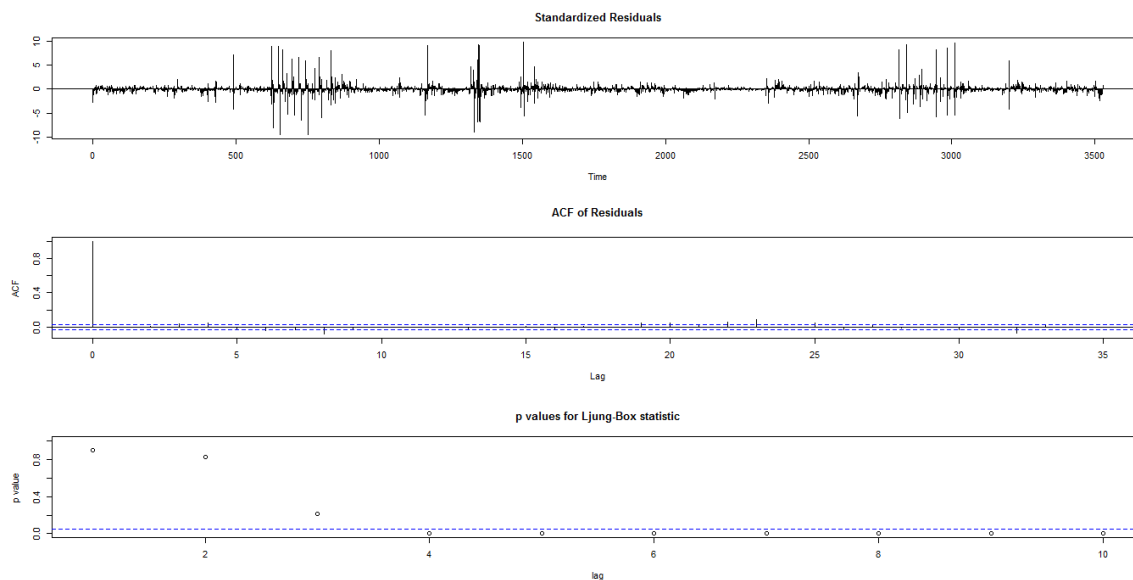


Figura 6.8 Gráfico ACF de residuos y valores p

En la Figura 6.8 de residuos tipificados se puede comprobar como la mayoría son pequeños. El gráfico ACF no muestra autocorrelaciones importantes y los p-valores correspondientes a la prueba Ljung –Box, para todos los retardos las autocorrelaciones estimadas son normales con media cero y varianza $1/n$.

También existe una función que realiza un test conjunto para contrastar la hipótesis nula de que se trata de ruido blanco. A continuación se presentan los resultados entregados por el programa.

```
Box-Ljung test
```

```
data: t2$residuals  
X-squared = 53.345, df = 12, p-value = 3.576e-07
```

Según el teorema de Box – L Jung los p-valores deben ser superiores al 5%. En este caso el modelo no cumple con esta característica, lo que indica que no es un modelo correcto para esa serie de tiempo, lo que se puede deber a las variaciones abruptas que presenta la serie. A continuación se realiza un análisis por meses discriminando los días donde la empresa no presentó una producción estable y máxima. En la Figura 6.9 se representa la serie de tiempo para los cinco meses de datos.

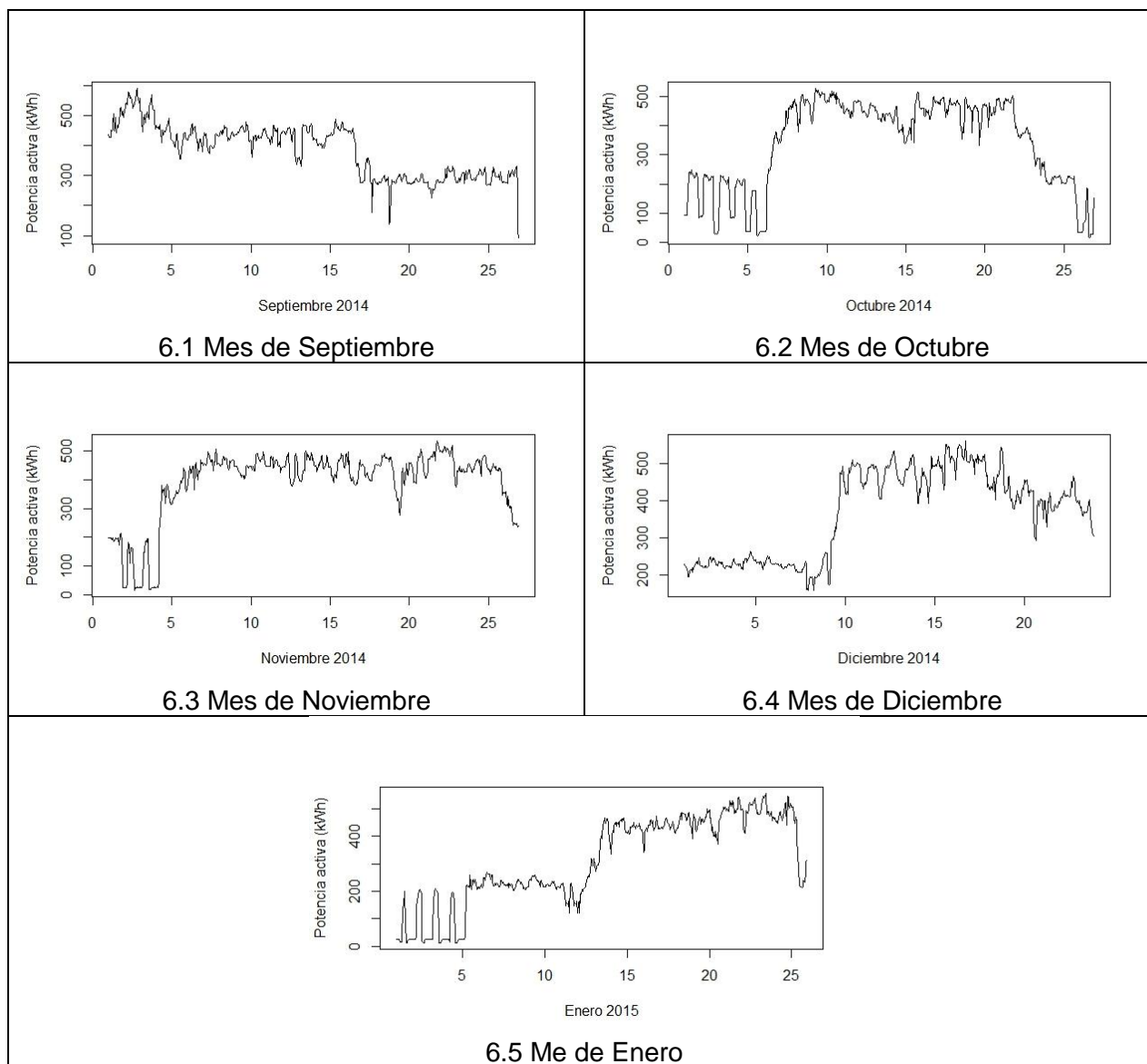


Figura 6.9 Serie de Tiempo por meses, A. Septiembre, B Octubre, C Noviembre, D Diciembre, E Enero

Como se observa en las imágenes de la Figura 6.9, en todos los meses Descafecol presentó un comportamiento variable en el tiempo. Las series de tiempo se tomaron hasta el día 26 del mes, dado que los últimos días la empresa se dedica especialmente a hacer labores de limpieza de los equipos para iniciar con la producción del siguiente mes, y por lo tanto no hay un consumo significativo de potencia.

Para las series temporales por meses, con la función de `auto.arima`, el software R proporciona las siguientes salidas para cada mes:

Tabla 6.1 Modelos de las Series Temporales de cada mes

MES	MODELO (auto.arima)
SEPTIEMBRE 2014	ARIMA(1,1,2)
OCTUBRE 2014	ARIMA(0,1,1)
NOVIEMBRE 2014	ARIMA(1,1,2)
DICIEMBRE 2014	ARIMA(2,1,1)
ENERO 2015	ARIMA(3,1,2)

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo a los modelos observados en la tabla anterior, se deduce que todos los meses son diferentes a excepción de los meses de Septiembre y Noviembre que presentan el mismo modelo. Adicionalmente a esto el modelo del mes de Enero es muy elevado, dadas la cantidad de variaciones que tiene, debido a que la primera semana la empresa no presenta producción.

Para continuar con el análisis de los datos, en la Figura 6.10 se presenta una serie de tiempo depurada, donde se excluyen los días en que la empresa no tiene producción. Además las horas en que ocurrieron fallas fortuitas, y adicionalmente se excluye el mes de Enero por tener un comportamiento muy diverso.

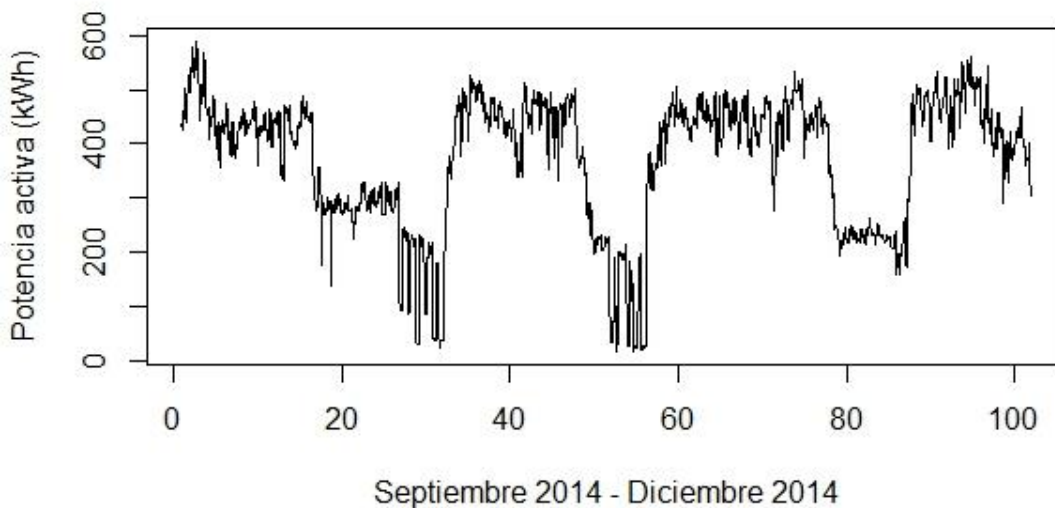


Figura 6.10 Serie de tiempo depurada

Se puede observar que la nueva serie de tiempo depurada muestra de una manera limpia las variaciones en los consumos. Esta serie de tiempo está construida a través de

los datos comprendidos entre los meses de Septiembre a Diciembre de 2014, de los días entre el primero y el 26 de cada mes para las 24 horas del día.

El modelo automático que proporciona el software para la presente serie de tiempo es ARIMA (3,1,4). A continuación se presentan los resultados entregados en el software:

ARIMA(3,1,4)

Coefficients:

	ar1	ar2	ar3	ma1	ma2	ma3	ma4
	0.9280	0.7974	-0.8256	-0.8038	-0.9657	0.7492	0.0963
s.e.	0.0466	0.0704	0.0402	0.0510	0.0659	0.0352	0.0248

sigma² estimated as 415.4: log likelihood=-10734.75

AIC=21485.49 AICc=21485.55 BIC=21531.83

Se observa que el criterio AIC es de 21485.49, lo que indica que el modelo es más acertado y la serie tiene mayor autocorrelación.

Seguidamente se eliminan de la serie depurada los últimos cinco días, para realizar la predicción para dicho periodo con el modelo encontrado. En la Figura 6.11 se pueden observar los resultados entregados por R, con intervalos de confianza del 95% (líneas punteadas).

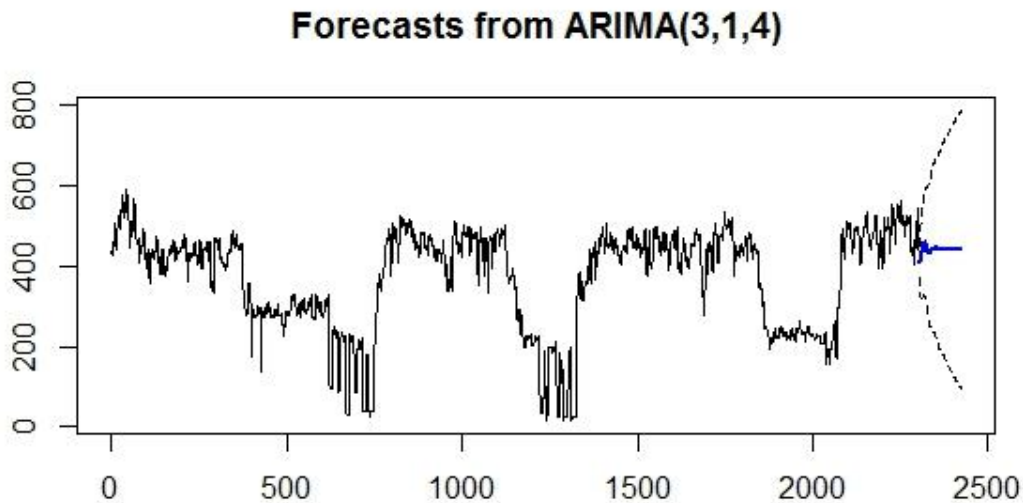


Figura 6.11 Predicción de cinco días de la muestra

En la Figura 6.11 se observa una leve amortiguación que luego tiende a estabilizarse en un valor promedio, pero también se observa que los valores se mantienen en el rango de los valores reales. Para ver claramente este suceso en la Figura 6.12 se muestran los valores de esos cinco días, lo que corresponde a 120 horas, los cuales serán comparados con los valores reales, para observar su similitud.

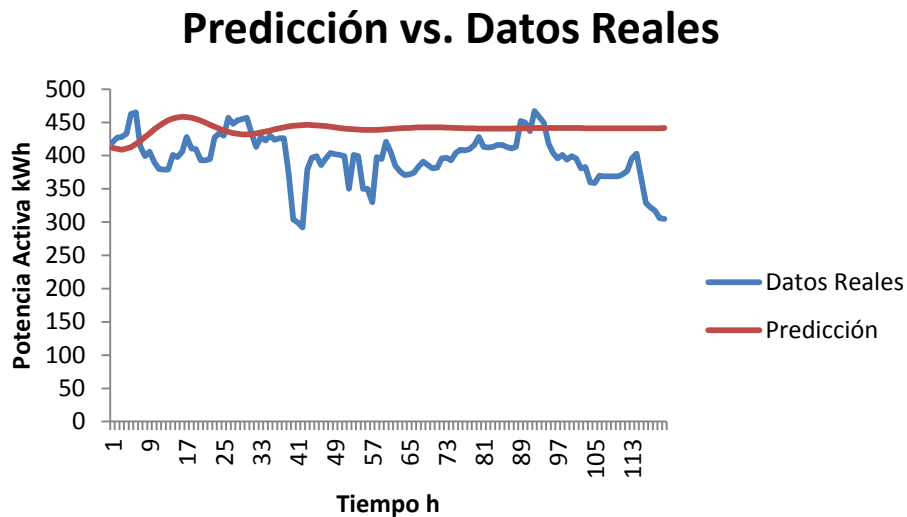


Figura 6.12 Predicción vs. Datos reales

En la Figura 6.12 se observa que la predicción conserva los rangos de operación del consumo de energía eléctrica, aunque se crea una curva de tendencia entre los valores máximos y mínimos de los intervalos de confianza, los cuales para este caso específico son del 95%. Estos datos son fundamentales para la planeación de los PGD, ya que al conocer la cantidad de potencia que se va a consumir, se pueden optimizar las contrataciones en cantidad, calidad y tarifas de la energía para el siguiente periodo.

Se han desarrollado diferentes estrategias que permitan desarrollar un mapa de ruta que pueda ser aplicado a los datos de cualquier usuario para poder tener predicciones cercanas a los valores reales.

En este caso de estudio encontramos que la predicción de la demanda al 95% tiene un rango amplio en correspondencia con la mayor variabilidad de los datos, debido a la varianza que presenta la serie. Esta serie de tiempo muestra caídas de potencia inexplicables, las cuales se pueden apreciar en la Figura 6.11 en los intervalos de los

datos 500 a 1000 y de 1000 a 1500. Este es un comportamiento anormal del sistema de medición.

Como el interés que se le da actualmente a los datos es bajo y no se tienen dispositivos eficientes instalados que entreguen información totalmente confiable, se pueden presentar estos tipos de comportamientos, donde los modelos no convergen ya que su varianza es grande.

A continuación se describirá el proceso de imputación para los datos críticos que reflejan fallas en la recolección de los datos por cuenta de la caída del sistema de medición. Para elaborar ese proceso se realizaron las siguientes acciones:

- En el software Excel se realizó una maniobra de rellenado de una serie para una tendencia geométrica de forma manual.
- Se seleccionaron los datos de inicio y fin del intervalo, los cuales fueron utilizados para encontrar la serie de tendencia. Se dividió la cantidad de datos faltantes en dos partes y esa es la cantidad de datos elegidos tanto de la parte superior como inferior de la muestra.
- Se selecciona el comando serie donde se escoge el tipo de serie que se desea. Para este caso particular, se eligió el tipo geométrico conservando la tendencia de los datos.
- Se construye la nueva serie con los datos entregados por Excel y se ingresa al software R.

Los resultados obtenidos por R con esta nueva serie se muestran en la Figura 6.13.

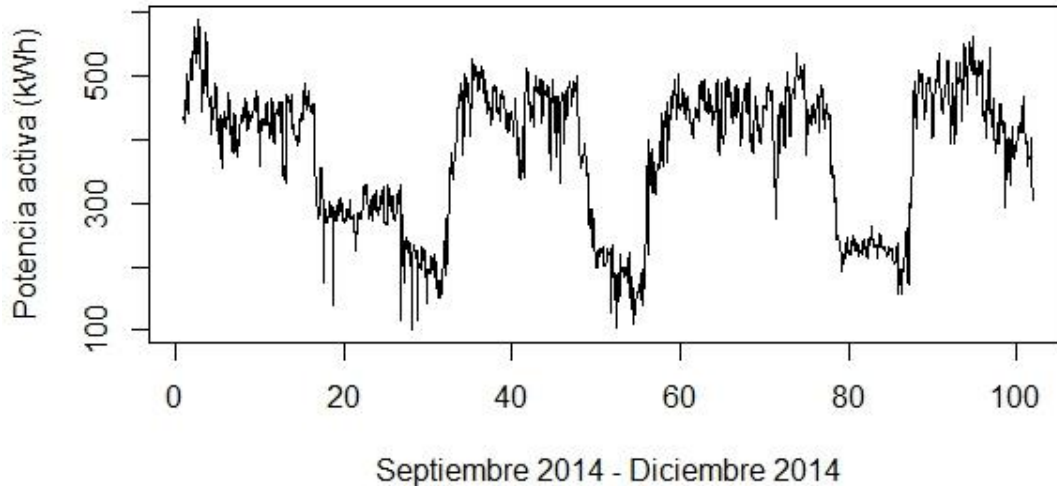


Figura 6.13 Serie Modificada

En la Figura 6.13 se observa que los valores de esas caídas de potencia ya no existen, y ahora se tienen tendencias de consumos más reales. Con esta nueva serie o curva de consumo de este usuario industrial específico se aprecian picos de consumos y valles, los picos se encuentran alrededor de los 500kWh, y los valles tienen potencia de alrededor de lo 200kWh.

Para analizar los datos de esta nueva serie se realizó el mismo proceso que con los datos anteriores, donde primero se identifica su estacionalidad, se propone un modelo ARIMA automático y luego se intenta refinar este a través de un ARIMA manual. Posteriormente se realiza la predicción y finalmente se hacen las comprobaciones correspondientes.

Al realizar todo el proceso en el software R se obtuvieron los siguientes resultados:

```
ARIMA (1, 1, 2)(1, 0, 0)[24]
Coefficients:
      ar1      ma1      ma2     sar1
      0.7251 -0.7542 -0.0885  0.1211
s.e.  0.0467  0.0498  0.0236  0.0203
sigma^2 estimated as 349.1:  log likelihood = -10527.83,  aic = 21065.65
```

Según los datos entregados por el software R este proporciona un modelo ARIMA (1,1,2)(1,0,0)[24], lo que permite deducir que la serie es más estable y el valor de

AIC=21065,65, corresponde al AIC más pequeño que se ha obtenido a lo largo de toda la investigación, lo que indica que el modelo se ha refinado y presenta una mayor exactitud.

La predicción de los últimos cinco días de la serie se desarrolló nuevamente con los nuevos datos, como se observa en la Figura 6.14.

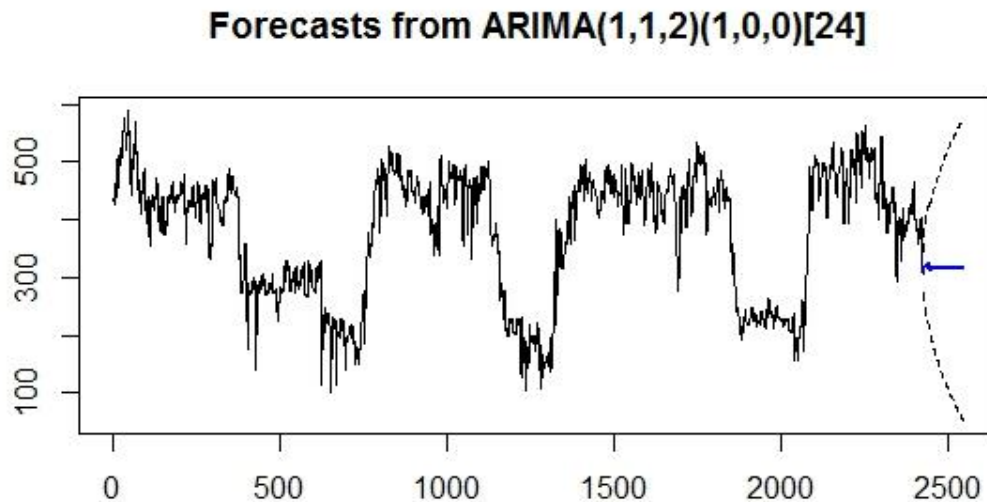


Figura 6.14 Predicción Serie Modificada

El software R a través de la herramienta de predicción construye un intervalo del 95% y efectivamente los valores reales caen dentro del intervalo. Este es un muy buen aporte al análisis de datos.

Para observar mejor la curva de predicción en la Figura 6.15 se comparan los valores reales contra los datos entregados por la predicción.

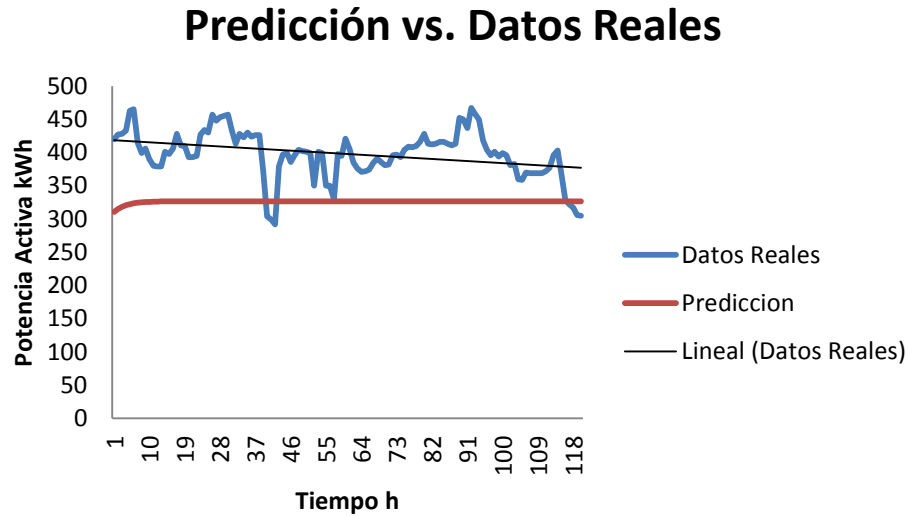


Figura 6.15 Predicción vs Datos Reales Serie Modificada

De la Figura 6.15 se tiene que la predicción entrega un valor estable de consumo para las 120 horas de los 5 días de 314 kWh, y este valor se encuentra por debajo de la demanda real consumida. Esta puede ser una buena predicción por que el objetivo es reducir los costos de la energía y adicionalmente construir portafolios estratégicos que permitan reducir el consumo de la energía. La predicción ofrece una visión acerca de la tendencia de consumo que el usuario podría presentar en el periodo de tiempo elegido.

La curva de tendencia de los datos reales es lineal y muestra una tendencia de estabilidad en un valor promedio de 378 kWh, con lo que se puede concluir que la predicción en comparación con los datos reales está por debajo en 64kWh.

A continuación se presentan las principales estrategias de PGD que podrían ser implementadas para el uso eficiente de la energía eléctrica de acuerdo a las necesidades que se pudieron identificar de este usuario en particular.

6.4 Estrategias de PGD para Descafecol

Según los resultados obtenidos con el análisis de los BIG DATA, seguido se propone un programa estratégico a partir de los diferentes PGD que este usuario podría implementar, a corto, mediano y largo plazo.

6.4.1 Corto Plazo

Los PGD que este tipo de usuario podría implementar a corto plazo, estarían enmarcados en la eficiencia energética, realizando capacitaciones para instruir sobre el uso racional de la energía. Elaborar AE que permitan caracterizar sus consumos desde los diferentes aspectos, realizar análisis de los datos de medición para la toma de decisiones. Esta empresa ya ha innovado en temas de modernización como cambio de tecnología en iluminación y automatización de la planta de producción.

Centrándose en la obtención y análisis de los datos, esta empresa en particular, por la automatización de su planta, también puede obtener datos de otras variables como presión, temperatura y nivel, que nutrirían el modelo para posteriormente tener predicciones con una exactitud mayor.

Adicionalmente, la empresa podría gestionar las características del suministro de energía que el operador entrega y proponer una separación del circuito, para aumentar la confiabilidad.

6.4.2 Mediano Plazo

Se prevé que los PGD deben estar ligados con las principales regulaciones en términos de beneficiar a los agentes que participan en el mercado de la energía. Así mismo, con la inclusión de las redes inteligentes y la generación a través de energías renovables, según lo indica la ley 1715 de 2014. Es necesario diseñar e implementar estrategias donde se incluya el usuario final como un agente activo dentro del mercado.

El usuario industrial por sus características de alto consumo de energía y privilegios de usuarios no regulados, tiene la posibilidad junto con el agente dispuesto para realizar el proceso de comercialización, para elaborar desarrollos estratégicos de PGD que permitan mejorar las condiciones de las redes y el suministro de energía eléctrica a todo el sistema.

Según la clasificación de los PGD, mostrada en la Figura 2.1, los programas que se podrían aplicar a este tipo de usuarios en un mediano plazo estarían concentrados en los programas basados en incentivos, ya que los programas basados en precios para ser implementadas deben contar con avances tecnológicos y de mercados.

Algunas estrategias de PGD se mencionan a continuación:

- Tener un servicio de electricidad como una línea de productos diferenciados en función de la confiabilidad del servicio. De esta manera el cliente puede seleccionar el nivel de confiabilidad deseado ajustado a sus necesidades y disponibilidad presupuestal. Un esquema de cargas interrumpibles multinivel en función del grado de respuesta de la demanda ante emergencias. Este tipo de programas están enfocados a cargas que sean capaces de tolerar interrupciones de corto plazo. En este caso la empresa puede soportar dichas fallas conectándose a plantas de emergencia, o en el largo plazo conectarse a sistemas de generación distribuida.
- Como se observó en la curva de consumo de la empresa, se presentan picos significativos de máximo consumo, donde se podrían llevar a cabo reducciones bajo un adecuado esquema de incentivos de reducción de la demanda para las horas críticas del sistema de distribución. Entregando un nivel de seguridad al sistema durante esos periodos de tiempo, o evitando inversiones del sistema en unidades generadoras de alto costo, como también proporcionando a la red soporte a través de unidades de generación distribuida vendiendo sus excedentes a la misma.
- Con esta empresa se podrían implementar programas de desplazamiento de carga de horas pico a horas valle. Los valles se encuentran aproximadamente en 200 kWh, y los picos en 500kWh, por lo tanto elevar los consumos de dichos valles desplazando un porcentaje de la carga consumida en los periodos de tiempo donde se presentan los picos estabilizaría el consumo en un valor promedio. De acuerdo a las fechas y horarios de trabajo dentro de la empresa se pudo identificar que el consumo del área administrativa es significativo en la medición de potencia, por lo tanto, se podrían planear estrategias de desplazamiento de dichas cargas a periodos fuera de los picos críticos que presenta la empresa.
- Otras propuestas son la demanda programable, donde se lleven a cabo tarifas por bloque de energía de acuerdo a la capacidad de suministro de la red. Los bloques de potencia suministrada y los bloques de reserva, permiten a los usuarios programar anticipadamente la cantidad de potencia que necesitan para ser consumida optimizando así las contrataciones, dado que actualmente el usuario

contrata una tarifa fija a un muy largo termino, pero con lo visto en este caso se identifica la necesidad de cambiar los esquemas actuales de tarificación para los usuarios industriales, dado que estos presentan unos consumos variables.

- Otra estrategia moderna que podrían implementar los usuarios industriales sería las tarifas prepago. Estas se refieren a contratar mes a mes la cantidad de kWh que se consumirán. Esto puede presentar impactos positivos dado que con una adecuada planeación y con la ayuda de decisiones basadas en los datos, se tendrían menores tarifas de energía para periodos de demanda mínima.
- Las tarifas diferenciadas como una estrategia de respuesta de la demanda a la variación de los precios. En este caso, la empresa podría tener un alto nivel de respuesta a esas tarifas en los periodos donde se realiza la limpieza de la planta.

6.4.3 Largo Plazo

La empresa puede desarrollar alternativas para implementar generación en sitio. Según el funcionario del mantenimiento, la empresa tiene posibilidades de realizar cogeneración a través del vapor de agua que se obtiene de las calderas, proceso indispensable para descafeinar. Esta posibilidad se encuentra en etapa de estudios de viabilidad. Proporcionaría muchos beneficios a la empresa y al sistema en general, dado que pueden también ofrecer soporte a la red en estado de emergencia y/o vender los excedentes a la misma.

Adicionalmente la empresa podría realizar la implementación de otros tipos de generación distribuida como sistemas solares, para ser utilizados en periodos de bajo consumo, cuando la empresa realiza la limpieza de la planta. Así mismo la implementación de otros tipos de tecnologías que permitan controlar las cargas y optimizar otros procesos que no se hayan automatizado, modernizaciones en medición y comunicaciones que posibiliten mejores relaciones con los agentes encargados de la comercialización.

Se propone que estas últimas estrategias sean desarrolladas a largo plazo, ya que para implementar este tipo de tecnologías es necesario tener grandes inversiones.

6.5 Análisis de resultados

Se destaca principalmente la particularidad de cada uno de los usuarios, ya que por su tipo de producción y por sus actividades propias ya sean programadas y/o no programadas, el consumo presentará una variación importante que debe ser abordada a través de diferentes aspectos. Estos se deben incluir a través de variables que nutran el modelo único para cada usuario industrial.

Dada la importancia de los diferentes aspectos, para todos los procesos de gestión de demanda es necesario realizar una primera aproximación con el usuario a través de un instrumento, que permita identificar las necesidades así como también tener claridad en la forma en que se comporta este tipo de usuario.

A partir de estas necesidades se propone la elaboración de estrategias regulatorias y decretos de leyes más claras, basadas en el conocimiento real de este tipo de cargas, dadas las complejidades en los consumos. Para el desarrollo de este tipo de seguimientos es fundamental invertir en tecnología y soporte técnico que permitan un dinamismo de la demanda y adicionalmente para lograr la comunicación bidireccional entre el usuario y los diferentes agentes que intervienen en el ejercicio de la distribución de la energía eléctrica.

Teniendo en cuenta este portafolio de ideas para la participación activa de la demanda, lo que se busca es mejorar el consumo de la energía eléctrica a través del uso de datos. Estos brindan sentido al diseño y a la selección de diferentes PGD ya existentes para ser aplicados.

De acuerdo a los resultados encontrados con el estudio de caso, se puede identificar que la recopilación de datos a través de los ALL DATA y posteriormente su análisis mediante la analítica, permite no solo gestionar adecuadamente el consumo de la energía eléctrica, sino también la calidad del suministro. Los PGD mediante el uso de las metodologías vistas a través de esta investigación mejorarían toda la cadena de suministro de energía eléctrica, desde la generación, hasta la comercialización con el usuario final.

Después de optimizar el uso de los sistemas de distribución a través de la predicción del consumo eficiente de la energía, se requiere diseñar estrategias de incentivos para que los usuarios y las redes de distribución trabajen en conjunto y logren sistemas óptimos

con menores fallos por operación y por consiguiente menores penalidades por indicadores de calidad para la continuidad en la prestación del servicio de energía eléctrica SAIDI y SAIFI (CREG, 2004).

7. Resultados y Conclusiones

En este capítulo se presentan las principales conclusiones, se destacan las más importantes contribuciones y se proponen futuros desarrollos. Por último, se enumeran los artículos que han sido puestos a consideración de la comunidad académica.

7.1 Resultados

Como resultados de la investigación se destaca el diseño de un modelo y la integración de aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales con los agentes encargados del suministro de la energía eléctrica, para diseñar, implementar y gestionar PGD en el sector industrial. Estos aspectos integrados a través de datos, los cuales son obtenidos por metodologías ALL DATA, utilizados para caracterizar consumo del usuario y al usuario mismo.

El análisis de los datos es una herramienta importante en el sector energético para la gestión de la información. Adicionalmente para tomar mejores decisiones basados en condiciones concretas de operación de todos los sistemas. Por lo tanto para el diseño de los PGD y la integración de los datos a través de las metodologías ALL DATA permite caracterizar, conocer y analizar las necesidades de la demanda, así como también contribuye a la identificación, cuantificación y evaluación del impacto de los aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales.

Se diseñó un instrumento para identificar las necesidades de los usuarios industriales en el área metropolitana de Manizales, como una primera aproximación para identificar las características particulares de cada usuario con respecto al consumo de energía eléctrica. Identificando posibles cambios y necesidades que se pueden realizar al interior de las empresas y así realizar un uso eficiente de la energía. Con el objetivo de optimizar sus procesos de producción.

Se construyó un modelo de series temporales con la aplicación del modelador ARIMA en el software R, con el propósito de predecir el consumo de energía a partir de datos

históricos de potencia activa consumida. Seguido se refino el modelo para tener un modelo más preciso con un margen de incertidumbre menor.

El modelo ARIMA se aplicó a un usuario industrial caldense especializado en la trilla de café, para predecir el consumo de los últimos cinco días de la serie y posteriormente ser comparados con los datos reales. Con esta comparación se busca identificar que tan cercanos son los valores de la predicción a los valores reales y por lo tanto reducir el tiempo en la toma de decisiones para aplicar el PGD que cumpla con las características del usuario en un determinado tiempo.

Por último se realizó un análisis de resultados donde se mencionaron los PGD que el usuario estudio de caso podría implementar a corto, mediano y largo termino, de acuerdo a las necesidades, características, expectativas y comportamientos propios de este tipo de usuario. Por lo tanto aunque la herramienta computacional que proporciona datos a partir de los BIG DATA puede ser aplicada a diferentes tipos de usuarios, es indispensable contar con herramientas o la aplicación de instrumentos para tener SMALL DATA, que permitan puntualidad y exclusividad en los PGD que serán implementados.

7.2 Conclusiones

El impacto que tienen las técnicas de recolección de datos ALL DATA se enfocan principalmente en capturar datos que al ser analizados permiten caracterizar el comportamiento de la demanda. Estas técnicas proporcionan información en base a los aspectos técnicos, económicos, sociales y ambientales, los cuales son utilizados para generar PGD estratégicos.

El diseño de PGD estratégicos deben tener en cuenta las necesidades y perspectivas de los usuarios, así mismo incluir la participación de los demás agentes como son los operadores, reguladores y agregadores, los cuales serán los principales encargados de la ejecución, control y retroalimentación de dichos programas.

Los SMALL DATA son fundamentales para la caracterización de la demanda, ya que este tipo de datos proporcionan puntualidad y claridad cuando se analizan los datos provenientes de BIG DATA. El análisis de grandes volúmenes de datos por si solos no identifican las características específicas acerca del comportamiento del usuario, así como tampoco, las bases para diseñar PGD.

Para la construcción de modelos mediante series temporales es necesario contar con bases de datos bien constituidas, para facilitar de esta forma su uso, depuración y por último la limpieza de los datos. Por lo tanto es fundamental prestar atención en la medición y el almacenamiento de los datos ya que estos son la base para obtener información que posteriormente permitirá gestionar los procesos y finalmente ser optimizados.

Colombia ha avanzado en el desarrollo de estrategias para el uso eficiente de la energía, así como también el control de la demanda en periodos de escasez. Sin embargo, se requiere avanzar en una política de energía de la cual se deriven programas y planes para alcanzar los objetivos que se propongan los industriales en particular y empresarios en general.

Los PGD para usuarios industriales en Colombia se deben construir a partir de modelos que articulen condiciones técnicas, económicas, ambientales y sociales provenientes de múltiples iniciativas y de los actores interesados con el fin de generar una estructura sistémica que permita implementar PGD exitosos y perdurables en el tiempo.

La integración de la gestión de la energía eléctrica y la analítica para el diseño de PGD ideales, se considera la principal estrategia para el diseño de modelos dinámicos que se realimenten de manera continua y por lo tanto promover y optimizar el suministro de energía eléctrica aumentando la confiabilidad de las redes eléctricas.

7.3 Trabajos Futuros

Los trabajos futuros relacionados con este proyecto de investigación se pueden dividir en cuatro frentes principales. Inclusión de los aspectos económicos, sociales y ambientales en el modelo de predicción de la demanda, comparación de diferentes tipos de metodologías de aplicación de la analítica, implementación del modelo a diferentes tipos de usuarios para comprobar su validez y por último diseñar aplicaciones en tiempo real que permitan administrar la demanda de una manera eficiente.

Para el primer frente se busca incluir en el modelo de predicción de la demanda, aspectos económicos, sociales y ambientales, los cuales generaran variables que expliquen el comportamiento de la serie de tiempo. Para este proceso se deben adquirir datos a través de los ALL DATA y posteriormente ser convertidos en información que nutra el modelo. Este proceso puede desarrollarse a través de la combinación de varias metodologías de minería de datos y también apoyándose en herramientas computacionales como el software R, u otras herramientas tales como Matlab, Excel, SPSS entre otros.

Seguido se desea que esta investigación genere en el lector una oportunidad de gestionar la demanda a través de los datos. Para este proceso la predicción del consumo de energía en tiempo real es el principal reto. Existen una gran cantidad de metodologías que podrían ser empleadas, las cuales se mencionan en el capítulo cuarto, por lo tanto se desea que se comparen las diferentes metodologías y se concluya cual se acerca a la predicción real de la demanda.

Aplicar el modelo a otros tipos de usuarios industriales, sin importar la actividad económica a la cual se dediquen y comprobar la metodología desarrollada en este trabajo de investigación para predecir la demanda. Posteriormente crear un portafolio de estrategias de PGD de acuerdo a las necesidades y características propias de cada usuario. Por último implementar esta metodología en otros tipos de usuarios, como los usuarios como residenciales y comerciales.

Finalmente realizar aplicaciones web o móviles que permitan gestionar la demanda de una manera remota y en tiempo real. Una aplicación que permita al usuario identificar como serán sus consumos hora a hora, realizar negociaciones con los agregadores del

mercado y tomar decisiones en tiempo real, como por ejemplo desplazamientos de carga, desconexiones, llenado de valles, entre otros.

7.4 Difusión académica

En el marco del evento ALLDATA 2015: The First International Conference on Big Data, Small Data, Linked Data and Open Data realizado en la Barcelona España durante los días 19 al 23 de abril del año 2015, con la ponencia de título Big Data for Demand Management Programs Designing for Colombia's Industrial Sector, se obtuvieron importantes comentarios y aportes que posteriormente fueron incorporaron en el desarrollo del modelo de difusión final.

Adicionalmente en el marco VIII Congreso Internacional sobre Calidad de la Energía Eléctrica SICEL 2015, realizado en la Valparaíso Chile durante los días 17 al 20 de noviembre de 2015, se presentó una ponencia titulada Analysis of Demand Management Programs for the Industrial Sector in Colombia: Using Methodologies All Data. Allí se presentaron los avances generales del trabajo de investigación.

Fue enviado a la revista Ingeniería y Competitividad de la Universidad del Valle Colombia el primero de abril del presente año, el artículo para revisión titulado Diseño de Programas de Gestión de Demanda para el Uso Eficiente de la Energía Eléctrica en Usuarios Industriales, el presente aún se encuentra en proceso de evaluación.

Por último, el presente trabajo de tesis se encuentra vinculado como producto del proyecto de investigación "Análisis para la implementación de redes activas de distribución en sistemas de distribución existentes", ganador de la convocatoria del programa nacional de proyectos para el fortalecimiento de la investigación, la creación y la innovación en posgrados de la Universidad Nacional de Colombia 2013-2015, bajo la dirección de la investigadora principal y tutora PhD. Sandra Ximena Carvajal Quintero.

A. Anexo: Instrumento para Usuarios Industriales con Referencia al Consumo de Energía Eléctrica e Iniciativas Relacionadas con Eficiencia Energética

OBJETIVO: Identificar estrategias para la gestión eficiente de la demanda de energía eléctrica a partir de las necesidades de la demanda industrial de Manizales, mediante la información obtenida a través de las características relacionadas con el consumo de energía eléctrica de los diferentes tipos de usuarios industriales en el área.

RESULTADOS ESPERADOS: Esta encuesta pretende conocer las necesidades, expectativas y avances desarrollados por los usuarios industriales frente al uso eficiente de la energía como un elemento que contribuye al diseño de estrategias de implementación de PGD. Estos programas son indispensables para mejorar el suministro de energía así como también para reducir los costos de electricidad a partir de la gestión del consumo de energía eléctrica.

El proyecto es realizado por el grupo de investigación E3P “Environmental Energy and Education Policy” liderado por la profesora e Ingeniera Electricista Sandra Ximena Carvajal Quintero Ph.D en el marco del proyecto de investigación “Caracterización de la Demanda de Energía Eléctrica en Manizales para la Integración de Usuarios en Programas de Gestión Eficiente de la Demanda” , ganador de la convocatoria interna llamada CONVOCATORIA DEL PROGRAMA NACIONAL DE PROYECTOS PARA EL FORTALECIMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN, LA CREACIÓN Y LA INNOVACIÓN EN POSGRADOS DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA 2013-2015.

IDENTIFICACION:

- ✓ Nombre de la empresa: _____
- ✓ NIT: _____
- ✓ Representante legal: _____
- ✓ Teléfono: _____
- ✓ Dirección: _____
- ✓ CIIU: _____
- ✓ Nombre del encuestado _____
- ✓ Cargo del encuestado _____

1. ¿Cuáles son los principales procesos que tienen mayor consumo de energía eléctrica en su empresa?

Indique máximo 5 y especifique la frecuencia de dichos procesos, siendo 5 el de mayor consumo y 1 el de menor consumo.

Proceso	Frecuencia
5.	
4.	
3.	
2.	
1.	

2. ¿Cuáles son los productos que oferta la empresa?

Descríbalos en orden de importancia con referencia al consumo de energía eléctrica. En caso de disponer de más de 5 actividades ponerlos en otros, siendo 5 el de mayor importancia y 1 el de menor importancia.

- 5.
- 4.
- 3.
- 2.
- 1.

OTROS _____

3. ¿Cuáles son los meses del año en que la empresa tiene mayor producción?, Indicar con un número del 1 al 5, siendo 1 la producción más baja y 5 la máxima producción.

Enero__ Febrero__ Marzo__ Abril__ Mayo__ Junio__ Julio__ Agosto__ Septiembre__
 Octubre__ Noviembre __ Diciembre__

4. ¿Qué aspectos externos afectan la producción de la empresa? (Por ejemplo económicos, políticos, sociales y/o ambientales Etc.) ¿Por qué?

5. ¿La empresa ha innovado en productos o procesos?

SI__ NO__ CUALES_____

6. ¿Le gustaría desarrollar programas de gestión de la demanda de electricidad que beneficien su empresa, asociado con el uso eficiente de la energía eléctrica?

SI__ NO__ POR QUE_____

7. ¿En qué áreas de la empresa le gustaría desarrollarlos? o ¿a qué proceso le gustaría vincularlo?

¿Le gustaría contar con infraestructura especializada de bajo consumo de energía eléctrica?

SI__ NO__ ¿Cuáles cree que necesita o deben ser cambiadas en este momento?

8. ¿Existe algún tipo de estrategia de gestión para el ahorro de energía eléctrica en la empresa?

SI__ NO__ CUAL_____

9. ¿Usted tiene conocimiento del consumo promedio de energía eléctrica anual de la empresa?

SI__ NO__ CUAL_____

10. ¿Llevan a cabo actividades con los datos de consumo de electricidad que proporciona la empresa prestadora del servicio?

SI__ NO__ CUALES_____

11. ¿La empresa realiza algún tipo de capacitación del personal para tener un uso más eficiente de la energía eléctrica?

SI __ NO __ CUAL _____

12. ¿Cuentan con sistemas de iluminación de bajo consumo? SI __ NO __

¿Tienen proyectos al respecto? _____

13. ¿Utilizan algún tipo de energía renovable?

SI __ NO __ CUAL _____

¿Qué actividad desarrolla dentro de la empresa? _____

14. ¿Además del ahorro de energía eléctrica la empresa tiene otros proyectos que incentiven el uso eficiente de los recursos energéticos? (agua, energía térmica, combustibles, etc.)

SI __ NO __ CUALES _____

15. ¿Realizan revisiones periódicas de mantenimiento de las instalaciones y de los equipos de producción?

SI __ NO __ CUALES Y CON QUE PERIODICIDAD _____

16. En las compras y/o contrataciones, ¿Consideran la eficiencia energética de los equipos eléctricos, bienes o servicios como criterio de valoración?

SI __ NO __ POR QUÉ _____

17. ¿La empresa ha puesto en marcha algún proyecto o programa de gestión de demanda de energía eléctrica?

SI __ NO __ CUAL _____

18. ¿Qué actividades le gustaría que la empresa prestadora del servicio de energía eléctrica le proporcionara para realizar un uso más eficiente de la energía eléctrica?

(Ej: Capacitaciones, instalación de equipos, calibración, mantenimiento de equipos, etc.)

19. ¿Qué incentivos le gustaría recibir por parte de las entidades reguladoras del servicio de energía eléctrica por las regulaciones significativas en el uso eficiente de la electricidad? (Ej: Descuentos Tarifarios por reducciones de consumo, incentivos por el uso de energía a través de otras fuentes no convencionales, incentivos monetarios por modernización, etc.)

20. ¿Qué información es relevante tener en cuenta y no está incluida en la encuesta?

21. La eficiencia energética y la implementación de PGD es un tema de su interés

SI __ NO __ PORQUE _____

22. Conoce otros tipos de proyectos que desarrollen la misma temática, ¿Qué sabe al respecto?

AGRADECIMIENTOS

El grupo de investigación E3P de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura agradece por la colaboración y el interés en participar en esta iniciativa en el tema de eficiencia energética, las cuales proporcionan relaciones estratégicas que fomentan el espíritu investigativo de los estudiantes y aportar en la construcción social.

GLOSARIO

Código CIIU: Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU) de todas las actividades económicas.

Gestión de la demanda: Es la planificación e implementación de medidas destinadas a influir en el modo de consumir energía con el fin de modificar el perfil de consumo.

Energía renovable: Hace mención al tipo de energía que puede obtenerse de fuentes naturales virtualmente inagotables, ya que contienen una inmensa cantidad de energía o pueden regenerarse naturalmente.

Programa de gestión de demanda: Son estrategias que permiten realizar gestión de la demanda, proporcionando beneficios para todos los participantes.

Empresa prestadora del servicio de energía eléctrica: U operador de red es la empresa comercializadora del servicio de energía eléctrica ejemplos: CHEC, CODENSA, EBSA, EPSA, ELECTRICARIBE, EMSA, EPM, etc.

Entidades reguladoras: Son instituciones creadas por el estado para controlar sectores o industrias que ofrecen servicios básicos para los ciudadanos, estas entidades intervienen en variables como el precio, los servicios, la regulación del mercado, o la calidad del servicio.

B. Anexo: Código Ingresado al Software R

A continuación se presenta el código ingresado al software R, el cual fue utilizado para hallar el modelo ARIMA y realizar las comprobaciones correspondientes.

```
#####  
#                                                                    #  
#          SERIES TEMPORALES                                         #  
#          UNAL                                                       #  
#                                                                    #  
#####  
  
# Una serie temporal es un conjunto de observaciones  
# de una variable tomado a lo largo de intervalos regulares  
# de tiempo. El interés de su análisis estadístico radica  
# en el estudio del comportamiento de la serie, lo que  
# permite explicar sus variaciones y, sobre todo, en la  
# posibilidad de predecir valores futuros.  
  
# Paquetes requeridos  
  
require(forecast)  
require(nortest)  
require(seewave)
```

```
#Primero se lleva a cabo la lectura de los datos
datos=read.csv2("DESCAFECOLSERIE.csv"); head(datos)

# Y algunos chequeos

names(datos)

# Construcción de la serie temporal

# Selección de la columna 4 donde se encuentra los datos de la
serie

head(datos)

datos1=datos[,4]; head(datos1)

time = ts(datos1, star=c(1,1), freq=24)

#Se grafica la serie de los datos

plot(time, xlab="Septiembre 2014 - Diciembre 2014",ylab="Potencia
activa (kWh)")

#Para la construcción del Modelo ARIMA se utilizan la
#Función de autocorrelación simple y parcial

acf(time, col="red",
      main = "Función de Autocorrelación Simple", lag.max=62)
pacf(time, col="red",
      main = "Función de Autocorrelación Parcial")

# Para encontrar un valor apropiado del parámetro "d"
ndiffs(time)
```

```
# Construcción del autoarima
tt=auto.arima(datos[,4],stepwise = TRUE)
tt

# Función logarítmica para ver la varianza de la serie
datos2=log(datos[,4])
plot(datos2)

# Construcción del arima manual
t2=arima(datos[,4],order=c(1,1,2),
         seasonal=list(order=c(1,0,0),period=24))
t2

#Uso del modelizador experto (Predicción)
plot(forecast(t2,h=24))
forecast(t2,h=120,level=c(95))
plot(forecast(t2,h=120,level=c(95)),shaded=FALSE)#serie original +
predicciones
lines(datos[,4]-t2$residuals,col="yellow")# superpone el valor
ajustado=original - residuo

#Diagnóstico del modelo ARIMA a través del modelizador experto
plot(residuals(t2))
tsdiag(t2)

#Test de Box
Box.test(t2$residuals,12,type = "Ljung")

#Gráfico QQ
qqnorm(t2$residuals)
```

```
#Test de Shapiro
shapiro.test(residuals(t2))

#Test de kolmogorov
lillie.test(residuals(t2))

#Desestacionalización para series estacionarias
seasonplot(t2)

#Desestacionalización para series no estacionarias
s1=na.approx(datos[,4])
plot(seasadj(decompose(s1,"multiplicative")))
```

Bibliografía

- Aalami, H. A., Moghaddam, M. P., & Yousefi, G. R. (2010). Demand response modeling considering interruptible/curtailable loads and capacity market programs. *Applied Energy*, 87(1), 243–250. JOUR.
- Alamos, O., & Rudnick, H. (2012). Genetic algorithm model to control peak demand. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 0–7. Retrieved from [http://ieeexplore.ieee.org.ezproxy.unal.edu.co/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6344706&reload=true&newsearch=true&queryText=Genetic algorithm model to control peak demand to defer capacity investment](http://ieeexplore.ieee.org.ezproxy.unal.edu.co/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6344706&reload=true&newsearch=true&queryText=Genetic+algorithm+model+to+control+peak+demand+to+defer+capacity+investment)
- Albadi, M. H., & El-Saadany, E. F. (2008). A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11), 1989–1996. <http://doi.org/10.1016/j.epsr.2008.04.002>
- Anderberg, M. R. (1973). *Cluster analysis for applications: probability and mathematical statistics: a series of monographs and textbooks*. BOOK, New York, USA: Academic press.
- ANDI. (2016). *Colombia : Balance 2015 y Perspectivas 2016 Resumen Ejecutivo*. Retrieved from <http://www.andi.com.co/Documents/Balance2015/ANDI - Balance 2015 y Perspectivas 2016F.compressed.pdf>.
- Balijepalli, V. S. K. M. (2013). *Green Button Standards for India*. mumbai. Retrieved from [http://www.indiasmartgrid.org/reports/Green Button Standards for India.pdf](http://www.indiasmartgrid.org/reports/Green+Button+Standards+for+India.pdf)
- Baratto, P., & Cadena, A. (2011). Benefits of Implementing a Demand Response Program in a Non-regulated Market in Colombia.
- Barranco F., R. (2012). ¿Qué es Big Data? Retrieved June 27, 2016, from <http://www.ibm.com/developerworks/ssa/local/im/que-es-big-data/>
- Behl, M., Smarra, F., & Mangharam, R. (2016). DR-Advisor: A data-driven demand response recommender system. *Applied Energy*, 170, 30–46. <http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.090>
- Bizer, C., Heath, T., & Berners-Lee, T. (2009). Linked data-the story so far. *International*

- Journal on Semantic Web and Information Systems*, 5(3), 1–22.
<http://doi.org/10.4018/jswis.2009081901>
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: forecasting and control*. B. PHILLIPS. BOOK, San Francisco: Holden-Day.
- Camargo, C. (1996). *Gerenciamento pelo lado da demanda: metodologia para identificação do potencial de conservação de energia elétrica de consumidores residenciais* (JOUR). Universidade Federal de Santa Catarina Florianópolis.
- Cappers, P., Goldman, C., & Kathan, D. (2010). Demand response in U.S. electricity markets: Empirical evidence. *Energy*, 35(4), 1526–1535.
<http://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.029>
- Chambers, J. (2015). What is R? Retrieved July 24, 2016, from <https://www.r-project.org/about.html>
- Chen, M., Mao, S., Zhang, Y., & Leung, V. C. M. (2014). *Big Data-Related Technologies, Challenges and Future Prospects*. Springer International Publishing.
<http://doi.org/10.1007/978-3-319-06245-7>
- Chitlur, S. S., & Job, M. (2015). Making for Sustainable Smart Environments, 146–151.
- Chou, J. S., & Telaga, A. S. (2014). Real-time detection of anomalous power consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 33, 400–411.
<http://doi.org/10.1016/j.rser.2014.01.088>
- Christakou, K. (2016). A unified control strategy for active distribution networks via demand response and distributed energy storage systems. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 6, 1–6. <http://doi.org/10.1016/j.segan.2016.01.001>
- CISCO. (2012). Internet será cuatro veces más grande en 2016. Retrieved from <http://globalnewsroom.cisco.com/es/es/release/Internet-ser%C3%A1-cuatro-veces-m%C3%A1s-grande-en-2016-1665301>
- CNE (Consejo Nacional de Energía). (2011). *Metodología de Eficiencia Energética en la Industria* (No. ATN/OC-11265-E). El Salvador. Retrieved from http://www.cne.gob.sv/index.php?option=com_phocadownload&view=category&download=215:mind&id=31:metee&Itemid=63
- Colombia Inteligente. (2012). Aneel, el regulador brasilero opta por una medicion inteligente a opcion del usuario. Difusion Colombia Inteligente.
- CREG. (2004). Metodología para el Cálculo de Servicio de Energía Eléctrica en Sistemas de Transmisión Regional y/o Distribución Local. *Comisión de Regulación de Energía*

- Y Gas, 59. Retrieved from
[http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/e1557fa678b244540525785a007a6887/\\$FILE/037.pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/e1557fa678b244540525785a007a6887/$FILE/037.pdf)
- CREG. Resolución 063 (2010). Colombia. Retrieved from
[http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/1b8ad1b4ea9d21660525785a007a72b3/\\$FILE/Creg063-2010.pdf](http://apolo.creg.gov.co/Publicac.nsf/1c09d18d2d5ffb5b05256eee00709c02/1b8ad1b4ea9d21660525785a007a72b3/$FILE/Creg063-2010.pdf)
- DANE. (2016a). *Boletín técnico, Encuesta Anual Manufacturera*. Bogotá, CO. Retrieved from
http://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/eam/boletin_eam_2014_def.pdf
- DANE. (2016b). *Boletín Técnico Pobreza Monetaria y Multidimensional en Colombia 2015*. Retrieved from
http://www.dane.gov.co/files/investigaciones/condiciones_vida/pobreza/bol_pobreza_15_.pdf
- De Mauro, A., Greco, M., & Grimaldi, M. (2015). What is big data? A consensual definition and a review of key research topics. (© 2015 AIP Publishing LLC, Ed.), *1644*(1), 97–104. CONF. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1063/1.4907823>
- Derakhshan, G., Shayanfar, H. A., & Kazemi, A. (2016). The optimization of demand response programs in smart grids. *Energy Policy*, *94*, 295–306.
<http://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.04.009>
- Ding, Y., & Hong, S. H. (2013). A model of demand response energy management system in industrial facilities. In *Smart Grid Communications (SmartGridComm), 2013 IEEE International Conference on* (pp. 241–246). CONF, Vancouver, BC: IEEE. <http://doi.org/10.1109/SmartGridComm.2013.6687964>
- Doukas, H., Papadopoulou, A. G., Nychtis, C., Psarras, J., & van Beeck, N. (2009). Energy research and technology development data collection strategies: The case of Greece. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *13*, 682–688. JOUR.
<http://doi.org/10.1016/j.rser.2007.12.003>
- Dyer, C. H., Hammond, G. P., Jones, C. I., & McKenna, R. C. (2008). Enabling technologies for industrial energy demand management. *Energy Policy*, *36*(12), 4434–4443. <http://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.09.028>
- EPRI. (2007). *Advanced Metering Infrastructure (AMI)*. California. Retrieved from
<http://www.ferc.gov/eventcalendar/Files/20070423091846-EPRI - Advanced>

Metering.pdf

- European Union. Directive of 2009/72/EC of the European Parliament and of the Council of 13 July 2009 Concerning Common Rules for the Internal Market in Electricity and Repealing Directive 2003/54/EC, L211 Official Journal of the European Union L 211/55-L 211/93 (2009). <http://doi.org/10.1126/science.202.4366.409>
- Faruqi, A., & Chamberlin, J. H. (1993). *Principles and practice of demand-side management*. BOOK, Oakland: Electric Power Research Institute.
- Faruqi, A., & Sergici, S. (2009). Household Response to Dynamic Pricing: A Survey of The Experimental Evidence. *The Brattle Group*, 1–53. <http://doi.org/10.1016/j.energy.2009.07.042>
- Fayyad, U. M., & Irani, K. B. (1992). The attribute selection problem in decision tree generation. In *Tenth National Conference on Artificial Intelligence* (pp. 104–110). CONF, San Jose, CA.
- FERC. (2006). *Assessment of Demand Response and Advanced Metering Staff Report Table of Contents*. Washington. Retrieved from <http://www.ferc.gov/legal/staff-reports/demand-response.pdf>
- Fernandes, M., & Pelepenko, G. R. (2006). programa de gerenciamento energético para a companhia catarinense de águas e saneamento-casan. In *VI SEREA. JOUR*, Joao Pessoa.
- Forero Ruiz, J. (2016). Tasas de Inflación en America Latina 2015. Retrieved from <http://www.javierforero.com/2016/01/tasas-de-inflacion-en-america-latina.html>
- Frawley, W. J., Piatetsky-shapiro, G., & Matheus, C. J. (1992). Knowledge Discovery in Databases : An Overview. *AI Magazine*, 13(3), 57–70. <http://doi.org/10.1609/aimag.v13i3.1011>
- Friedl, M. a. M. A., & Brodley, C. E. C. E. (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 61(3), 399–409. [http://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00049-7](http://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00049-7)
- Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1–67. JOUR. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2241837>
- Galetovic, A., & Muñoz, C. M. (2009). Estimating deficit probabilities with price-responsive demand in contract-based electricity markets \$. *Energy Policy*, 37, 560–569. <http://doi.org/10.1016/j.enpol.2008.09.079>
- Gamarra, C., Guerrero, J. M., & Montero, E. (2016). A knowledge discovery in databases

- approach for industrial microgrid planning. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 615–630. <http://doi.org/10.1016/j.rser.2016.01.091>
- Gans, W., Alberini, A., & Longo, A. (2013). Smart meter devices and the effect of feedback on residential electricity consumption: Evidence from a natural experiment in Northern Ireland. *Energy Economics*, 36, 729–743. <http://doi.org/10.1016/j.eneco.2012.11.022>
- Gilks, W. R., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. J. (1996). Introducing markov chain monte carlo. *Markov Chain Monte Carlo in Practice*, 1, 19. JOUR. http://doi.org/10.1007/978-1-4899-4485-6_1
- Gómez Betancourt, G. (2016). 2016: el año de los industriales colombianos. Retrieved from <http://www.dinero.com/opinion/columnistas/articulo/opinion-sobre-el-desempeno-de-la-industria-en-2016-/218017>
- Griffin, N. N. (2015). *Determinants of Firm Profitability in Colombia's Manufacturing Sector: Exchange Rate or Structural? IMF Working Paper* (Vol. 53). Retrieved from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp1597.pdf>
- Guillermo, L., Álvarez, V., & Eafit, D. U. (2015). *El precio de la electricidad en Colombia y comparación con referentes internacionales*. Retrieved from [http://www.andeg.org/sites/default/files/El precio de la electricidad en colombia 2012-2015 julio 31 Versión 7.pdf](http://www.andeg.org/sites/default/files/El%20precio%20de%20la%20electricidad%20en%20colombia%202012-2015%20julio%2031%20Versión%207.pdf)
- Gutiérrez-alcaraz, G., Tovar-hernández, J. H., & Lu, C. (2016). Electrical Power and Energy Systems Effects of demand response programs on distribution system operation, 74, 230–237. <http://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.07.018>
- Hampson, S. E., & Volper, D. J. (1986). Linear function neurons: Structure and training. *Biological Cybernetics*, 53(4), 203–217. article. <http://doi.org/10.1007/BF00336991>
- Hashem, I. A. T., Yaqoob, I., Anuar, N. B., Mokhtar, S., Gani, A., & Ullah Khan, S. (2015). The rise of “big data” on cloud computing: Review and open research issues. *Information Systems*, 47, 98–115. <http://doi.org/10.1016/j.is.2014.07.006>
- Hausman, W., & Neufeld, J. (1984). Time-of-Day Pricing in the U.S. Electric Power Industry at the Turn of the Century. *The RAND Journal of Economics*, 15(1), 116–126. article. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/3003674>
- Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting : the forecast package for R Automatic time series forecasting : the forecast package for R. *Journal Of Statistical Software*, 27(3), 1–22. <http://doi.org/10.18637/jss.v027.i03>

- IEA. (2015). *Key World Energy*. Paris. Retrieved from https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/KeyWorld_Statistics_2015.pdf
- IEEE. (1996). *IEEE Recommended Practice for Energy Management in Industrial and Commercial Facilities* (Vol. 1995). New York, USA. Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org.ezproxy.unal.edu.co/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=655057>
- Indra. (2011). Las Redes Electricas Inteligentes: El Aporte de las TIC. Retrieved June 21, 2016, from <http://docplayer.es/4208388-Las-redes-electricas-inteligentes-el-aporte-de-las-tic.html>
- Ismail, M. A., Zahran, A. R., & Abd El-Metaal, E. M. (2015). Forecasting Hourly Electricity Demand in Egypt Using Double Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model. *ALLDATA 2015: The First International Conference on Big Data, Small Data, Linked Data and Open Data*, 42–45. Retrieved from <http://www.cdbenchmark.com/publication/b-books/forecasting-hourly-electricity-demand-in-egypt-a-double-seasonality-approach>
- Jaramillo, C. (2016). Demanda de energía creció 1.3% en abril. Retrieved July 15, 2016, from <http://www.xm.com.co/Pages/Demanda-energia-crecio-en-abril.aspx>
- Kirschen, D. S., Strbac, G., Cumperayot, P., & De Mendes, D. P. (2000). Factoring the elasticity of demand in electricity prices. *IEEE Transactions on Power Systems*, 15(2), 612–617. <http://doi.org/10.1109/59.867149>
- Klyne, G., & Carroll, J. J. (2004). Resource description framework (RDF): Concepts and abstract syntax. W3C Recommendation. *World Wide Web Consortium*,. JOUR.
- Law, Y. W., Alpcan, T., Lee, V. C. S., Lo, A., Marusic, S., & Palaniswami, M. (2012). Demand response architectures and load management algorithms for energy-efficient power grids: A survey. In *Proceedings - 2012 7th International Conference on Knowledge, Information and Creativity Support Systems, KICSS 2012* (pp. 134–141). Melbourne, VIC: IEEE. <http://doi.org/10.1109/KICSS.2012.45>
- Lazzarini, B., & Cendra, J. (2009). Innovación tecnológica y cultura del consumo : la necesidad de una aproximación sistémica. *Portal Del Coneixement Obert de La UPC*. Retrieved from <http://upcommons.upc.edu/handle/2099/8155>
- Li, J., Zhang, Y., Shao, S., Zhang, S., & Ma, S. (2016). Application of cleaner production in a Chinese magnesia refractory material plant. *Journal of Cleaner Production*, 113,

- 1015–1023. <http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.11.040>
- Li, Z., Qiu, F., & Wang, J. (2016). Data-driven real-time power dispatch for maximizing variable renewable generation. *Applied Energy*, *170*, 304–313. <http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.125>
- Liao, Y.-T., Zhou, J., Lu, C.-H., Chen, S.-C., Hsu, C.-H., Chen, W., ... Chung, Y.-C. (2016). Data adapter for querying and transformation between SQL and NoSQL database. *Future Generation Computer Systems*. JOUR. Retrieved from [10.1016/j.future.2016.02.002](http://doi.org/10.1016/j.future.2016.02.002)
- Martinez, V. J., & Rudnick, H. (2012). Design of Demand Response programs in emerging countries. In *2012 IEEE International Conference on Power System Technology, POWERCON 2012*. <http://doi.org/10.1109/PowerCon.2012.6401387>
- Martínez-Prieto, M. A., Cuesta, C. E., Arias, M., & Fernández, J. D. (2015). The Solid architecture for real-time management of big semantic data. *Future Generation Computer Systems*, *47*, 62–79. <http://doi.org/10.1016/j.future.2014.10.016>
- McKane, A. T. (2009). Opportunities, Barriers and Actions for Industrial Demand Response in California. GEN, california: Lawrence Berkeley National Laboratory. Retrieved from <http://www.escholarship.org/uc/item/6s11h5wk>
- McLaughlin, S., Podkuiko, D., & McDaniel, P. (2009). Energy theft in the advanced metering infrastructure. In E. Rome & R. Bloomfield (Eds.), *Critical Information Infrastructures Security* (pp. 176–187). CHAP, Bonn, Germany: Springer. http://doi.org/10.1007/978-3-642-14379-3_15
- Meidan, Y., Lerner, B., Rabinowitz, G., & Hassoun, M. (2011). Cycle-Time Key Factor Identification and Prediction in Semiconductor Manufacturing Using Machine Learning and Data Mining. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, *24*(2), 237–248. <http://doi.org/10.1109/TSM.2011.2118775>
- Meisen, P., Recchioni, M., Meisen, T., Schilberg, D., & Jeschke, S. (2014). Modeling and processing of time interval data for data-driven decision support. *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2946–2953. <http://doi.org/10.1109/SMC.2014.6974378>
- Merodio, J. (2014). Del Big Data al Small Data como herramienta de Marketing. Retrieved June 20, 2016, from <http://www.juanmerodio.com/2014/big-data-small-data-marketing/>
- Miara, A., Tarr, C., Spellman, R., Vörösmarty, C. J., & Macknick, J. E. (2014). The power

- of efficiency: Optimizing environmental and social benefits through demand-side management. *Energy*, 76, 502–512. JOUR.
- MINENERGIA. Ley 20571 (2012). Chile. Retrieved from <http://www.minenergia.cl/ley20571/documentos/Ley20.571.pdf>
- Misra, A., & Schulzrinne, H. (2010). Policy-driven distributed and collaborative demand response in multi-domain commercial buildings. *Proceedings of the 1st International Conference on Energy-Efficient Computing and Networking - E-Energy '10*, 119. <http://doi.org/10.1145/1791314.1791332>
- Moshari, A., Yousefi, G. R., Ebrahimi, A., & Haghbin, S. (2010). Demand-side behavior in the smart grid environment. *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe, ISGT Europe*, 1–7. <http://doi.org/10.1109/ISGTEUROPE.2010.5638956>
- Muttaqi, K. M., Aghaei, J., Ganapathy, V., & Nezhad, A. E. (2015). Technical challenges for electric power industries with implementation of distribution system automation in smart grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 46, 129–142. JOUR.
- Nijhuis, M., Gibescu, M., & Cobben, J. F. G. (2016). Bottom-up Markov Chain Monte Carlo approach for scenario based residential load modelling with publicly available data. *Energy and Buildings*, 112, 121–129. <http://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.12.004>
- OPENDATA-Portal de Datos Abiertos. (n.d.). ¿Qué es Open Data? Retrieved June 20, 2016, from <http://opendata.cloudbcn.cat/MULTI/es/what-is-open-data#start>
- Palensky, P., & Dietrich, D. (2011). Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 7(3), 381–388. <http://doi.org/10.1109/TII.2011.2158841>
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A Survey on Transfer Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345–1359. <http://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- Pineda, J., Carvajal, S. X., & Valencia, D. (2015). Big Data for Demand Management Programs Designing for Colombia's Industrial Sector. In *ALLDATA 2015: The First International Conference on Big Data, Small Data, Linked Data and Open Data* (pp. 5–10). Barcelona. Retrieved from https://www.thinkmind.org/index.php?view=article&articleid=alldata_2015_1_20_900

- Potter, J. (2014, November). Analytics at SMUD evolve with the smart grid. *Principal Market Analyst, SMUD*. Retrieved from <http://community.energycentral.com/community/intelligent-utility/analytics-smud-evolve-smart-grid>
- Quinlan, J. R. (1992). Learning With Continuous Classes. *World Scientific*, 92, 343–348. <http://doi.org/10.1.1.34.885>
- Rahmani-andebili, M. (2016). Modeling nonlinear incentive-based and price-based demand response programs and implementing on real power markets. *Electric Power Systems Research*, 132, 115–124. JOUR.
- Ramila, P., & Rudnick, H. (2010). Smart metering in Santiago de Chile. *Metering International*, (1), 48–51. Retrieved from <http://power.sitios.ing.uc.cl/paperspdf/RamilaMetering.pdf>
- RED ORMET. (2011). *Diagnóstico socioeconómico y del mercado de trabajo. Área metropolitana Manizales*. Manizales, CO.
- Rodríguez, M. V., Marín, P. F., Guillén, J. R., & Sotres, L. G. (2013). Gestión Activa de la Demanda para una Europa más eficiente. *Anales de Mecánica Y Electricidad*, 90(4), 55–61. CONF.
- Safavian, S. R., & Landgrebe, D. (1990). A Survey of Decision Tree Classifier Methodology. *IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics*, 21(3), 660–674.
- Saleh, A. I., Rabie, A. H., & Abo-Al-Ez, K. M. (2016). A data mining based load forecasting strategy for smart electrical grids. *Advanced Engineering Informatics*, 30(3), 422–448. <http://doi.org/10.1016/j.aei.2016.05.005>
- Schleich, J., Klobasa, M., Gölz, S., & Brunner, M. (2013). Effects of feedback on residential electricity demand-findings from a field trial in Austria. *Energy Policy*, 61, 1097–1106. <http://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.05.012>
- Shafiullah, G. M., Azad, S. A., & Ali, A. B. M. S. (2013). Energy-efficient wireless mac protocols for railway monitoring applications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(2), 649–659. <http://doi.org/10.1109/TITS.2012.2227315>
- Shahrokni, H., Levihn, F., & Brandt, N. (2014). Big meter data analysis of the energy efficiency potential in Stockholm's building stock. *Energy and Buildings*, 78, 153–164. <http://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.04.017>
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2011). *Time Series Analysis and Its Applications. With R Examples* (3rd ed.). New York, NY: Springer New York. <http://doi.org/10.1007/978->

1-4419-7865-3

- Sioshansi, F. P. (2011). *Smart grid: integrating renewable, distributed & efficient energy*. BOOK, O: Academic Press.
- Spees, K., & Lave, L. B. (2007). Demand response and electricity market efficiency. *The Electricity Journal*, 20(3), 69–85. JOUR.
- St. John, J. (2011). SDG&E's Massive Smart-Grid-to-Consumer Playbook. Retrieved from <https://www.greentechmedia.com/articles/read/SDGEs-Massive-Smart-Grid-to-Consumer-Playbook>
- Tamarkin, T. D. (1992). Automatic Meter Reading. *Public Power Magazine*, 50(5). Retrieved from http://www.masters.dgtu.donetsk.ua/2013/etf/dolgikh/library/Automatic_Power_Reading.pdf
- Tang, Y., Xu, F., & Chen, L. (2010). Research into possibility of smart industrial load participating into demand response to supply the power system. *CICED 2010 Proceedings*, 1–5. Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5736003>
- Torriti, J., Hassan, M. G., & Leach, M. (2010). Demand response experience in Europe: Policies, programmes and implementation. *Energy*, 35(4), 1575–1583. <http://doi.org/10.1016/j.energy.2009.05.021>
- U.S. Department of Energy. (2006a). *Benefits of Demand Response in Electricity Markets and Recommendations for Achieving Them*. U.S. Department of Energy. Retrieved from file:///C:/Users/SATELLITE/Google Drive/Referencias Doctorado//U.S. Department of Energy (DOE) - 2006 - Benefits of Demand Response in Electricity Markets and Recommendations for Achieving Them.pdf
- U.S. Department of Energy. (2006b). Energy Demands on Water Resources Report To Congress on the Interdependency of Energy and Water. *Power*, 1–80. Retrieved from <http://www.sandia.gov/energy-water/docs/121-RptToCongress-EWwEIAcomments-FINAL.pdf>
- Urbey, W., & Costa, A. S. (2003). Interruptible load management assessment via dynamic optimal power flow. *2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings*, 4. <http://doi.org/10.1109/PTC.2003.1304787>
- Williams, G. (2011). *Data Mining with Rattle and R: The Art of Excavating Data for Knowledge Discovery*. (R. Gentleman, K. Hornik, & G. G. Parmigiani, Eds.) Book.

- New York, USA: Springer Science & Business Media. <http://doi.org/10.1007/978-1-4419-9890-3>
- Wong, P., Kalam, A., & Barr, R. (2013). A “big data” challenge—Turning smart meter voltage quality data into actionable information. *Electricity Distribution (CIRED ...)*, (279), 10–13. <http://doi.org/10.1049/cp.2013.0647>
- XM. (2014). *Informe de operación del SIN y administración del Mercado*. Retrieved from <http://informesanuales.xm.com.co/2014/SitePages/operacion/1-4-Agentes-del-mercado.aspx>.
- XM. (2016). Usuarios no Regulados por Niveles de Tensión. Retrieved July 22, 2016, from <http://www.xm.com.co/Pages/UsuariosNoReguladosporNivelesdeTension.aspx>
- Zhou, M., Pan, Y., Chen, Z., & Chen, X. (2016). Environmental resource planning under cap-and-trade: models for optimization. *Journal of Cleaner Production*, 112, 1582–1590. JOUR.
- Zio, E., Delfanti, M., Giorgi, L., Olivieri, V., & Sansavini, G. (2015). Monte Carlo simulation-based probabilistic assessment of DG penetration in medium voltage distribution networks. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 64, 852–860. <http://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.08.004>