



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Modelo estimador del pronóstico de demanda eléctrica a partir de datos históricos obtenidos de medidores inteligentes

Tania Fernanda Matabajoy Salas

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería

Bogotá, Colombia

2022

Modelo estimador del pronóstico de demanda eléctrica a partir de datos históricos obtenidos de medidores inteligentes

Tania Fernanda Matabajoy Salas

Trabajo final de maestría presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ingeniería Eléctrica

Director:

Sergio Raúl Rivera Rodríguez, PhD

Línea de Investigación:

Medición de Energía, Pronóstico de Demanda, Optimización usando algoritmos heurísticos, Smart Grids

Grupo de Investigación:

Electromagnetic Compatibility, EMC

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería

Bogotá, Colombia

2022

*...A mis atesorados padres Roberto y Xiomara
por su apoyo, guía y luz.*

Declaración de obra original

Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.

Tania Fernanda Matabajoy Salas

Fecha 24/01/2022

Agradecimientos

Deseo expresar mi profunda gratitud a Dios por ser mi motor, guía y maestro, a mis amados Padres Roberto y Xiomara por su apoyo incondicional, sus consejos, su enorme esfuerzo y sacrificio.

A mi abuelita Carmen y a Ramirito por brindarme sus enseñanzas, templanza y fortaleza.

A Camilo por su motivación y apoyo en el camino.

Agradezco a mi amada Universidad Nacional de Colombia, por acogerme y darme la oportunidad de formarme como profesional y ser humano, por ser mi segundo hogar y por brindarme las herramientas para formar mi futuro.

Gratitud profunda a mi director el profesor Sergio Raúl Rivera Rodríguez, PhD, por el apoyo, disposición, guía y paciencia durante el desarrollo de este trabajo, siempre me dedicó tiempo y me proporcionó una perspectiva más clara del objetivo a seguir.

A todos los profesores que estuvieron brindándome su enseñanza durante todo mi proceso de formación.

A todos mis amigos, compañeros, personas maravillosas que trajo el camino, a los que están y estuvieron, muchas gracias.

A mi ángel que siempre está conmigo y me impulsó a emprender esta aventura.

Resumen

Título en español: Modelo estimador del pronóstico de demanda eléctrica a partir de datos históricos obtenidos de medidores inteligentes

El siguiente trabajo desarrolla un modelo de pronóstico de demanda de energía a partir del empleo de datos aportados por medidores inteligentes. El algoritmo híbrido de optimización propuesto para el análisis fue implementando al integrar herramientas como series de Fourier, regresión simbólica y algoritmo multiobjetivo.

Los resultados obtenidos son planteados sobre una base histórica de tres años. El estudio de pronóstico presentado se obtuvo a partir de un modelo estimador que acopla variables climáticas como presión, nubosidad, humedad, temperatura, dirección y velocidad del viento. Como también aspectos como el tipo de construcción, tipo de medidor, entre otros que contribuyen en un pronóstico a fin con el comportamiento base de demanda de energía de los usuarios analizados.

Inicialmente se desarrolla el planteamiento del modelo de algoritmo híbrido empleado con el cual se realizarán los pronósticos de demanda de energía, realizando una descripción del funcionamiento de este. Posteriormente se realiza la implementación del algoritmo planteado en varios escenarios de tiempo, implementación que se desarrolla al disponer de datos históricos base de demanda de energía con los cuales se efectúan las pruebas del algoritmo, consecutivamente se evaluarán los resultados obtenidos sobre los datos de prueba de entrenamiento elegidos y prueba del código.

Palabras clave: medidor inteligente, métodos de pronóstico, series de Fourier, regresión simbólica, optimización multiobjetivo, algoritmo híbrido, MDC, MDM, consumo eléctrico, datos históricos.

Abstract

Título en inglés: Electric demand forecast estimator model, based on historical data obtained from smart meter.

The following work develops an energy demand forecasting model based on the use of data provided by smart meters. The hybrid optimization algorithm proposed for the analysis was implemented by integrating tools such as Fourier series, symbolic regression and multiobjective algorithm.

The results obtained are presented on a three-year historical basis. The forecast study presented was obtained from an estimator model that couples climatic variables such as pressure, cloud cover, humidity, temperature, direction, and wind speed. As well as aspects such as the type of construction, type of meter, among others that contribute to a forecast in order with the base behavior of the energy demand of the analyzed users.

Initially, the approach to the hybrid algorithm model used is developed with which the energy demand forecasts will be made, making a description of its operation. Subsequently, the implementation of the algorithm proposed in various time scenarios is carried out, an implementation that is developed by having historical data base of energy demand with which the algorithm tests are carried out, the results obtained on the test data of chosen training and code testing.

Keywords: smart meter, forecasting methods, Fourier series, symbolic regression, multi-objective optimization, hybrid algorithm, MDC, MDM, electricity consumption, historical data.

Contenido

	Pág.
Resumen	XI
Lista de figuras.....	XV
Lista de tablas	XVII
Lista de Símbolos y abreviaturas.....	XVIII
Introducción	1
1. Pronóstico de demanda de energía eléctrica.....	5
1.1 Demanda de energía eléctrica.....	5
1.2 Clasificación de los métodos de pronóstico de demanda de energía eléctrica ...	8
1.3 Pronóstico de demanda a largo plazo	9
1.4 Pronóstico de demanda a medio plazo.....	9
1.5 Pronóstico de demanda a corto plazo	9
2. Métodos de pronóstico de energía eléctrica	21
2.1 Análisis de series de tiempo.....	23
2.2 Análisis de regresión	24
2.3 Análisis descriptivo.....	24
2.4 Análisis de agrupación	24
2.5 Análisis de factores	25
2.6 Análisis de valores atípicos	25
2.7 Análisis con series de tiempo	25
2.8 Análisis con distribución de probabilidad	26
2.9 Análisis con micro áreas.....	26
2.10 Análisis con redes neuronales artificiales	26
3. Algoritmos usados en el pronóstico de demanda eléctrica.....	27
3.1 Algoritmos heurísticos	27
3.2 Algoritmos metaheurísticos	28
3.3 Algoritmos multiobjetivo.....	30
3.4 Algoritmos de regresión simbólica	33
3.5 Aplicación de los algoritmos de regresión simbólica para la realización de pronósticos.	35
3.6 Fuentes para la obtención de datos de demanda de energía eléctrica.	35
4. Medición de energía eléctrica.....	36
4.1 Marco regulatorio de la medición en Colombia.....	38

4.2	Tipos de medidores de electricidad.....	41
4.3	Clasificación medidores de electricidad.	43
4.4	Medidores de acuerdo con su exactitud.....	43
4.5	Medidores de acuerdo con el tipo de medición y la conexión a la red.	45
4.6	Medidores de acuerdo con la energía que miden.....	47
4.7	Medidores de acuerdo con su complejidad.	49
4.8	Funcionalidades de equipos de medida inteligentes para Colombia.	50
4.9	Medidores de energía eléctrica inteligentes	53
5.	Casos de estudio y resultados.	55
6.	Conclusiones	65
	Trabajos Futuros.....	67
	Recomendaciones	69
	Bibliografía	71

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1: Clasificación de los métodos de pronóstico.	28
Figura 1-2: Comportamiento de demanda semanal para edificio educativo.	31
Figura 1-3: Comportamiento de demanda semanal para edificio residencial.	31
Figura 1-4: Comportamiento de demanda semanal para edificio oficinas.	32
Figura 1-5: Comportamiento de demanda semanal edificio eventos.	32
Figura 1-6: Comportamiento de demanda semanal edificio bodegas.	33
Figura 1-7: Comportamiento de demanda semanal edificio comercial.	33
Figura 1-8: Comportamiento de demanda semanal edificio parqueaderos.	34
Figura 1-9: Comportamiento de demanda semanal edificio servicios varios.	34
Figura 1-10: Comportamiento de demanda semanal edificio de almacenamiento.	35
Figura 1-11: Comportamiento de demanda semanal edificio venta de alimentos.	35
Figura 1-12: Comportamiento de demanda semanal edificio culto religioso.	36
Figura 1-13: Comportamiento de demanda semanal edificio cuidado de la salud.	36
Figura 1-14: Comportamiento de demanda semanal edificio empresa de servicios públicos.	37
Figura 1-15: Comportamiento de demanda semanal edificio tecnología y ciencia.	37
Figura 1-16: Comportamiento de demanda semanal edificio manufactura	38
Figura 1-17: Comportamiento de demanda semanal edificio servicios.	38
Figura 2-1: Pronóstico demanda de energía.	42
Figura 2-2: Métodos de pronóstico de demanda más usados	43
Figura 3-1: Ejemplo de individuo multi-gen.	53
Figura 4-1: Categorización Medidores de Energía.	63

Figura 5-1: Frente de Pareto escenario de pronóstico mensual.	76
Figura 5-2: Pronóstico de demanda escenario mensual.	77
Figura 5-3: Frente de Pareto escenario de pronóstico semestral.	78
Figura 5-4: Pronóstico de demanda escenario semestral.	79
Figura 5-5: Frente de Pareto escenario de pronóstico semestral 2.	80
Figura 5-6: Pronóstico de demanda escenario semestral 2.	81
Figura 5-7: Frente Pareto escenario pronóstico anual.	82
Figura 5-8: Pronóstico de demanda escenario anual.	82
Figura 5-9: Frente Pareto pronóstico anual escenario 2.	83
Figura 5-10: Pronóstico de demanda escenario anual 2.	84

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 4-1: Legislación aplicable	58
Tabla 4-2: Regulación CREG aplicable a la medición de energía eléctrica	58
Tabla 4-3: Decretos Ministerio de Minas y Energía aplicables a la implementación de medición avanzada	59
Tabla 4-4: Ventajas y desventajas de los medidores según su construcción.	61
Tabla 4-5: Puntos de medida	62
Tabla 4-6: Clase por punto de medida	62
Tabla 4.7: Selección de medidores de energía	66
Tabla 4-8: Clasificación de medidores de energía eléctrica- por su funcionalidad	67

Lista de Símbolos y abreviaturas

Símbolos con letras latinas

Símbolo	Término	Unidad SI	Definición
f	Función simbólica		
F	Espacio característico		
G	Matriz Gram		$X'X$
I	Matriz identidad		
K	Vector de producto escalar		
L	Cantidad de observaciones		
X	Matriz de variables experimentales		
Y	Matriz de resultados e inferencias		

Símbolos con letras griegas

Símbolo	Término	Unidad SI	Definición
A	Vectores de factores de peso		
β			$X(X'X)^{-1}X'Y$
λ	Término de compensación matricial		

Subíndices

Subíndice	Término
P	Número de variables predictivas
$'$	Transponer matriz
\bar{Y}	Promedio de Y
n	Exponente, potencia

Abreviaturas

Abreviatura	Término
--------------------	----------------

LTLF	Long-term load forecasting
MTLF	Medium-term load forecasting
STLF	Short-term load forecasting
MDC	Meter data collector
MDM	Meter data management
AMI	Advanced metering infrastructure

Introducción

Con el avance de la tecnología y los múltiples elementos que se han ido acoplando en el transporte energético, los diferentes operadores buscan cada día mejorar y realizar cada vez más un óptimo suministro de energía. Es por lo que, con el pasar del tiempo, desde el proceso de generación hasta el uso final, se han ido agregando diferentes elementos y tecnologías que han dado lugar a un sistema más robusto, seguro y confiable.

Entre los aspectos importantes de la operación del transporte energético, está la medición de las diferentes variables implicadas en el sistema, las cuales indican el comportamiento de la electricidad en el transcurso del tiempo. Este tipo de monitoreo constante permite determinar comportamientos futuros de la demanda y del comportamiento de la red, así como también tomar decisiones, conocer y mejorar la cadena de suministro eléctrico. Por ende, conocer el comportamiento de la red es muy importante en la planificación, análisis y operación de los sistemas eléctricos para mantener un sistema ininterrumpido, confiable, al igual que un suministro de energía seguro y económico. [1]

Tras el monitoreo de todas esas variables, hay un elemento muy importante que efectúa su registro, el medidor. Los medidores de electricidad inteligentes se implementan actualmente en millones de hogares para recopilar datos detallados del consumo individual de electricidad [2]. Los mismos permiten realizar un análisis energético avanzado y de alta velocidad ya que registran y graban los diferentes eventos de la red, transitorios, y demás variables de consumo.

Con el transcurrir de la innovación tecnológica, los equipos de medición han ido ampliando sus funcionalidades de monitoreo y control, con la proliferación de los medidores inteligentes han resultado en una explosión de conjuntos de datos relacionados con la demanda de electricidad de los usuarios [3].

De ahí que, con la información obtenida por los equipos de medida de las diferentes estructuras, se alimentan las diferentes herramientas que los operadores de red han ido empleando, para obtener diferentes proyecciones de pronóstico.

Las tecnologías de medición permiten a los operadores de red visualizar en tiempo real las variables registradas en el sistema y al mismo tiempo, obtener datos de consumo para los diferentes usuarios que demandan electricidad.

Los medidores inteligentes logran registrar información minuciosa sobre el consumo de electricidad en tiempo casi real, formando así el *big data* del medidor inteligente. Siendo así posible el mejoramiento de estudios de pronóstico de carga, monitoreo detallado, detección de anomalías y gestión dinámica de la demanda [4]. La recopilación de los datos de monitoreo de los medidores inteligentes es almacenada en los *Meter Data Colector – MDC*. Posteriormente, los datos son administrados por los *Meter Data Management – MDM* [5]. El medidor ejerce funciones de analizador de calidad de energía, permitiendo obtener mediciones avanzadas sobre la mayoría de los eventos de la red. Estos eventos incluyen sobretensiones, caídas de tensión, fallas de corriente, desequilibrios de fase, armónicos, frecuencia entre otros. [6] Para el presente trabajo, el pronóstico eléctrico fue ejecutado por medio de un algoritmo que es alimentado por una gran masa de datos de consumo de medidores inteligentes de diferentes estructuras o edificaciones según el grupo de uso, por ejemplo, residencial, comercial, educativo, e institucional.

Como los sistemas son tan robustos y complejos, para poder operar los mismos, el análisis de *big data* puede desempeñar un papel cada vez más significativo en las operaciones modernas del sistema eléctrico en términos de estimación y predicción de condiciones integrales del sistema. De ahí que se han aplicado mecanismos y herramientas matemáticas para permitir conocimiento predictivo en los operadores. [7]

Ahora bien, uno de los problemas existentes en el sector eléctrico es determinar la conducta de la demanda eléctrica de los usuarios a través del tiempo. El consumo de electricidad no tiene un comportamiento lineal y está sujeto a una gran cantidad de variables y condiciones que varían constantemente. Por ejemplo, el tiempo, la temporada

del año, variables demográficas y económicas, así como también el comportamiento elástico o inelástico de la demanda, o los valores diarios del *pool* eléctrico que inciden en el comportamiento de consumo. [8]

A nivel mundial, los diferentes mercados de electricidad han empleado diferentes herramientas de predicción de la demanda de energía de los consumidores en aras de obtener pronósticos que les permitan tomar medidas o decisiones con el fin de mejorar la confiabilidad y realizar una mejor planeación de la operación del sistema. Aunque el método más adecuado para resolver los inconvenientes de pronóstico de demanda de electricidad no está claramente definido, dichas herramientas permiten mejorar y optimizar el desempeño de la red con base al comportamiento energético las 24 horas del día.

Con el constante cambio del valor de la energía, se ha generado motivación por desarrollar modelos que permitan pronosticar la demanda de electricidad en corto, mediano y largo plazo. Este trabajo presenta un modelo de pronóstico basado en métodos de regresión no lineal y algoritmos multigénicos [9], el cual toma en consideración datos de demanda de energía eléctrica correlacionados con variables climáticas.

Las herramientas de predicción empleadas al pronóstico de demanda de energía eléctrica permiten predecir con un alto grado de exactitud las demandas futuras de electricidad, dicha información genera ventajas a los generadores, distribuidores y consumidores al momento de programar la cadena del servicio, crear estrategias, optimizar procesos y mejorar las transacciones de energía.

De esta forma, los objetivos planteados para este trabajo final de maestría son los siguientes:

Objetivos

Objetivo general

Desarrollar un modelo de estimación del consumo eléctrico a mediano plazo, a partir de datos históricos obtenidos de medidores inteligentes. Donde mediano plazo para el caso de estudio corresponde a estudios de consumos de días, semanas y hasta un año.

Objetivos específicos

- Identificar métodos de estimación que permitan realizar estudios de pronóstico de demanda eléctrica, que se adecuen con el objeto de estudio y generen el menor error en las curvas de pronóstico, versus los datos base de consumo eléctrico.
- Determinar, con el método predictivo seleccionado, el comportamiento de demanda eléctrica futura para diferentes construcciones y tipo de aplicación de medida.
- Validar el modelo de estimación usado, con los registros históricos a fin de evaluar la eficiencia del modelo.

1. Pronóstico de demanda de energía eléctrica

El pronóstico de la demanda energética es un aspecto significativo en el progreso de cualquier modelo para la organización de un sistema eléctrico y se pueden figurar como una demanda máxima, curvas de carga diaria, semanal o anual [10]. Los pronósticos a corto plazo son fundamentales para la inspección y sistematización de los sistemas de energía y ellas son necesarias como antecedente de ingreso para los algoritmos de proyección, generación y transmisión de electricidad [11]. Para el corto plazo, la demanda está influenciada primariamente por las circunstancias meteorológicas, los efectos estacionales (diarios y ciclos semanales, días festivos) y sucesos especiales, también de los cambios climáticos que son sustanciales en la predicción de la demanda energía [12].

Actualmente, en un mundo de mercados de energía regulados, los desarrollos de métodos de previsión o pronóstico de demanda de energía han cobrado bastante relevancia para las empresas prestadoras de servicio de electricidad como las diferentes centrales eléctricas, convirtiéndose el estudio de pronóstico un factor indispensable para todos los elementos activos de la cadena de energía [13].

1.1 Demanda de energía eléctrica

Demanda. Es la suma de potencia que un usuario emplea en un periodo de tiempo. Es tomada como un valor medio en un intervalo determinado. El ciclo durante el cual se toma el valor medio se denomina intervalo de demanda. Cuya duración radica en el valor de demanda que se desee conocer. La demanda se puede expresar en kVA, kW, kVAR, etc. [14], [15]

Demanda o carga máxima. Es la carga mayor de un sistema en un período de trabajo anticipadamente determinado. Para crear la demanda máxima se debe especificar el intervalo de demanda para medirla. Puede expresarse en p.u de la carga pico del sistema. [14], [15]

Carga instalada. Corresponde a la suma de potencias nominales de aparatos y equipos de consumo que se encuentran acoplados a un sistema, se expresa en kVA, MVA, kW o MW. [14]

Capacidad instalada. Es la suma de las potencias nominales de los equipos instalados a líneas que proveen la potencia eléctrica a los servicios conectados. Conocida también como capacidad nominal del sistema. [15]

Demanda diversificada. Es la suma de varias cargas en un instante explícito. Se considera el mismo intervalo de tiempo. [14], [15]

$$D_{Div} = \sum_{i=1}^n D_i * t_i \quad (1.1)$$

Donde:

D_i = Demanda de energía eléctrica del usuario

t_i = Periodo en que se registra la demanda

i = Número de usuarios

Demanda máxima no coincidente. Suma de la demanda máxima de cada beneficiario sin importar que ocurran o no al mismo tiempo. [14], [15].

Curvas de carga diaria. Formadas por los picos obtenidos en intervalos de una hora para cada hora del día. Dan una indicación de las características de la carga del sistema y de la forma en que se combinan para producir el pico. [15]

Curvas de carga anual. Formadas por los valores de demanda a la hora pico en cada mes, permiten conocer los crecimientos de los picos mensuales y anuales.[15]

Factor de demanda. Es la razón entre la y la carga total instalada. Por lo general es menor que 1. [14], [15]

$$FDem = \frac{D_{m\acute{a}x}}{Carga\ Instalada} \leq 1 \quad (1.2)$$

Factor de carga. Razón entre la Dprom en un intervalo de tiempo y la observada en el mismo lapso. [14], [15]

$$F_c = \frac{D_{prom}}{D_{m\acute{a}x}} \quad 0 < F_c \leq 1 \quad (1.3)$$

Factor de potencia. Relación entre la potencia activa (W, kW o MW) y aparente (VA, kVA, MVA), determinada en el sistema o en uno de sus componentes. [15]

$$\cos \Theta = \frac{P}{Q} = \frac{\text{Potencia Activa}}{\text{Potencia Reactiva}} \quad (1.4)$$

Factor diversidad. Razón entre la sumatoria de las demandas máximas individuales y la demanda máxima. [15]

$$F_{Div} = \frac{\sum D_{M\acute{a}x \text{ Individuales}}}{D_{M\acute{a}x \text{ Individuales}}} = \frac{D_{M\acute{a}x \text{ no coincidente}}}{D_{M\acute{a}x \text{ coincidente}}} \quad (1.5)$$

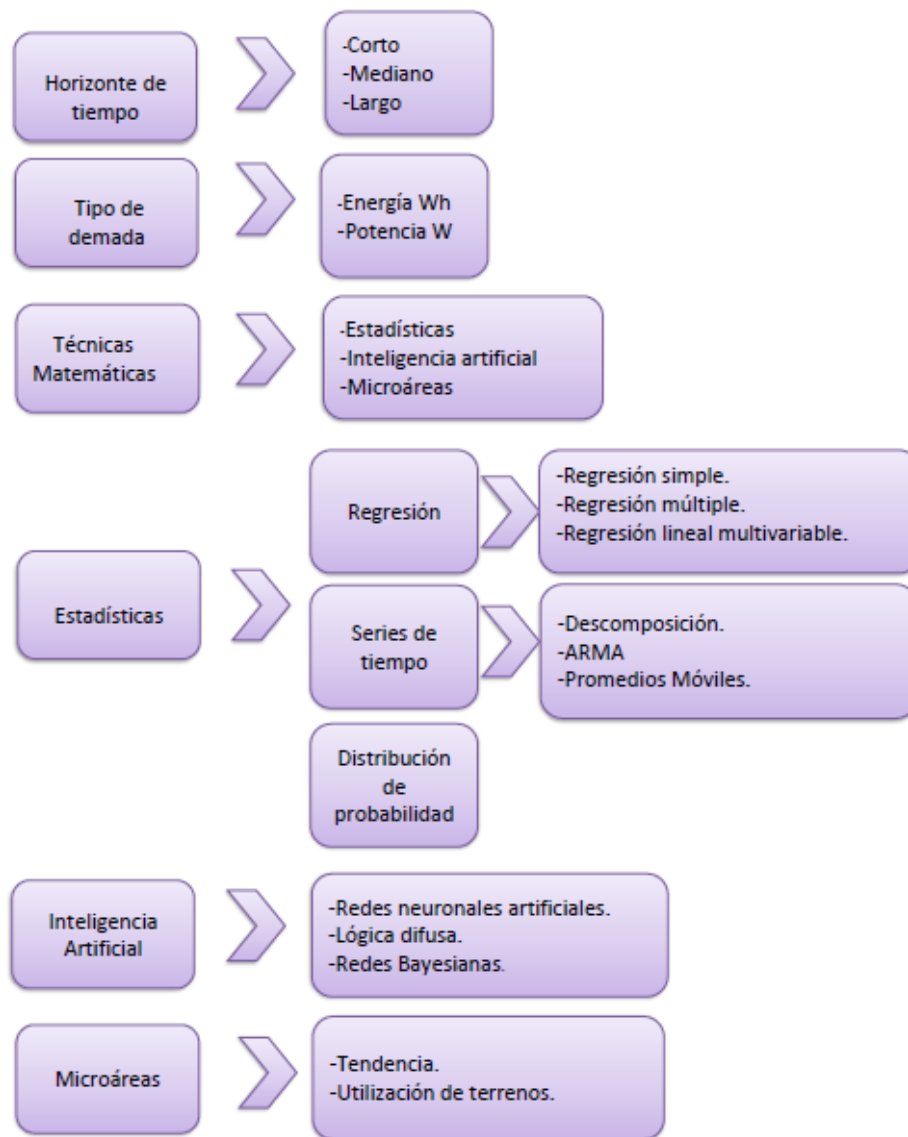
Factor de coincidencia. Relación entre la demanda máxima coincidente de un grupo de consumidores y la suma de las demandas de potencia máxima de consumidores individuales, tomados en el mismo punto de alimentación para el mismo lapso. [15]

$$F_{co} = \frac{D_{M\acute{a}x \text{ coincidente}}}{\sum D_{M\acute{a}x \text{ Individuales}}} = \frac{D_{M\acute{a}x \text{ coincidente}}}{D_{M\acute{a}x \text{ no coincidente}}} \quad (1.6)$$

1.2 Clasificación de los métodos de pronóstico de demanda de energía eléctrica

En la **Figura 1-1**: a continuación, se puede apreciar la clasificación de los métodos de pronóstico de demanda por horizonte de tiempo, tendencias y técnicas mayormente empleadas para este tipo de estudios de comportamiento de consumo.

Figura 1-1: Clasificación de los métodos de pronóstico.



Fuente: Elaboración propia

Se pueden encontrar diferentes tipos y métodos para pronóstico de carga, los cuales difieren de la proyección de tiempo al cual fue desarrollado, entre los cuales encontramos los siguientes:

1.3 Pronóstico de demanda a largo plazo

Por sus siglas en inglés (*LTLF*) *Long-term load forecasting*, este tipo de pronóstico se efectúa para periodos de tiempo mayores a un año y hasta décadas, generalmente son empleados para planificación de capacidad o extensión de redes de transporte de energía [16].

1.4 Pronóstico de demanda a medio plazo

Por sus siglas en inglés (*MTLF*) *Medium-term load forecasting*, son pronósticos que consideran una extensión de varios meses hasta un año [16], generalmente son pronósticos empleados para estructuración de adquisiciones o mercados de energía.

1.5 Pronóstico de demanda a corto plazo

(*STLF*) *Short-term load forecasting*, este tipo de pronóstico considera pronósticos desde horas hasta una semana o dos, generalmente es efectuado para realizar la previsión a corto plazo de carga de la red y disponibilidad de servicio de electricidad [16].

El pronóstico de demanda energética permite tener una visión futura del comportamiento del mercado, ayudando a generar estrategias de comercialización, optimizar programas de operación y obtener contratos de energía bilateral provechosos. [17] Los modelos de predicción toman bases de datos históricos con el objetivo de caracterizar estadísticamente el consumo de energía eléctrica sobre periodos de lectura previos, estos obtienen la estimación de parámetros tendencia de la demanda, permitiendo así obtener datos puntuales sobre valores futuros. Dichas metodologías son herramientas fundamentales para la planificación de la cadena de producción de energía eléctrica y de los organismos que forman parte de esta [18].

Entre las metodologías de pronóstico mayormente empleadas están las de corto plazo ya que permiten determinar la demanda hora a hora y analizar su comportamiento en caso de presentarse una eventualidad. Para el presente trabajo nos enfocaremos en pronóstico de demanda para usuarios finales.

Realizar el pronóstico de demanda de energía para un solo cliente es más complejo que pronosticar la carga de una red. Esto en vista de que el historial o masa de datos para esta es considerablemente más robusto que el de un cliente en específico. La carga de la red es mucho más homogénea ya que cuenta con la carga de los diferentes tipos de clientes. Ahora bien, al efectuar el pronóstico de un solo cliente se aprecian diferentes perfiles de carga generando diferencias considerables.

Al comparar diferentes perfiles de carga se deben priorizar los factores que son relevantes para identificar cuál es el modelo óptimo para efectuar el pronóstico.

Los valores de carga acumulada o media no inciden en la elección del modelo de pronóstico, sin embargo, el comportamiento estacional del perfil de carga es mucho más relevante al momento de la implementación del modelo de pronóstico. En dicho ejercicio se identifican perfiles de carga que muestran diferentes estacionalidades, entre las que tenemos:

Estacionalidad anual:

Para los meses de invierno, el consumo o demanda de energía suele ser mucho mayor en vista del uso de elementos de calefacción, chimeneas, calentadores e iluminación. Sin embargo, en algunos otros sectores también hay un mayor consumo en los meses de verano debido al enfriamiento por ejemplo por la refrigeración de comestibles o productos que requieran estar almacenados a baja temperatura [19].

Estacionalidad semanal:

El consumo de energía para los martes, miércoles y jueves es, en general, bastante parecido. Los lunes y viernes pueden mostrar un patrón de carga especial, por ejemplo, debido al arranque o apagado de la máquina. La carga del sábado depende totalmente del sector, mientras que los domingos suelen volver a ser muy similares [19].

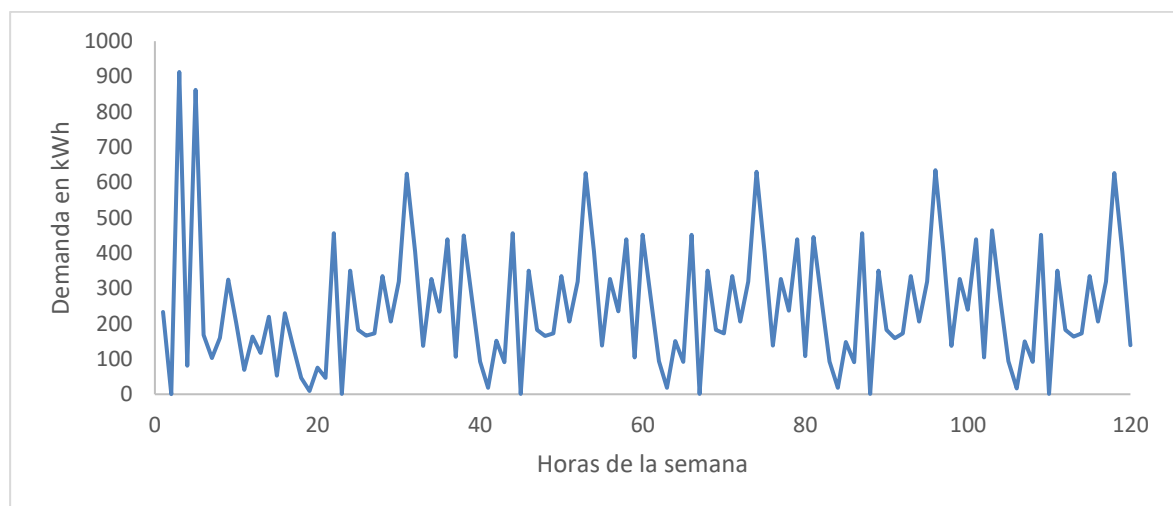
Estacionalidad diaria:

Exceptuando los clientes que operan en tres turnos diferentes, la demanda de energía es generalmente mayor en horas del día que en la noche [19].

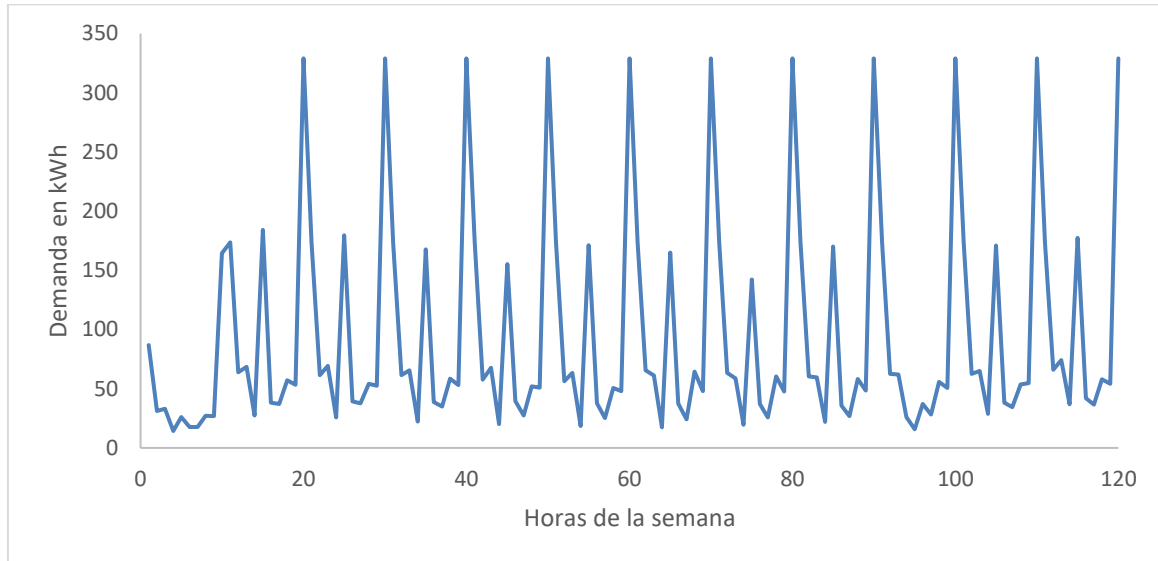
Cuando se estudia el comportamiento de los perfiles de carga para varios sectores, se identifican diferencias significativas en los patrones estacionales. Las diferencias más evidentes se encuentran en la estructura semanal.

Las figuras que se presentan a continuación muestran el consumo semanal promedio para diferentes clientes en diferentes sectores. Fueron elaboradas con los datos históricos obtenidos de la data set de IEEE PES [46], empleados en el presente trabajo.

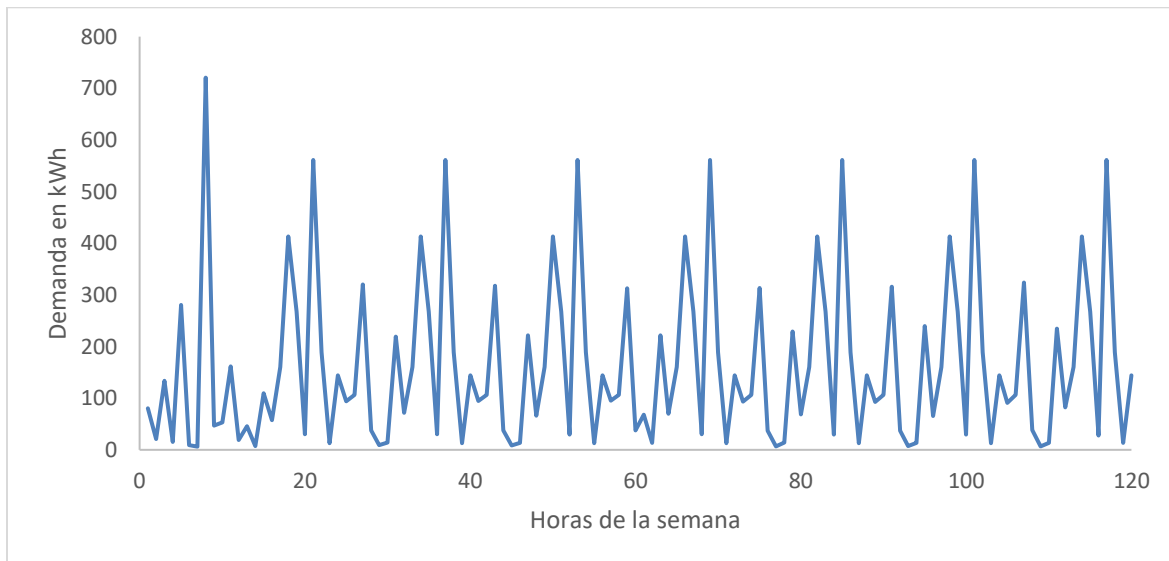
Figura 1-2: Comportamiento de demanda semanal para edificio educativo.



Fuente: Elaboración propia

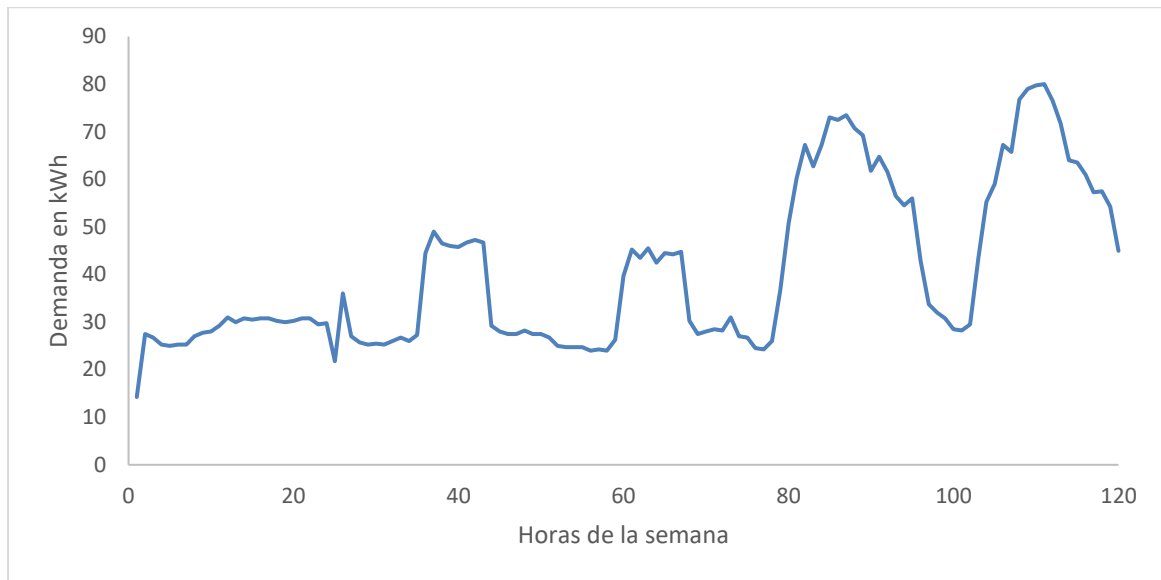
Figura 1-3: Comportamiento de demanda semanal para edificio residencial.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1-4: Comportamiento de demanda semanal para edificio oficinas.

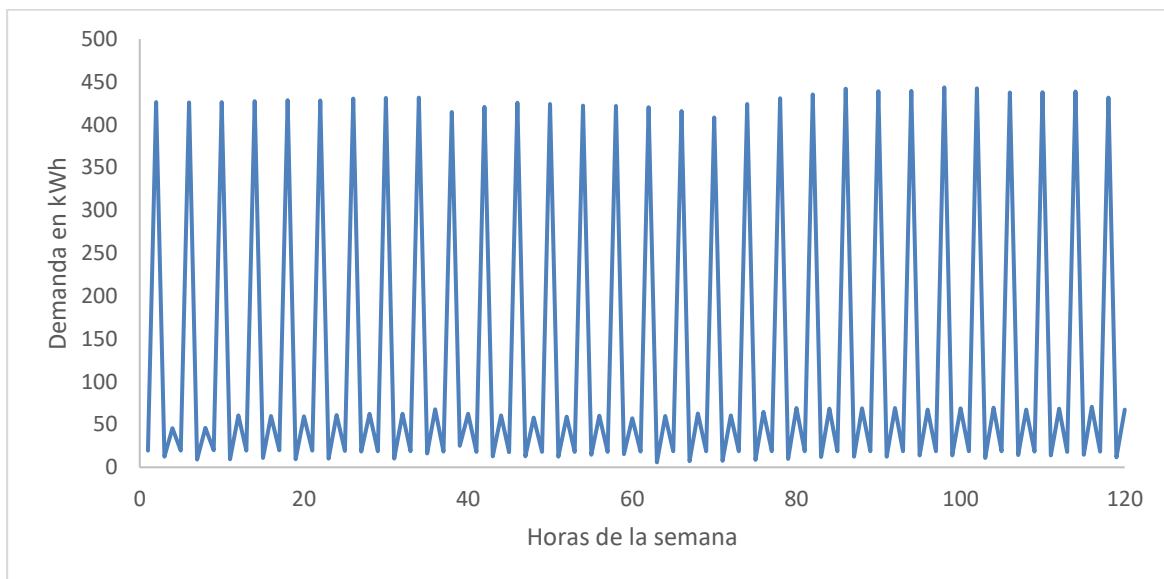
Fuente: Elaboración propia

Figura 1-5: Comportamiento de demanda semanal edificio eventos.

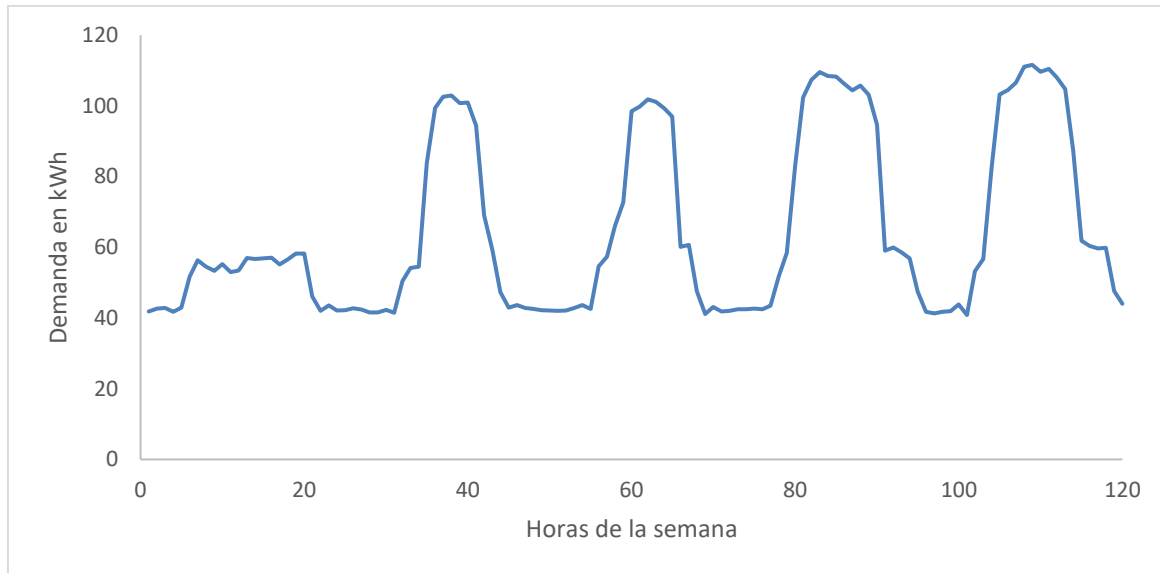


Fuente: Elaboración propia

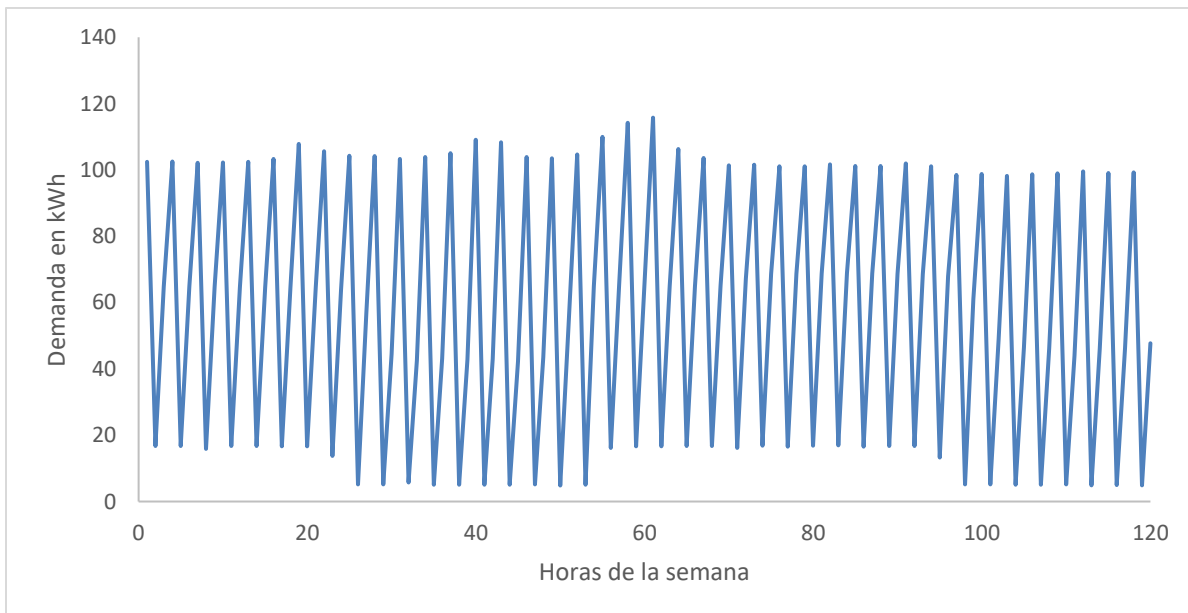
Figura 1-6: Comportamiento de demanda semanal edificio bodegas.



Fuente: Elaboración propia

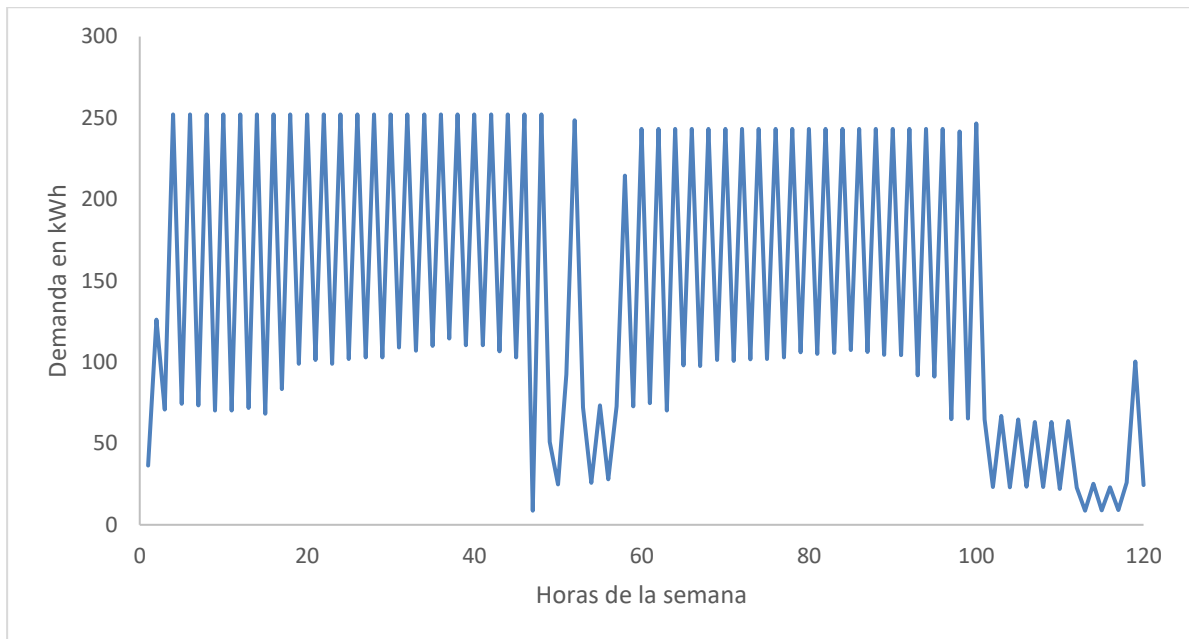
Figura 1-7: Comportamiento de demanda semanal edificio comercial.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1-8: Comportamiento de demanda semanal edificio parqueaderos.

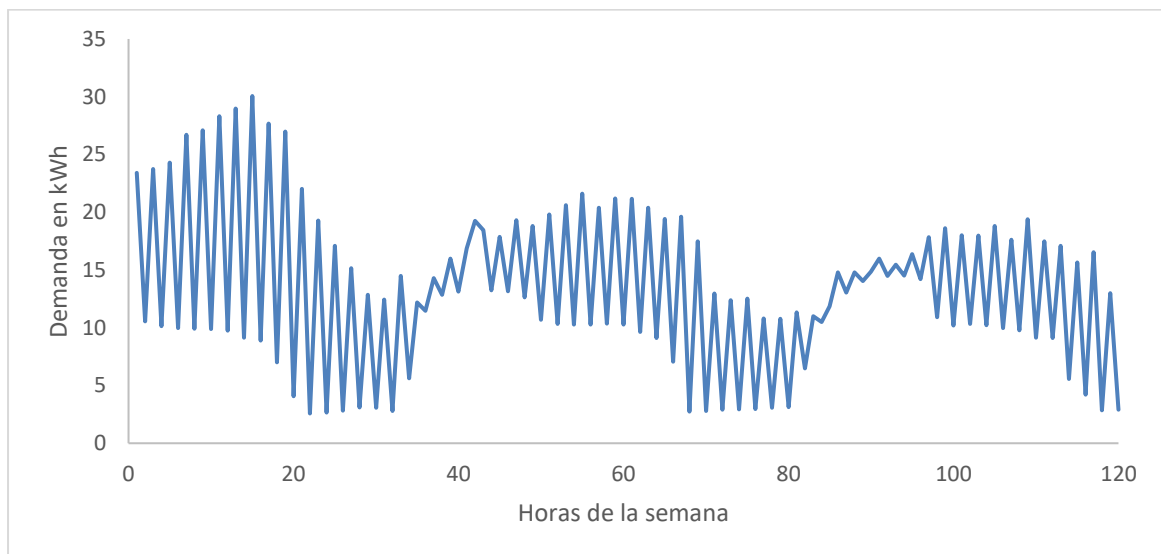
Fuente: Elaboración propia

Figura 1-9: Comportamiento de demanda semanal edificio servicios varios.

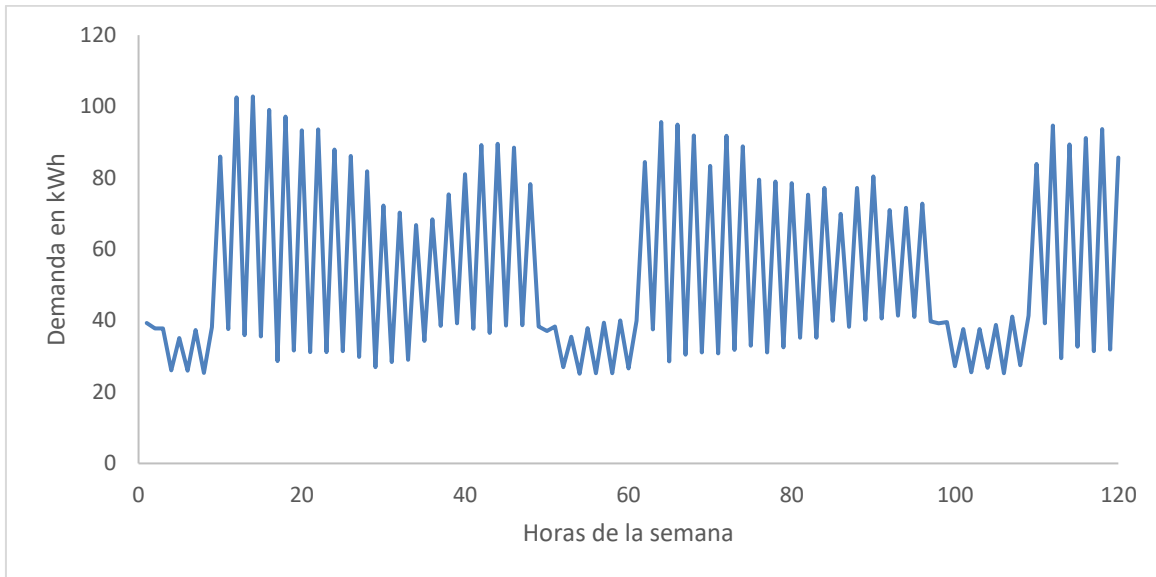


Fuente: Elaboración propia

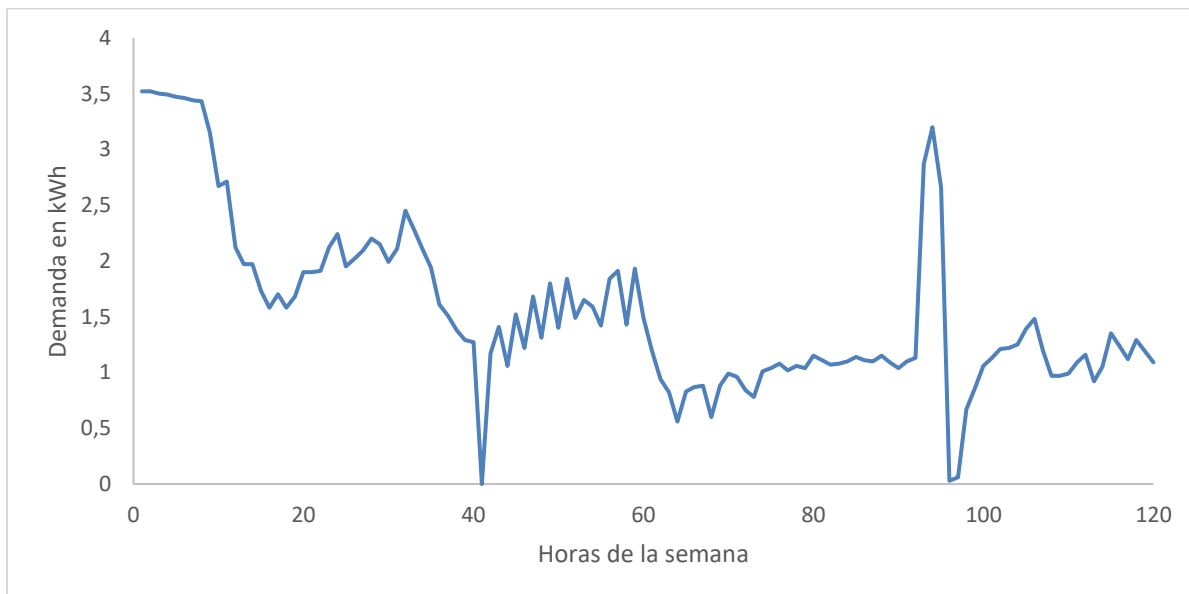
Figura 1-10: Comportamiento de demanda semanal edificio de almacenamiento.



Fuente: Elaboración propia

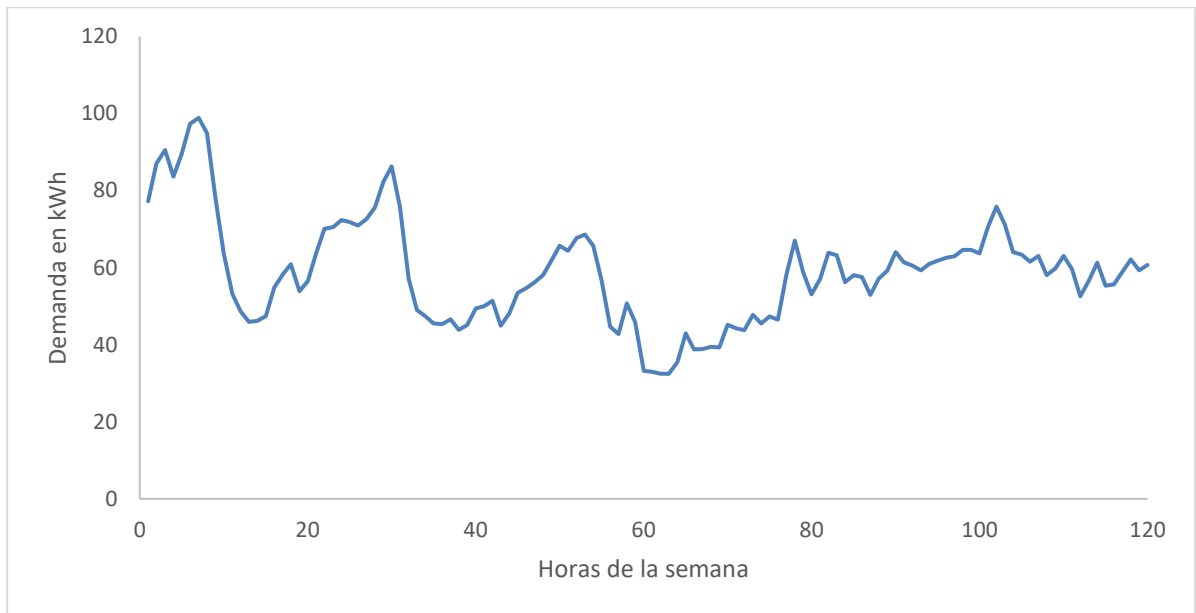
Figura 1-11: Comportamiento de demanda semanal edificio venta de alimentos.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1-12: Comportamiento de demanda semanal edificio culto religioso.

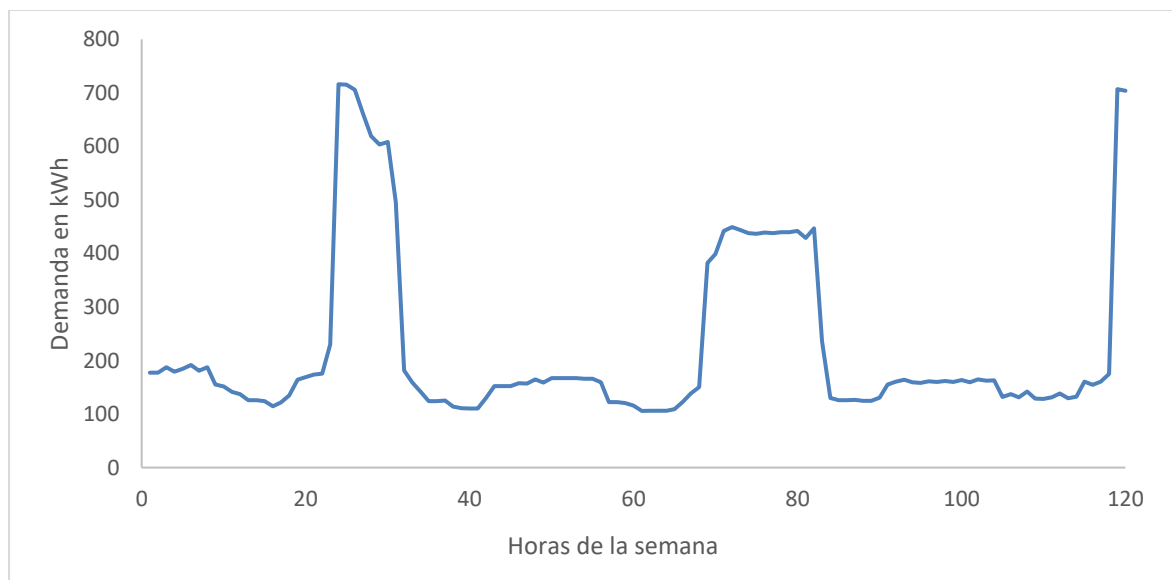
Fuente: Elaboración propia

Figura 1-13: Comportamiento de demanda semanal edificio cuidado de la salud.

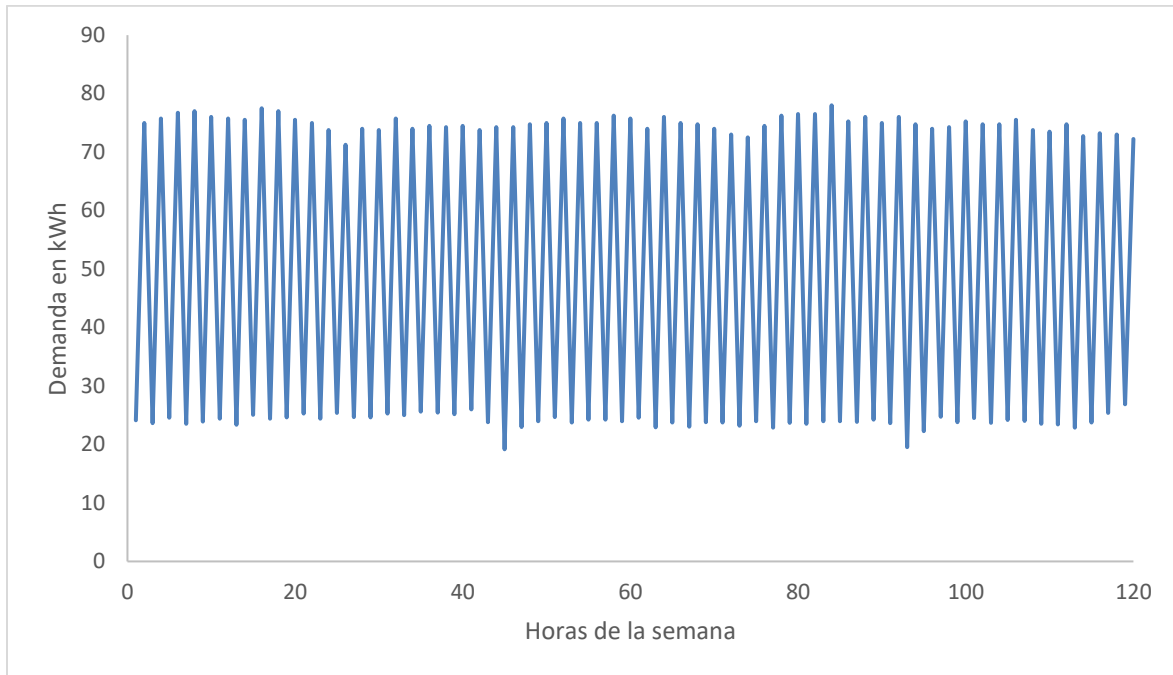


Fuente: Elaboración propia

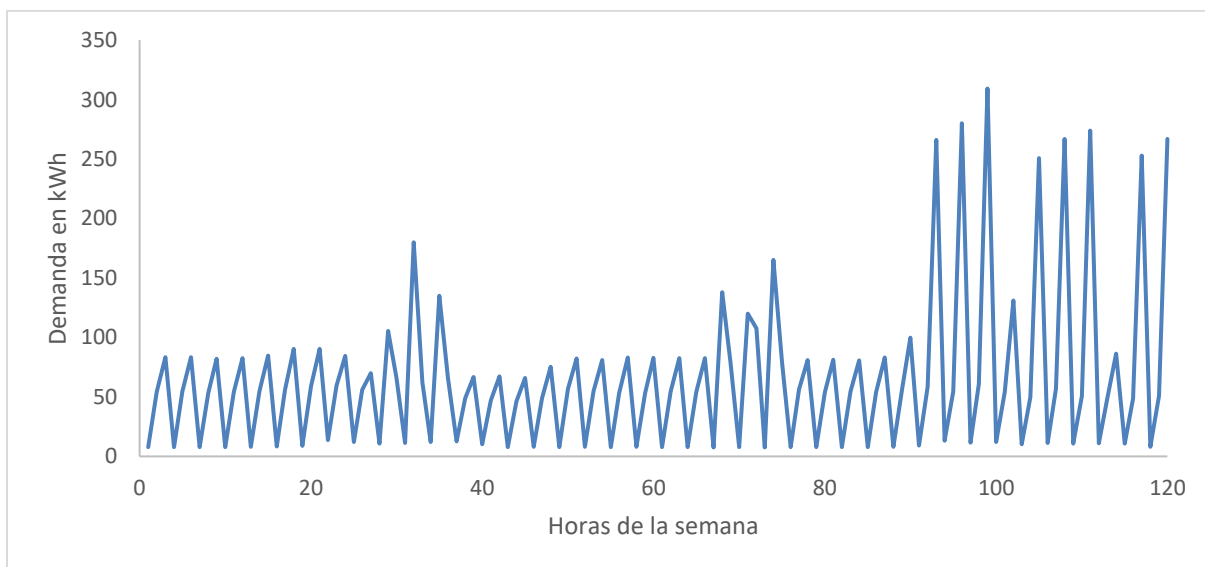
Figura 1-14: Comportamiento de demanda semanal edificio empresa de servicios públicos.



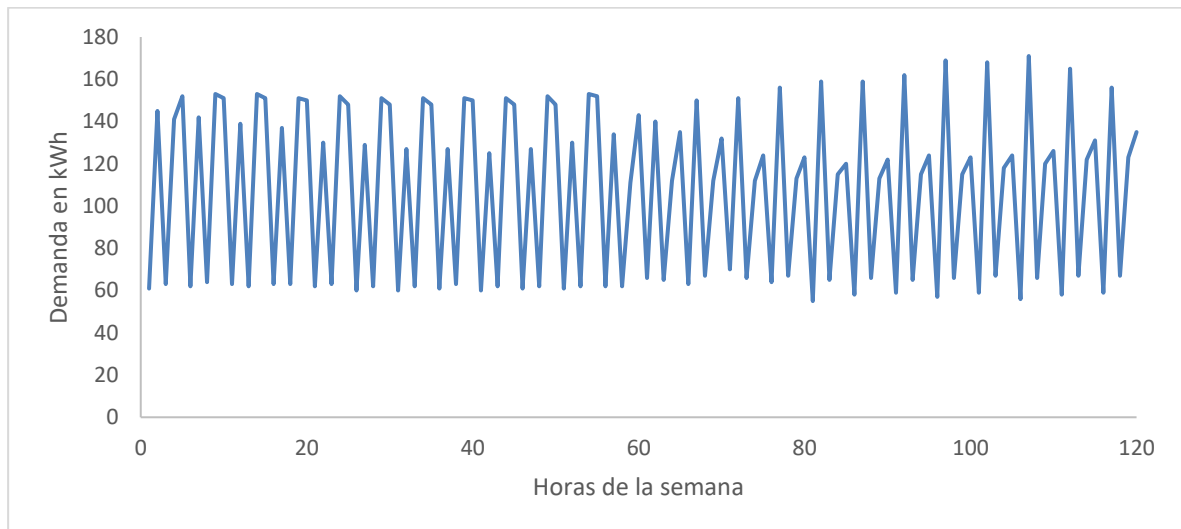
Fuente: Elaboración propia

Figura 1-15: Comportamiento de demanda semanal edificio tecnología y ciencia.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1-16: Comportamiento de demanda semanal edificio manufactura.

Fuente: Elaboración propia

Figura 1-17: Comportamiento de demanda semanal edificio servicios.

Fuente: Elaboración propia.

Las gráficas presentadas anteriormente nos permiten obtener una idea de la variedad de patrones de carga diferentes dependiendo de la actividad y demanda de energía a lo largo del tiempo. Cada uno de los patrones presentados muestra el comportamiento semanal de la demanda de energía dependiendo el tipo de edificio donde se efectuaron mediciones las 24 horas, los 7 días de la semana.

Al ser los patrones de carga tan diferentes, es mayor la complejidad para encontrar un modelo de pronóstico de demanda de energía con las características idóneas para el pronóstico. Definir un método adecuado para un cliente, o en el caso presentado, un tipo de edificación en particular requiere probar varios modelos o métodos de pronóstico con datos reales como se efectuó en el presente trabajo.

En este trabajo se emplea un algoritmo de regresión simbólica que acopla variables de demanda de energía eléctrica como variables climáticas, este tipo de algoritmos brinda una solución robusta a la hora de efectuar pronósticos de carga en vista de que capturan características lineales como no lineales. Gracias a este tipo de modelos se mejora la precisión del análisis de comportamiento de consumo de energía futuro en sistemas eléctricos, resultando muy eficaces [20].

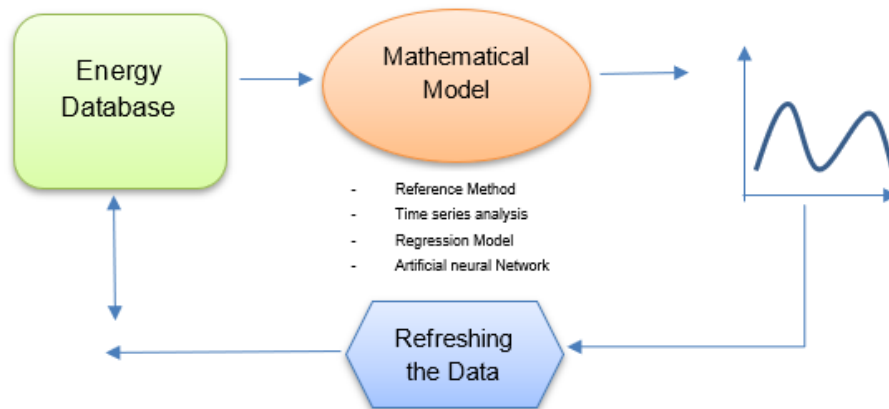
2. Métodos de pronóstico de energía eléctrica

La calidad de los métodos de pronóstico depende directamente del estado de los datos históricos disponibles, así como del conocimiento sobre los factores que influyen en la demanda de energía eléctrica. Con la ayuda del análisis de datos de energía, se proporcionan los datos necesarios para los conjuntos de entrenamiento, prueba y validación para realizar el proceso de modelado. Los datos históricos de consumo se dividen en grupos según los efectos estacionales. Por lo tanto, el proceso de modelado debe especificarse para cada grupo. Además, el horizonte temporal del pronóstico determina el tipo de método aplicado.

La previsión a corto plazo calcula la demanda de energía para el período de los próximos minutos de visualización. Esta tarea juega un papel importante para el proceso de generación, pero también para la implementación de aplicaciones de cambio de picos por parte de los consumidores. La previsión de la demanda de energía diaria y semanal se realizará mediante métodos a medio plazo. Con base en las previsiones diarias, se optimizará el cronograma de operación de las unidades de las centrales eléctricas. Finalmente, las herramientas de pronóstico a largo plazo estiman la demanda futura para períodos de varios meses o años. Estos métodos son necesarios para la gestión de compras de energía y logística energética. [21]

La **Figura 2-1:** permite apreciar los métodos más desarrollados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica.

Figura 2-1: Pronóstico demanda de energía.

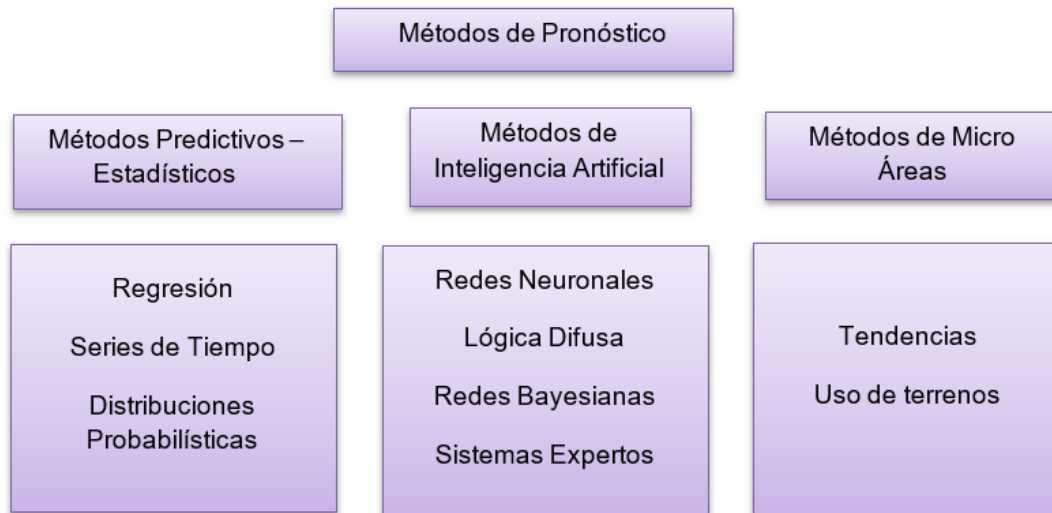


Fuente: Elaboración propia con base en [22].

Entre los diferentes métodos que son aplicados para los procesos de pronóstico están las regresiones lineales, redes neuronales, probabilidades de distribución, lógica difusa entre otros métodos [22]. Sin embargo, debido a la cantidad de datos históricos base de operación de la red que se cuenta, el método que se utilizará para el pronóstico a corto plazo en este trabajo son los algoritmos de regresión simbólica [23] debido a su rapidez y precisión en la predicción de demandas de energía de diferentes sectores, bien sea comercial residencial, etc.; para diferentes periodos de tiempo y en diferentes días de la semana.

La **Figura 2-2**: Permite apreciar los métodos de pronóstico de demanda más usados dependiendo de si son estadísticos, métodos de inteligencia artificial o micro áreas.

Figura 2-2: Métodos de pronóstico de demanda más usados [23].



Fuente: Elaboración propia con base en [23].

En el desarrollo de pronósticos de demanda se ha buscado emplear técnicas y algoritmos idóneos con el fin de encontrar y obtener resultados más precisos en cada margen de tiempo [24]. Existen diferentes métodos disponibles. A continuación, mencionaremos algunas de las más representativas:

2.1 Análisis de series de tiempo

Este tipo de algoritmos permite analizar un conjunto de valores observados secuencialmente a lo largo del tiempo y se emplea generalmente para efectuar predicciones basadas en el tiempo [25]. Suponiendo que los patrones de datos históricos, como el nivel, la tendencia y la estacionalidad se repiten, se puede crear modelos utilizando solo los datos que se pronostican para predecir patrones futuros [26].

2.2 Análisis de regresión

A través de este tipo de herramienta de análisis es posible comprender las relaciones y predecir las variables continuas en función de otras de la masa de datos [27]. Esta técnica está diseñada para identificar relaciones características entre variables de datos [28], específicamente observando las conexiones entre una variable dependiente y otros factores independientes que pueden o no afectarla.[29]

Entre los análisis de regresión generalmente empleados para estudios de pronóstico se encuentran:

-Métodos de regresión simple: Aquellos métodos que cuentan con una variable independiente y dependiente [30].

-Métodos de regresión lineal múltiple: Aquellos métodos que presentan como variable independiente al tiempo, consideran factores que influyen en la variación de la demanda. Por ejemplo, consideración de variables climáticas [30].

2.3 Análisis descriptivo

Permiten encontrar o determinar qué fue lo que pasó en un periodo de tiempo pasado e intenta analizarlo y caracterizarlo con miras a predecir eventos similares en el futuro. Este tipo de algoritmos permiten describir el comportamiento pasado y luego aplicar modelos predictivos a los datos resultantes que ayudan a enmarcar oportunidades de mejora operativa e identificar nuevas oportunidades comerciales [31].

2.4 Análisis de agrupación

A través de esta técnica es posible comprender y analizar los datos ubicándolos o clasificándolos en subgrupos manejables de menor tamaño para resaltar atributos y administrar o hacer mejores predicciones. El modelo de clasificación resultante se puede usar tanto para categorizar nuevos registros como para realizar modelos predictivos con los datos de los subgrupos designados [32].

2.5 Análisis de factores

Permiten comprender las relaciones y dependencias entre diferentes variables de datos con el fin de predecir cómo se afectarán entre sí en el futuro. La información le permite predecir desarrollos futuros relacionados con la variable dependiente en función de lo que sucede con los factores relacionados [33].

2.6 Análisis de valores atípicos

Son algoritmos de detección de valores atípicos en un grupo de datos para identificar el ruido y mejorar la predicción y las anomalías. Una base de datos puede contener objetos de datos que no cumplen con la conducta general o el modelo de los datos y pueden aislarse para comprender o determinar mejor los impactos o las respuestas calculadas [33].

2.7 Análisis con series de tiempo

Son algoritmos de detección de valores atípicos en un grupo de datos para identificar el ruido y mejorar la predicción y las anomalías. Una base de datos puede contener objetos de datos que no cumplen con la conducta general o el modelo de los datos y pueden aislarse para comprender o determinar mejor los impactos o las respuestas calculadas [34].

Entre este tipo de análisis están:

- Series temporales: Este tipo de métodos requiere la menor información posible, dado que la única variable independiente es el tiempo.
- Series temporales basadas en promedios: Este tipo de análisis se obtiene encontrando la media de todos los valores pertinentes y usando después esta media para pronosticar el siguiente periodo.
- Series temporales basadas en suavización exponencial: Este tipo de análisis es de los más populares y mayormente empleados para pronosticar ya que requiere pocos datos.

2.8 Análisis con distribución de probabilidad

Este tipo de análisis de pronóstico se conforma ajustando los datos de cada subperiodo a una función de distribución probabilística con la cual se puede calcular la probabilidad de que la variable aleatoria sea menor igual a un valor dado. Como la demanda de energía es aleatoria, la ocurrencia de ciertos valores solo puede expresarse en términos de probabilidad. [35]

2.9 Análisis con micro áreas

Este tipo de análisis consiste en dividir la zona de estudio en varias zonas llamadas micro áreas. Dicha división debe efectuarse teniendo en cuenta el sistema eléctrico que exista, [35] generalmente esta herramienta consta de dos etapas de análisis:

- Uso de tierra
- Tendencia (Demanda de energía eléctrica)

2.10 Análisis con redes neuronales artificiales

Las redes neuronales están inspiradas en las redes del cerebro humano, las cuales buscan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que hace el sistema biológico. Permiten aproximar funciones no lineales, esto permite modelar fenómenos complejos donde las variables no están correlacionadas [35].

3. Algoritmos usados en el pronóstico de demanda eléctrica

3.1 Algoritmos heurísticos

Generalmente para los problemas de pronóstico no existe un algoritmo preciso que permita encontrar una solución inmejorable a dicho inconveniente. La multiplicidad del espacio de exploración de estos problemas suele ser bastante extensa, haciendo inviable el uso de algoritmos puntuales ya que la cuantía de tiempo que requeriría para hallar una solución es inaceptable. Por esto es requerido utilizar algoritmos contiguos o heurísticos que permitan obtener un modo óptimo en un tiempo razonable. El término heurístico proviene de la palabra griega *heuriskein*, que significa encontrar, descubrir o hallar. [29]

Este tipo de algoritmos permite efectuar una búsqueda de solución óptima, permiten determinar soluciones de tipo parcial en problemas que se ajusten a las restricciones [30]. Cuentan con una menor complejidad a la hora de implementarse y menor tiempo de procesamiento en la ejecución del algoritmo. Se diferencian de los algoritmos metaheurísticos en el sentido de que la solución hallada es aceptable pero no es necesariamente óptima o local [31].

Están clasificados en tres amplias categorías como son:

- Heurísticas constructivas: Obtienen la solución de forma gradual agregando en cada iteración el elemento con mayor importe para un criterio determinado. [31]

- Heurísticas de dos fases: Dos componentes naturales conforman el problema, aglomerando los vértices en rutas probables y rutas actuales con posibles retroalimentaciones de los dos campos. [31]

- Heurísticas de mejora: Mejoran la solución mediante la prueba de intercambiar la secuencia de vértices dentro o fuera de las rutas. [31]

Existen métodos heurísticos (llamados también algoritmos aproximados, procedimientos inexactos, algoritmos basados en el conocimiento o simplemente heurísticas) de variada naturaleza, por lo que su clasificación es compleja. [32] Está la siguiente clasificación:

1. Métodos constructivos. Entre los más representativos están:

- Estrategia voraz.
- Estrategia de descomposición.
- Métodos de reducción.
- Métodos de manipulación del modelo.

2.- Métodos de búsqueda. Entre lo más representativos están:

- Estrategia de búsqueda local 1.
- Estrategia de búsqueda local 2.
- Estrategia aleatorizada.

3.2 Algoritmos metaheurísticos

Son los algoritmos empleados para guiar el proceso de exploración, cuyo objetivo corresponde en examinar adecuadamente el espacio de búsqueda con el fin de localizar las soluciones óptimas o las más cercanas posibles. Están constituidos por metodologías que van desde procedimientos de búsqueda locales simples hasta complejos procesos de aprendizajes estocásticos [32].

Este tipo de algoritmos muestran ventajas frente a los algoritmos heurísticos por su versatilidad para abordar cualquier tipo de problema [33]. Dentro de estos los más populares son: los algoritmos genéticos, algoritmos de recocido simulado, la búsqueda tabú, la optimización por colonia de hormigas, la optimización por enjambre de partículas y la búsqueda local iterativa entre otros.

A continuación, se describirán algunos de estos:

Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son la técnica más popular en la investigación de la computación evolutiva, el principio de su funcionamiento está fundado en la evolución natural [34]. Estos tipos de algoritmos son generalmente conocidos como derivaciones de los algoritmos metaheurísticos. La estructura de este tipo de algoritmos está basada en que cada lugar en la cadena simboliza una característica específica de un individuo, y el valor acumulado en esa posición representa cómo se expresa esa característica en la solución. Generalmente, la cadena evalúa como una colección de características estructurales de una solución que tienen poca o ninguna interacción. La analogía se puede establecer directamente con genes en organismos biológicos en donde cada gen representa una forma que es estructuralmente autónoma de otros genes.

Algoritmos colonia de hormigas

Estos tipos de algoritmos se caracterizan por simular el comportamiento de las hormigas cuando están formando rutas entre el nido y la fuente del alimento, con base a un rastro de feromonas que dejan a lo largo de la trayectoria ejecutada. [35]. Esta herramienta se ha empleado generalmente para desarrollar problemas no determinísticos gracias a su alta convergencia y ahorro en tiempo de procesamiento de cómputo.

Algoritmos por enjambre de partículas

Los algoritmos por enjambre de partículas (PSO) son algoritmos que presentan una metodología simple, sencilla y puntual para resolver modelos complicados con un algoritmo básico de fácil ejecución y alta robustez. Este tipo de método se basa en la representación de la conducta de una población de partículas, donde cada una de ellas cambia su lugar de manera continua, renovando estos valores en búsqueda de una ubicación óptima. [36]

La orientación de estos algoritmos está basada en comprobar la aptitud y la población inicial, consistiendo en engendrar una nueva población de individuos por medio del principio del movimiento y rotación.

De igual manera, cada partícula que es generada está definida por la posición y la velocidad las cuales cambiarán cada vez que la partícula cambie de posición. [37].

3.3 Algoritmos multiobjetivo

En los métodos de optimización de tipo multiobjetivo, cada una de las funciones objetivo indica una aptitud o costo a optimizar, dependiente de n parámetros. [38]. Particularmente, la r -ésima aptitud está dada por una función:

$$f_r: R^n \rightarrow R \quad (3.1)$$

y la función evaluadora del caso a optimizar está conformada por dichas funciones de aptitud. Por ejemplo, si se va a optimizar m aptitudes, la función a optimizar es de la siguiente forma:

$$F: R^n \rightarrow R^m \quad (3.2)$$

y el problema general está dado de la siguiente manera:

$$\text{máx } x F(x) = (f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_m(x)) \quad (3.3)$$

En donde x pertenece a R^n y la i -ésima restricción está dada por la proposición P_i . En la búsqueda de la solución óptima del problema a optimizar, se trabaja en un espacio de posibles soluciones en R^n , en donde todas cumplen con un criterio de optimalidad [39].

El objetivo es optimizar de forma simultánea todas las funciones objetivo. En vista de que en gran parte de los problemas no es posible encontrar un solo valor óptimo para todas

ellas, en vista de que el óptimo de una función no necesariamente lo es para las demás.
[39]

Ahora bien, para comparar dos elementos del espacio solución de determina que el concepto de dominancia de Pareto como un orden parcial sobre elementos en R^n , en el que una solución X_j domina a otra de tipo X_i si se cumplen las condiciones a continuación descritas:

- 1- X_i no es peor que X_j en todas las aptitudes, en donde:

$$(\forall r)[fr(x_i) \geq fr(x_j)] \quad (3.4)$$

- 2- X_i es mejor que X_j en al menos una de las aptitudes, en donde:

$$(\exists r)[fr(x_i) > fr(x_j)] \quad (3.5)$$

Y se denota con $X_i > X_j$ Si alguna de estas condiciones no se cumple, entonces X_i no domina a X_j .

Por lo tanto, una solución es Pareto óptima si y solo si no es dominada por ninguna otra solución, bajo ese escenario, todas las soluciones Pareto óptimas forman el conjunto de soluciones óptimas de Pareto denotado por:

$$S^* = \{x / (\neg \exists X_i)[X_i > X_j]\} \quad (3.6)$$

y al conjunto a continuación se le llama Frente de Pareto.

$$F^* = \{F(x^*) / x^* \in S^*\} \quad (3.7)$$

La aplicación de este tipo optimización está generalmente involucrada en los problemas de decisión en la vida diaria, en donde la mayoría de las veces requiere múltiples criterios de evaluación. Entre algunos ejemplos están el presupuesto acotado de gastos para mercar, se busca adquirir los productos básicos de mejor calidad al menor precio. Como cuando se elige un lugar para ir de vacaciones, se considera aspectos como la distancia al lugar, costos de varias alternativas, tipo de entretenimiento, duración de las vacaciones, etc. Estos ejemplos de la vida cotidiana permiten comprender la naturaleza de la optimización multiobjetivo. [40]

La búsqueda de opciones considerando la optimización de varios objetivos en simultáneo y normalmente contrapuestos. La noción de óptimo tiene que ser redefinida en este contexto, donde en lugar de buscar una única solución mejor, se intenta producir un conjunto de buenas soluciones de compromiso. El desafío principal de los algoritmos de optimización multiobjetivo es encontrar este conjunto de soluciones para ofrecer al tomador de las mejores alternativas entre las disponibles, para que este último seleccione una de estas. [41]

3.4 Algoritmos de regresión simbólica.

El algoritmo de regresión simbólica examina cada modelo de procedimiento individual como un solo gen (o estructura de árbol) el cual da como salida una sola ecuación. No obstante, el algoritmo implementa una variación propuesta en donde se modifica el enfoque acostumbrado de tal forma que se considera que cada individuo está conformado por un conjunto de genes que, mezclados linealmente, dan como resultado la inferencia. [42]

El objetivo de este tipo de modelos consiste en tomar como entrada uno o más datos y generar otro, existiendo varias formas de ejecutarlo, desde simples hasta extremadamente complejas. En la regresión lineal, la salida es una mezcla lineal de las constantes de entrada, con coeficientes elegidos para minimizar algún error de entrenamiento [40]

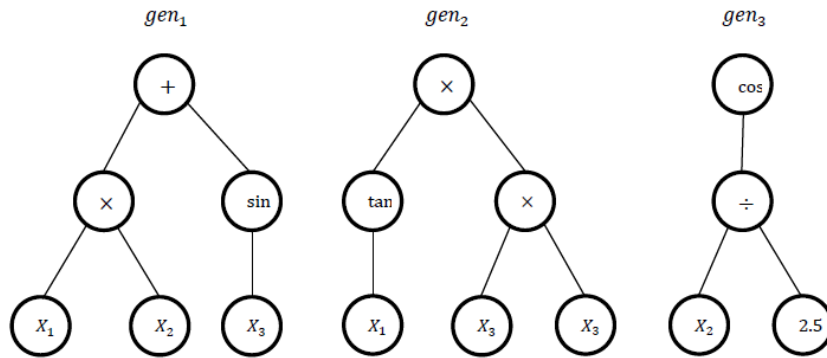
El modelo resultante dado por el individuo multi-gen se calcula como se observa en las siguientes expresiones:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 \text{gen}_1 + \alpha_2 \text{gen}_2 + \alpha_3 \text{gen}_3 \quad (3.8)$$

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1((X_1 X_2) + \sin X_3) + \alpha_2(X_3^2 * \tan X_1) + \alpha_3(\cos X_2 / 2.5) \quad (3.9)$$

De lo expresado anteriormente X_i , con $i = \{1, 2, 3\}$, son los valores de las variables predictivas (o independientes), α_i son los factores de regresión o factores de peso y Y es el resultado de la inferencia [42].

De la **Figura 3-1**: se analiza que cada individuo está conformado por un conjunto de genes que combinados linealmente dan como resultado la inferencia.

Figura 3-1: Ejemplo de individuo multi-gen.

Fuente: Elaboración propia con base a [43].

En la etapa posterior del algoritmo se deben encontrar los valores de los factores de regresión que dan como resultado una expresión que ajusta las observaciones con la mayor exactitud con respecto al valor real. De dicha ecuación se genera una matriz como resultado de calificar el conjunto de observaciones en los genes de los diferentes individuos.[43] El tamaño de la matriz está determinado por la cantidad de observaciones y de genes, donde la cantidad de filas está dada por el número de observaciones y la cantidad de columnas está dada por el número de genes más uno.

$$\alpha = (X'X)^{-1}X'Y \quad (3.10)$$

Los resultados de la inferencia Y se pueden calcular una vez que se cuenta con los valores del vector α . En vista de que el rendimiento está definido por el error, este puede ser calculado por medio de la sumatoria de cuadrados, donde n es el número de observaciones.

$$Y = X\alpha \quad (3.11)$$

$$e = \sum_{t=1}^n ||Y_j - Y_i||^2 \quad (3.12)$$

3.5 Aplicación de los algoritmos de regresión simbólica para pronósticos.

En uso de la regresión simbólica ha tomado gran impulso en los últimos años por su capacidad de deducir la ecuación y aquellas variables que mejor aproximan la relación entre la variable de salida y el conjunto de variables de entrada [44].

La regresión simbólica es una de las aplicaciones de la programación genética, la cual tiene el mismo objetivo de la regresión lineal con la diferencia que esta última cuenta con un espectro mayor de búsqueda y tiene menos limitaciones. Al estar dado un grupo de datos, buscará la expresión algebraica que identifique el comportamiento de estos. [45]

3.6 Fuentes para la obtención de datos de demanda de energía eléctrica.

En el proceso de estructuración del estado del arte del presente trabajo se encontró que varios de los artículos usaban bases de datos históricas de consumo de energía eléctrica de empresas prestadoras de servicio, puntos de monitoreo, plataformas de gestión de datos de medida y demás puntos en donde se efectúan este tipo de análisis. Se efectuó una búsqueda de diferentes fuentes de datos de demanda de energía con influencia de variables climáticas. Algunas de estas fuentes fueron de la data set de IEEE PES [46], el data set de la Kaggle [47]. De estas fuentes se tomaron los datos históricos para la caracterización de los tipos de demanda con base a su uso como influencia de variables climáticas dado que permite el uso de sus datos para fines no comerciales.

4. Medición de energía eléctrica.

De acuerdo con la condición natural de la energía eléctrica que imposibilita ser visualizada o apreciada de forma directa, su medida se efectúa a través del empleo de medidores de energía eléctrica, que son aquellos equipos que posibilitan validar la cantidad de energía que es recibida como entregada por parte de los diferentes operadores en el mercado de energía eléctrica. [48].

En la cadena de producción de energía eléctrica están involucrados diferentes procesos, inicia con la generación de la energía en las centrales eléctricas para luego ser transportada largas distancias por líneas de transmisión hasta una subestación que permite reducir el nivel de tensión, para finalmente ser entregada a los hogares, industrias, comercios y alumbrado público a través de las empresas distribuidoras y comercializadoras de energía local. En cada una de estas etapas, se efectúa la medición de las correspondientes variables eléctricas que indican la salud del sistema y la calidad del transporte energético.

Ahora bien, en cada uno de los intercambios de energía de los diferentes nodos del sistema interconectado nacional - SIN, se efectúan mediciones y monitoreo de calidad de potencia. Dichos puntos, generalmente conocidos como fronteras comerciales, son registrados en el caso de Colombia por la compañía XM S.A. ESP, quienes efectúan la administración del mercado de energía eléctrica.

En las fronteras comerciales, se monitorean y registran las transacciones realizadas entre los agentes del mercado. Como tal, en dichas fronteras se inspeccionan las transacciones de compra y venta de energía eléctrica efectuada entre agentes con el fin de atender la demanda energética en todo Colombia y así en cada país interconectado eléctricamente.

El contexto normativo y legal de estos procesos de intercambio de energía se encuentran reglamentados bajo las Leyes 142 y 143 de 1994.

Los agentes requieren validar si la energía suministrada está siendo facturada apropiadamente. Para lo cual efectúan un constante monitoreo de las fronteras comerciales de energía a fin de identificar conexiones ilegales de usuarios que, al no pagar por el servicio de energía, causan que otros con una conexión legal, tengan que pagar a causa de dichas pérdidas de energía.

Precisamente, en la cadena de producción y distribución de energía eléctrica, la actividad de comercialización de energía tiene como funciones cuantificar y calcular el costo de la energía eléctrica que es entregada al usuario final. Gran parte de este proceso radica en garantizar un correcto funcionamiento de los elementos involucrados en esta cuantificación, a través de los correspondientes mantenimientos preventivos, correctivos y predictivos del sistema de medida. Esto permite identificar errores o posibles falencias que puedan afectar el proceso de medición y ocasionar pérdidas de energía.

Medir cuánto consumen los usuarios en kWh es de vital importancia porque de esta forma se pueden controlar los consumos mes a mes, y así, estos pueden controlar posibles aumentos al momento en que el comercializador efectúe la facturación mensual por el servicio prestado. Por el contrario, si se identifican aumentos en la facturación recibida, se puedan tomar medidas encaminadas al ahorro y optimización del consumo a lo largo del día.

Gracias a la medición de la electricidad se pueden identificar beneficios económicos y de eficiencia energética, la gestión mensual del consumo conlleva a una optimización inteligente de la demanda del usuario. A través de la medida, los agentes pueden tomar acciones encaminadas a reducir costos, fallas, pérdidas técnicas y no técnicas, optimización de las transacciones de energía y mejoramiento constante del mercado.

4.1 Marco regulatorio de la medición en Colombia.

Uno de los aspectos principales que encierra el proceso de medición, es el componente regulatorio que enmarca uno o uno de los aspectos jurídicos, técnicos y operativos que permiten garantizar un monitoreo óptimo de la calidad de la energía entregada y demandada por los usuarios y diferentes elementos que forman parte del proceso de producción del servicio de electricidad.

El crecimiento del consumo de electricidad y por ende del abastecimiento de energía supone un cambio radical en el modelo de lectura y facturación de las empresas del sector, las cuales deben apoyarse en las soluciones digitales adecuadas para consolidar y aprovechar este cambio continuo. Los sistemas de medición inteligente son un ejemplo perfecto de dichas evoluciones, permitiendo optimizar la calidad de servicio y comportamiento en tiempo real de la demanda.

El Ministerio de Minas y Energía MME, por medio de sus resoluciones 40072 del año 2018, 40483 del año 2019 y 40142 del año 2020, estableció las pautas encaminadas en el despliegue de la Infraestructura Avanzada de Medición, o por sus siglas en inglés – AMI. Dichas resoluciones abrieron las puertas a la futura meta de implementación masiva de medición inteligente para los usuarios conectados al SIN de aproximadamente el 75% para el año 2030. Dicho sistema de medición traería consigo diferentes ventajas sobre el servicio de energía eléctrica para los consumidores. Funcionalidades avanzadas que involucran de forma más directa al usuario con el fin de que este pueda conocer en tiempo real el comportamiento de su demanda, de la energía, de su tarifa, entre otros aspectos permitiéndole tomar decisiones que favorezcan y optimicen de forma inteligente y eficiente su consumo energético.

Por otra parte, durante el periodo 2020, en continuación del marco regulatorio para la implementación de la infraestructura avanzada de medición, la Comisión de Regulación de

Energía y Gas, emitió las resoluciones CREG 219 y CREG 131 de 2020, que establecen las condiciones y marco regulatorio que debe cumplir dicha implementación.

A la fecha del presente trabajo, la Comisión de Regulación de Energía y Gas ha publicado resoluciones referentes a implementación de infraestructura avanzada de medición en Colombia, además de estudios relacionados con el Gestor Independiente de Información y mecanismos de respuesta a la demanda, con la finalidad de activar la competitividad en la comercialización del servicio de energía.

En la **Tabla 4-1:** a continuación, se presenta el marco jurídico aplicable a los servicios públicos, donde se mencionan aspectos referentes a la medición del consumo, el debido proceso de cambio de medidor y el control sobre la adecuada operatividad técnica de los equipos de medida.

Tabla 4-1: Legislación aplicable

Legislación	Disposición
Ley 142 de 1994	"Régimen de los servicios públicos domiciliarios y se dictan otras disposiciones"
Ley 143 de 1994	"Régimen para la generación, transmisión, distribución y comercialización de electricidad en el territorio nacional- régimen de actividades del sector"

Fuente: Ley 142 y 143 de 1994

Por su parte, en la **Tabla 4-2:** a continuación, se relacionan las principales resoluciones expedidas por la CREG aplicables a la comercialización y medición de energía en el SIN, donde se tocan aspectos tales como: características que deben cumplir los medidores de energía de acuerdo con el nivel de tensión, determinación del consumo facturable, suspensión del servicio y medición inteligente en el SIN.

Tabla 4-2: Regulación CREG aplicable a la medición de energía eléctrica.

Regulación	Disposición
CREG 108 DE 1997	“Criterios generales sobre protección de los derechos de los usuarios de los servicios públicos domiciliarios de energía eléctrica y gas combustible por red física...”
CREG 038 DE 2014	“Modificación al Código de Medida contenido en el Anexo general del Código de Redes”
CREG 219 DE 2020 CREG 131 DE 2020 consulta	“...Condiciones para la implementación de la infraestructura de medición avanzada en el SIN”
Circular 11 DE 2021	“Estudios AMI – gestor independiente de datos e información - GIDI”
Circular 133 DE 2020	Metodologías basadas en líneas base de consumo o mecanismos alternos para programas de respuesta de la demanda.

Fuente: Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG

Por otro lado, en la **Tabla 4-3:** se presentan las resoluciones publicadas por parte del Ministerio de Minas y Energía - MME con la finalidad de implementar sistemas AMI en Colombia y generar mecanismos de respuesta a la demanda.

Tabla 4-3: Decretos MME aplicables a la implementación de medición avanzada

Decretos	Disposición
Resolución MME 40072 DE 2018	“...Mecanismos para implementar la Infraestructura de Medición Avanzada AMI - en el servicio público de energía eléctrica.”
Resolución MME 40483 DE 2019	“Modificación a la Resolución 4 0072 de 2018.”
Resolución MME 40142 DE 2020	“Prorroga a los plazos de que trata el artículo 6 de la Resolución 40072 de 2018, modificados por el artículo 2 de la Resolución 40483 de 2019”

Fuente: MME

4.2 Tipos de medidores de electricidad.

A través del paso del tiempo y los diferentes avances que nos trae el progreso de la tecnología, los equipos de medición de energía han ido cambiando y mejorando sus funcionalidades técnicas, permitiendo obtener un mejor análisis de la demanda energética y del comportamiento de la red. Por ejemplo, a funcionalidades como almacenamiento masivo de datos e integración con diversos protocolos como tecnologías de comunicación, se ha logrado acceder a diferentes puntos y conocer cómo es el comportamiento de la demanda.

Toda esta evolución tecnológica ha permitido clasificar a los medidores de energía en 3 grupos importantes, entre los cuales se encuentran:

1. **Medidores electromecánicos:** O de inducción,
2. **Medidores electrónicos:** Análogos o digitales,
3. **Medidores inteligentes.** Cuentan con funcionalidades técnicas adicionales y que un medidor tradicional, como por ejemplo en comunicaciones, capacidad de almacenamiento, gestión de calidad de potencia, alarmas ante eventos en la red, etc.

En la **Tabla 4-4**: a continuación, podemos apreciar algunas ventajas y desventajas de los grupos de medidores de energía eléctrica que han venido empleándose con mayor representatividad en los últimos años.

Tabla 4-4: Ventajas y desventajas de los medidores según su construcción.

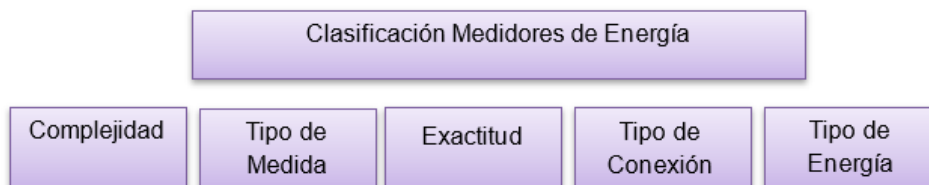
Tipo de medidor	Ventajas del medidor	Desventajas del medidor
Medidor Electromecánico	<ul style="list-style-type: none"> • Fácil Construcción • Buena respuesta a bajas frecuencias. • Bajo costo. • Fácil instalación 	<ul style="list-style-type: none"> • Baja precisión. • Tapa protectora de Bornes • Requiere personal que efectúe la toma de lecturas de forma periódica. • Baja seguridad.
Medidor Electrónico	<ul style="list-style-type: none"> • Más de 1000 lecturas por segundo. • Mejor Registro de eventos y medida. • Memoria de Masa • Mejor Seguridad. • Protocolos de comunicación versátiles y de fácil integración. • Instalación sencilla. • Diversas aplicaciones de uso para gestión de demanda y calidad de potencia. 	<ul style="list-style-type: none"> • Manufactura • Fuente de alimentación para funcionamiento. • Fácil acceso y manipulación. • Des calibración por impacto.
Medidor Inteligente	<ul style="list-style-type: none"> • Se permite la telemedida, la lectura se realiza a distancia. • Rápida identificación de problemas, gracias a la integración del sistema de tele gestión. • Modificar la potencia contratada de forma remota. • Sistema de auto calibración por cambios de temperatura • Mejor precisión en la medida de acuerdo con la clase de este. • Diversos protocolos de comunicación. 	<ul style="list-style-type: none"> • Valor adicional por costos de instalación. • Problemas en privacidad de los datos personales recopilados. • Mayor responsabilidad sobre el mantenimiento. • Equipos más costosos por la tecnología usada por estos dispositivos. • Inconvenientes por comunicación con el equipo y el sistema de colección de datos • Riesgo de calibración por operatividad incorrecta

Fuente: Elaboración propia con base a [51] y [52]

4.3 Clasificación medidores de electricidad.

Dependiendo del tipo de construcción, energía que registran, nivel de precisión y tipo de conexión con la red eléctrica [49] tenemos la siguiente clasificación para los equipos de medición de energía eléctrica, como se aprecia en la **Figura 4-1**:

Figura 4-1: Categorización medidores de energía.



Fuente. Elaboración propia.

4.4 Medidores de acuerdo con su exactitud.

Con base a lo estipulado en el código de Medida, o en otras palabras a la Resolución de la Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG 038 de 2014, en el artículo sexto, indica que los diferentes nodos de medida están categorizados de acuerdo con la capacidad instalada en estos.[50] En tales puntos se monitorea y registra el valor de la energía recibida y entregada, empleando equipos de medida que cumplan los índices de clase de exactitud y características operativas como se aprecia en la siguiente **Tabla 4-5**: [51].

La **Tabla 4-5**: permite apreciar la clasificación del consumo de energía como la capacidad por punto de medición, dicha información fue obtenida del Código de Medida, o generalmente conocido como la Resolución CREG 038 de 2014.

Tabla 4-5: Puntos de Medida.

Punto de Medición	Consumo de energía en [MWh–mes]	Capacidad CI en [kVA]
1	$C \geq 15000$	$CI \geq 30000$
2	$500 \geq C < 15000$	$1000 \geq CI < 30000$
3	$50 \geq C < 500$	$100 \geq CI < 1000$
4	$5 \geq C < 50$	$10 \geq CI < 100$
5	$C < 5$	$CI < 10$

Fuente: CREG 038, T1

A continuación, se presenta el nivel de exactitud para energía activa como reactiva que deben cumplir los equipos de medición por punto de medida, como se aprecia en la **Tabla 4-6:**

Tabla 4-6: Clase por punto de medida.

Punto de Medida	Clase Energía Activa	Clase Energía Reactiva
1	0.2 S	2
2 y 3	0.5 S	2
4	1	2
5	1 o 2	2 o 3

Fuente: CREG 038, T2.

Las Normas Técnicas Colombianas NTC 2147¹, NTC 2288² y NTC 4052³ establecen el tipo de clase para los medidores de electricidad, puntualmente para el caso de los medidores de reactiva las clases son estipuladas en las normas técnicas NTC 4569 y 2148.

El índice de clase hace referencia al límite de error permitido para la corriente y factor de potencia en los medidores de energía. Con base al artículo 9 del código de medida, se establecen las siguientes definiciones sobre la categorización de exactitud para los equipos de medida:

- **Medidores clase 0.2:** Medición de energía a niveles igual o superior de 115 kV o para transferencias iguales o superiores a 15000 MWh. El error se encuentra entre +/- el 0.2%.
- **Medidores clase 0.5:** Medición de energía a nivel 4 de tensión, por debajo de 115kV y transferencias menores a 15000 MWh. El error se encuentra entre +/- el 0.5%.
- **Medidores clase 1:** Medición de energía a nivel 3, por encima de 45kVA y debajo 100kVA y transferencias menores a 50 MWh, el error se encuentra entre +/- el 1%.
- **Medidores clase 2:** Medición de energía a nivel 1 y 2 por debajo de a 45 kVA, con medidores monofásicos y trifásicos. El error se encuentra entre +/- el 2%.
- **Medidores de clase 2 o 3:** Medición de energía reactiva en cualquier nivel de tensión.

4.5 Medidores de acuerdo con el tipo de medición y la conexión a la red.

Existen tres clasificaciones para los medidores de acuerdo con la conexión a la red: directa, semidirecta e indirecta. Con base a esta condición, los medidores cuentan con cierta disposición técnica de conexión para permitir su correcto acople a la red e instalación en el punto que corresponda. Al mismo tiempo dentro de estos están: medidores monofásicos, bifásicos, trifásicos; de tipo bifilar, trifilar y tetrafilar.

A continuación, vemos la clasificación de los medidores con base en las características anteriormente descritas:

¹ Medidores Estáticos de Activa. Especificaciones Metrológicas para medidores 0.2S y 0.5S

² Medidores electromecánicos de activa – para medidores 0.5, 1 y 2

³ Medidores Estáticos de Energía Activa para corriente alterna para medidores 1 y 2

- **Medidores de conexión indirecta:** En este tipo de conexión el medidor recibe las señales a través de los PT y CT. Con base al número de conductores encontramos:
 - Medidor Trifásico Trifilar
 - Medidor Trifásico Tetrafilar
 - Medidor Bifásico Tetrafilar

- **Medidores de conexión semidirecta:** En este tipo de conexión las señales de voltaje que entran al medidor son iguales que las de la carga. Sin embargo, las señales de corriente se reciben por medio del CT. Con base al número de conductores encontramos.
 - Medidor Trifásico tetrafilar
 - Medidor Monofásico trifilar

- **Medidores de conexión directa:** En este tipo de conexión las señales de voltaje y corriente son las mismas que recibe la carga. Con base al número de conductores encontramos.
 - Medidor monofásico bifilar.
 - Medidor monofásico trifilar.
 - Medidor bifásico trifilar.
 - Medidor trifásico tetrafilar.

4.6 Medidores de acuerdo con la energía que miden.

Antes de hablar de los tipos de medidores para el registro de estas magnitudes, vemos que la energía reactiva y la energía activa son dos tipos de energía que podemos encontrar en el sector de la electricidad. Inicialmente, la energía activa es aquella energía resultante del proceso de transformación de la energía eléctrica en trabajo de tipo mecánico, luz y/o calor, generalmente conocida como energía de trabajo o energía útil.

Por otra parte, está la energía reactiva, que es aquella energía resultante del empleo de campos electromagnéticos que requieren ciertos equipos para su correcto funcionamiento. Por ejemplo, condensadores o bobinas; generalmente este tipo de energía es de complejo manejo en vista que, aunque es necesaria en cantidades controlables, un exceso acarrea consigo pérdidas en las diferentes redes eléctricas, causando bajas en el nivel de potencia.

Con base a lo anterior, los operadores buscan medir y controlar el comportamiento de estos tipos de energía, lo cual se efectúa con medidores de energía que técnicamente están diseñados para registrar tanto la energía activa como la energía reactiva. Entre estos tenemos:

- **Medidor Activa:** Equipo que registra energía activa en kilovatios hora. (kWh)
- **Medidor Reactiva** Equipo que registra energía reactiva en kilo volta amperios reactivos hora. (kVArh)

Con base en las condiciones de la instalación eléctrica o punto de interconexión donde se requiera efectuar la medida, se instala el medidor que esté más alineado técnicamente con las condiciones de demanda a medir, variables eléctricas, tipo de energía, entre otros.

En la **Tabla 4.7:** a continuación, se presenta los criterios de clasificación de los medidores con base a la Resolución CREG 038 de la Comisión de Regulación de Energía y Gas.

Tabla 4.7: Selección de medidores de energía.

Tipo de Conexión	Clase de Servicio	Nivel de Tensión	Capacidad Instalada (CI) kVA	Capacidad Amperios	Descripción del equipo de Medida		Clase del Medidor	Exactitud del Medidor	
					Medidor	Energía		Estático	Transf. Corriente
Conexión Directa	Monofásico 2 hilos	BT-1	CI≤12	I ≤ 100 A	Monofásico bifilar	Activa	1 activa	-	-
						Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	-	-
	Monofásico 3 hilos	BT-1	CI≤24	I ≤ 100A	Monofásico trifilar - bifásico trifilar	Activa	1 activa	-	-
						Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	-	-
	Bifásico 3 hilos	BT-1	CI≤21	I ≤ 101A	Bifásico trifilar	Activa	1 activa	-	-
						Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	-	-
	Trifásico 4 hilos	BT-1	CI≤36	I ≤ 100A	Trifásico tetrafilar	Activa	1 activa	-	-
						Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	-	-
Conexión Semidirecta	Monofásico 3 hilos	BT-1	24<CI	100 < I	Monofásico trifilar - trifásico trifilar	Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	0.5	-
	Trifásico 4 hilos	BT-1	36<CI<100	100 < I < 277,8A	Trifásico tetrafilar	Activa y reactiva	1 activa 2 reactiva	0.5	-
		BT-1	100≤CI≤112,5	277,8≤I ≤ 312,5A	Trifásico tetrafilar	Activa y reactiva	0,5 s activa 2 reactiva	0.5s	-
Conexión Indirecta	Trifásico 3 hilos	MT	112,5<CI<30000	312,5 < I ≤ 83333,3A	Trifásico trifilar - trifásico tetrafilar	Activa y reactiva	0,5 s activa 2 reactiva	0.5s	0.5
		AT y EAT			Trifásico tetrafilar	Activa y reactiva		0.5s	0.5
		EAT	30000≤CI	83333 ≤ I	Trifásico tetrafilar	Activa y reactiva	0,2 s activa 2 reactiva	0.2s	0.5

Fuente: Código de Medida -CREG 038 y Norma Técnica Colombiana 5019.

4.7 Medidores de acuerdo con su complejidad.

En la norma técnica colombiana NTC 2019 del año 2007 se estipulan las especificaciones técnicas que deben cumplir los equipos de medida o medidores, con base en las condiciones de carga, nivel de tensión, conexionado, entre otras características de la instalación. [52]

Entre dichas características encontramos las siguientes:

- Facturación, entradas, salidas, control, memoria masiva, valor del kWh, registro de valor facturado.
- Registro de consumos sin variaciones en el proceso de facturación disponibles para el usuario de forma complementaria.
- Parametrización remota, acceso a datos de lectura y registros de forma remota, entrega de valores de lecturas instantáneos como de calidad de suministro para el usuario final.

En la **Tabla 4-8:** se relacionan las características correspondientes a la clasificación de los equipos de medición por sus funcionalidades técnicas.

Tabla 4-8: Clasificación de medidores de energía eléctrica de acuerdo con su funcionalidad.

Clasificación Medidor	Descripción de Medidor
Medidor Básico de Energía	Equipos de medición sin elementos de control internos para tarifa o carga, sin salida de impulso, con o sin puerto óptico.
Medidor de Medición Multienergía	Equipos de medición con posibilidad de medir varios tipos de energía, con o sin funcionalidad y salida de impulso, con o sin puerto óptico de comunicación.
Medidor de Multifunción	Equipos de medición con funcionalidades adicionales a las funcionalidades de la medición tradicional básico, entre las cuales están registro de máxima demanda, tiempo de uso del equipo, dispositivos de control de tarifa.
Medidores con otras funcionalidades	Equipos de medición con otro tipo de funcionalidades, integración PLC, comunicación GPRS, Radio, RF, funcionalidades de lectura de bonos, entre otras.

Fuente: Norma Técnica Colombiana 5019.

A continuación, podemos apreciar las funcionalidades de los equipos de medida bidireccional y prepago, como son:

- **Equipo de medida prepago:** Los equipos de medida tipo prepago son una nueva forma de disponibilidad del servicio de electricidad para aquellas personas que por cuestión de recursos no pueden acceder al servicio las 24 horas de los 7 días a la semana, si no por el contrario efectúan la compra de energía en cantidades específicas para periodos de tiempo específicos. Dicho mecanismo ha permitido generar ahorro y mejor administración para estas familias de bajos recursos, ya que gestionan y controlan el recurso con base a los ingresos, permitiendo efectuar un uso racional del servicio de energía eléctrica. [53].
- **Equipo de medida bidireccional:** Los equipos de medida bidireccional, como su nombre lo indica, efectúan la medición de energía en dos direcciones. Son equipos que cuentan con funcionalidad de visualización a través de una pantalla donde se identifica el tipo y dirección de energía que se recibe como la que se entrega, permitiendo leer la energía que entra de la red y la energía que sale hacia la red. Esto ayuda a los operadores y comercializadores conocer los excedentes de energía que pueden ser vendidos e inyectados a la red. [54].

4.8 Funcionalidades de equipos de medida inteligentes para Colombia.

La medición inteligente permite mejorar el dinamismo de la red eléctrica, desarrollar sistemas inteligentes en toda la ciudad, al igual que efectuar una mejor gestión de la demanda, seguimiento, pronóstico del consumo del servicio de energía eléctrica entre otros servicios como el gas o el agua. Al tener disponibles los datos en tiempo real, los diferentes proveedores del servicio de energía pueden optimizar sus procesos de distribución. De igual forma se puede transmitir conocimiento a los diferentes consumidores para que puedan tomar decisiones de uso de energía racional y eficiente.

En Colombia se han venido implementando diferentes insumos normativos, estudios, resoluciones e investigación a fin de estipular los lineamientos de implementación de medida inteligente en el país. El Ministerio de Minas y Energía – MME, a través de la resolución 40072 de 2018, implementó los siguientes objetivos:

- 1) Efectuar esquemas de eficiencia energética, respuesta a la demanda y modelos de tarificación horaria de energía.
- 2) Facilitar la implementación de nuevas herramientas tecnológicas para los procesos de autogeneración, generación distribuida y vehículos recargables (eléctricos).
- 3) Intensificar la competitividad en el mercado de energía.
- 4) Efectuar la gestión enfocada en mejoras de calidad de servicio, reducción de pérdidas técnicas como no técnicas.

A continuación, se relacionan las diferentes funcionalidades básicas para los sistemas de medición avanzada – AMI [55]:

- **Funcionalidad de almacenamiento:** El equipo de medida facilita el almacenamiento de datos de registros de medida entre otras variables.
- **Funcionalidad de comunicación bidireccional:** Proceso de comunicación en dos direcciones. Comunicación con el usuario consumidor y con los elementos que conforman la infraestructura AMI.
- **Funcionalidad de ciberseguridad:** Respaldo, funcionalidad de protección y cifrado de datos a fin de generar comunicaciones seguras y confiables.
- **Funcionalidad de sincronización:** Acciones de sincronización automática remota, mejorando la comunicación y reporte del medidor inteligente y la infraestructura de la AMI.

- **Funcionalidad de actualización y configuración:** Permite el proceso de actualizaciones y parametrizaciones de forma remota y local para el equipo de medida desde el software propietario con el fin de configurar variables, muestreo, intervalos de lectura, tarifas, alarmas, entre otros.
- **Funcionalidad de acceso al usuario:** El usuario puede acceder o visualizar la información de sus consumos a través de herramientas como página web, pc, aplicaciones Android, o equipos de monitoreo exclusivos (*display*).
- **Funcionalidad de lectura:** El equipo de medida permite efectuar la lectura remota como local de las diferentes variables parametrizadas, como los eventos registrados en el histórico.
- **Funcionalidad de medición horaria:** El equipo de medida permite incorporar esquemas de opción tarifaria o tarifas dinámicas.
- **Funcionalidad de conexión, desconexión y limitación:** De forma remota se pueden enviar comandos de corte y reconexión con el fin de limitar y/o desconectar el suministro de energía de la demanda.
- **Funcionalidad de antifraudes:** Facilitar la prevención y la detección de fraudes.
- **Funcionalidad de registro de medición bidireccional:** El equipo de medida permite registrar las transferencias de energía en ambas direcciones, desde la red eléctrica y hacia esta.
- **Funcionalidad de calidad del servicio:** El equipo de medida permite conocer los periodos de tiempo en los cuales hay indisponibilidad del servicio de energía eléctrica.
- **Funcionalidad de prepago:** El equipo de medida soporta la modalidad de prepago, permitiendo a los usuarios adquirir el servicio de energía por adelantado y con base a su capacidad de pago.

4.9 Medidores de energía eléctrica inteligentes

Los medidores de energía inteligentes integrables con la tecnología de la infraestructura de medición avanzada AMI, son equipos empleados para administrar, monitorizar y registrar el consumo de energía y el desempeño de los elementos electrónicos que conforman la instalación. Permiten obtener análisis detallados y puntuales sobre el uso de la energía eléctrica en tiempo real sin intervención de operadores en sitio, es decir, registrar el comportamiento de la demanda de energía, monitorizar el suministro de forma remota con los clientes y de igual forma controlar los consumos máximos de energía eléctrica.

El sistema está diseñado para poderse comunicar de forma bidireccional y poder enviar los datos a las diferentes empresas de servicio público como, por ejemplo, valores de energía, corriente, factor de potencia, demanda, eventos, alarmas en el sistema, entre otros. De igual forma, permite registrar la lectura de forma automática del equipo de medida, funcionalidades de corte y/o desconexión del servicio, actualizaciones de firmware del equipo de medida, entre otros.

Entre los elementos que conforman el sistema de la infraestructura de medición avanzada se encuentran:

- 1) Medidor inteligente o Smart Meter.
- 2) Concentrador de datos ó *MDC – Meter Data Collector*.
- 3) Red de comunicaciones.
- 4) Sistema de administración de la información recopilada por los medidores

(*MDC: Meter Data Collection MDM: Meter Data Management*) [56].

- **Medidor inteligente – Smart Meter:** Los medidores de energía pueden ser instalados en el lugar de vivienda o en un lugar externo, a través de la medición centralizada, solución que ha permitido a las empresas de energía eléctrica combatir y controlar las pérdidas de energía generadas por robo de energía, manipulación sobre el equipo de medida, fraudes, etc. Permitiendo así evitar las conexiones fraudulentas, la información es transmitida a un *display* para visualización del usuario [57].
- **Infraestructura de comunicaciones:** Las comunicaciones cobran importante relevancia ya que permiten efectuar comunicación y acceso a través de largas distancias. Gracias a las capacidades avanzadas de medición, los medidores inteligentes de energía usan tecnologías de comunicación bidireccional para enviar remotamente la información al sistema de gestión [57].
- **Sistema de gestión:** El sistema está conformado por dos módulos. El primero está encargado de recepción y transmisión de datos desde y hacia el equipo de medida y el segundo módulo ejecuta las funciones de almacenamiento y procesamiento de los datos de medida [57].

5. Casos de estudio y resultados.

En el presente capítulo se realiza inicialmente el planteamiento de los casos de estudio. Esto incluye cuáles son las características, lapsos de tiempo, variables analizadas y contempladas para la ejecución de los pronósticos de demanda de energía eléctrica. Posteriormente se presentará el resultado de las simulaciones y los resultados de los pronósticos obtenidos a partir de la implementación del algoritmo de regresión simbólica.

Para la evaluación de la metodología se emplearon los datos del data set de la IEEE, se tomaron datos de entrenamiento de varios espacios de tiempo de mediano y corto plazo. Esta clasificación consiste en tomar los datos suministrados por las lecturas recopiladas de los medidores inteligentes para cada día y predecir la demanda del mismo día para el periodo de tiempo seleccionado.

Con base a la base de datos empleada, y el algoritmo seleccionado, se determinó efectuar el estudio de pronóstico para tres periodos: mensual, semestral y anual. A continuación, se relacionan los resultados obtenidos aplicando el algoritmo de pronóstico para los periodos en mención.

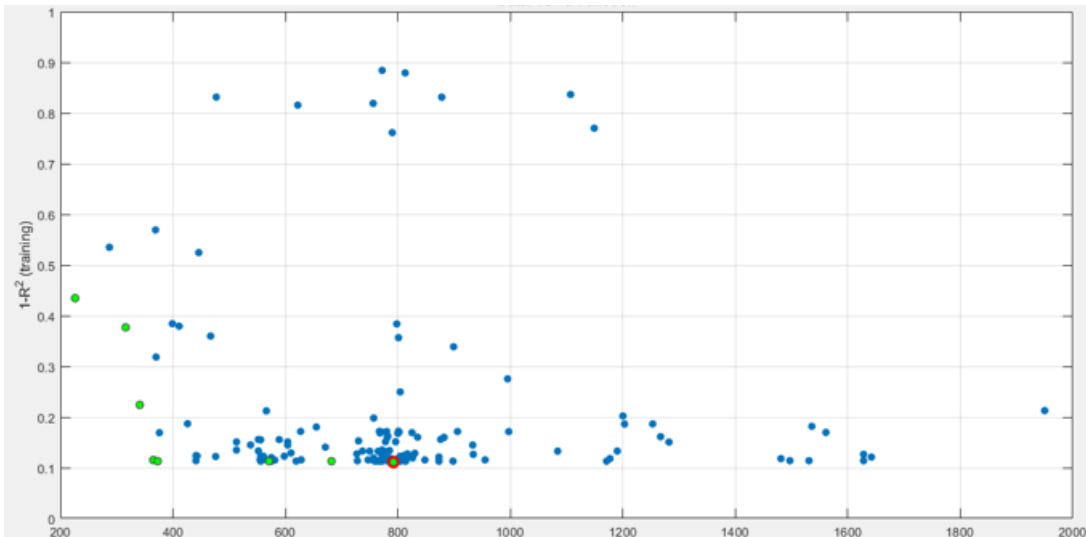
Pronóstico Mensual.

El primer caso corresponde a un entrenamiento con los datos de un mes con el fin de pronosticar el comportamiento de la demanda para un mismo margen de tiempo en un intervalo de fechas posterior. Se busca analizar la gráfica de comportamiento de consumo en/por horas.

Se cuenta con un conjunto de datos en formato año, mes, día y hora organizados en columnas, el cual alimenta el código de pronóstico que efectúa las iteraciones requeridas hasta llegar a la generación deseada.

En la **Figura 5-1**: se puede apreciar el frente de Pareto global y local. Los puntos verdes conforman el frente de Pareto y los puntos azules los puntos que están fuera de este.

Figura 5-1: Frente de Pareto escenario de pronóstico mensual.



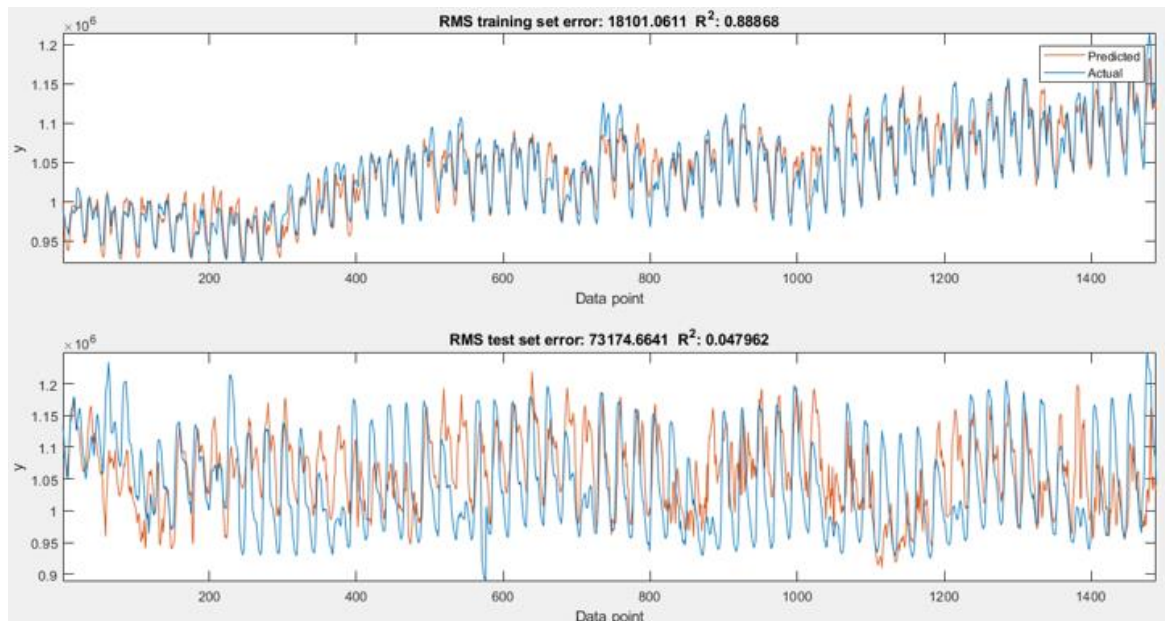
La gráfica anterior permite apreciar el error obtenido a través del entrenamiento el cual equivale a cerca del 11% y un acercamiento del 89% aproximadamente.

Este tipo de gráficas permiten analizar el rendimiento del algoritmo empleado a través de la medición de la convergencia al frente óptimo de Pareto.

Para los casos presentados, el desempeño del algoritmo se evaluó entrenándolos con registros de mediciones de demanda de energía durante 3 años con el fin de predecir la demanda para un periodo de tiempo a largo plazo. Como resultado de los casos expuestos, en general el algoritmo nos entrega un error promedio en pronóstico por días inferior al 4% y un error promedio máximo de 10,5%, como se podrá apreciar en los gráficos siguientes del presente capítulo.

En la **Figura 5-2:** a continuación, se puede apreciar el comportamiento del error para los datos de entrenamiento y la parte de abajo para los datos de prueba.

Figura 5-2: Pronóstico de demanda escenario mensual.



La realización de pronósticos con alto nivel de incertidumbre de la demanda de energía eléctrica nos entrega como resultados un desabastecimiento a la carga o sobrecostos. El efectuar pronósticos para estos márgenes de tiempo contribuye a optimizar la operatividad de las redes eléctricas, es por eso parte del ejercicio de optimización del algoritmo es la reducción en el error promedio.

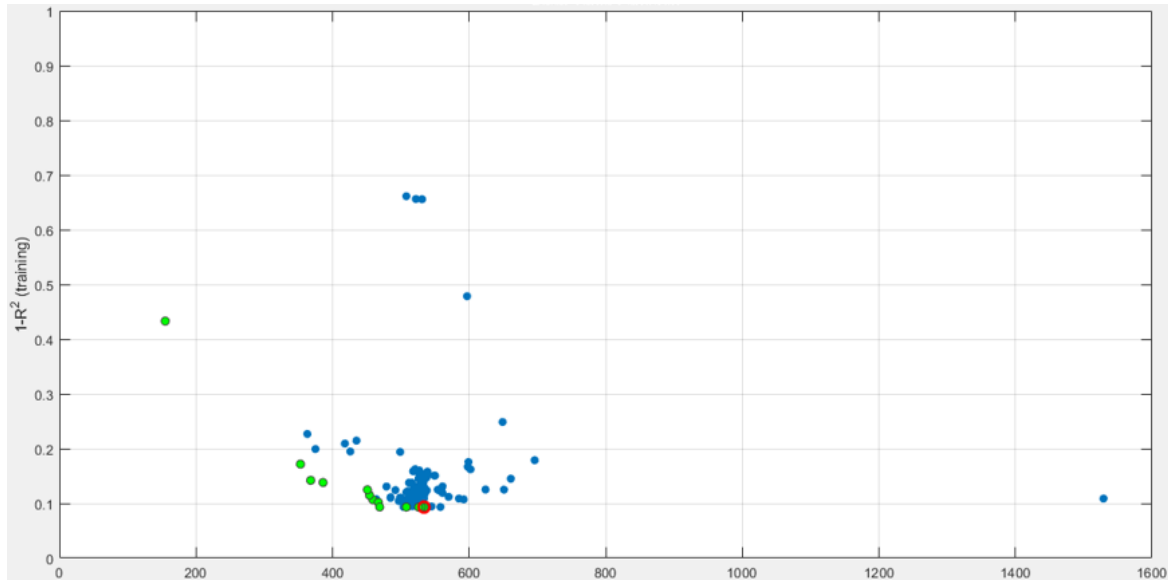
Pronóstico semestral I – 10%.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos al efectuar un entrenamiento con los datos de seis meses a fin de pronosticar el comportamiento de la demanda para un mismo margen de tiempo en un intervalo de fechas posterior. Se busca analizar la gráfica de comportamiento de consumo en/por horas.

Se cuenta con un conjunto de datos en formato año, mes, día y hora organizados en columnas, el cual alimenta el código de pronóstico el cual efectúa las iteraciones requeridas hasta llegar a la generación deseada.

En la **Figura 5-3**: se puede apreciar el frente de Pareto global y local. Los puntos verdes conforman el frente de Pareto y los azules los puntos que están fuera de este para un escenario semestral.

Figura 5-3: Frente de Pareto escenario de pronóstico semestral.

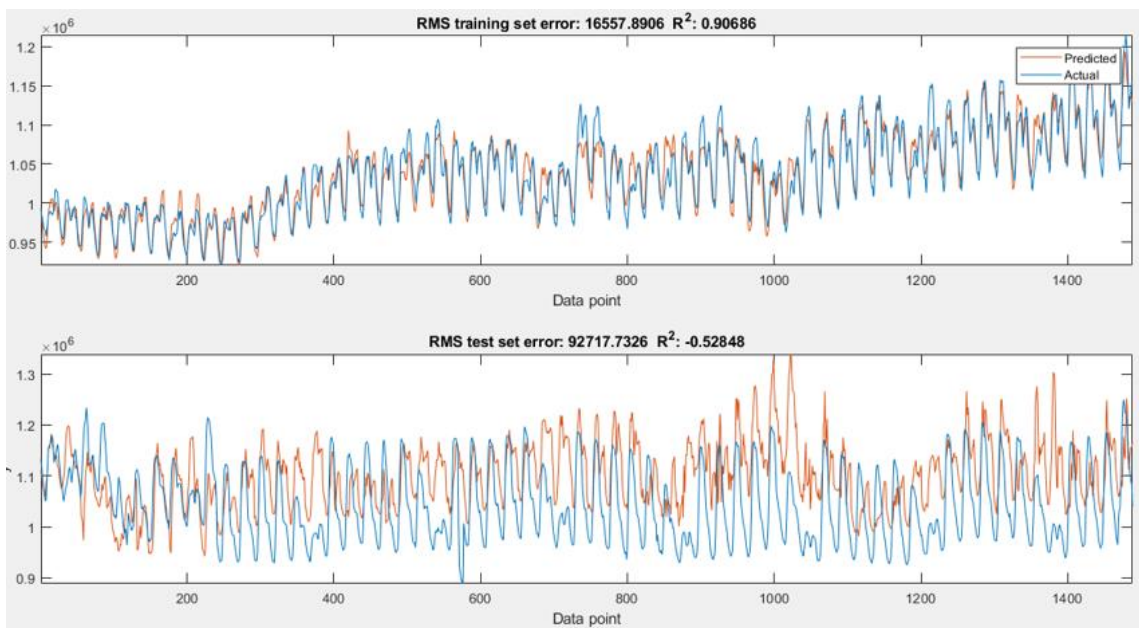


La gráfica anterior permite apreciar el error obtenido a través del entrenamiento el cual equivale a cerca del 10% y un acercamiento del 90% aproximadamente.

Al ser empleada una gran cantidad de datos base, este tipo de gráficos permite visualizar los resultados de una forma más adecuada, el diagrama de dispersión muestra el valor de las funciones objetivo de los individuos evaluados y el frente de Pareto de los individuos no nominados. De un grupo de individuos se obtienen aquellos individuos que integran el frente y los que está por fuera de este.

En la **Figura 5-4:** a continuación, se puede apreciar el comportamiento del error para los datos de entrenamiento y la parte de abajo para los datos de prueba para el escenario semestral.

Figura 5-4: Pronóstico de demanda escenario semestral.



La gráfica anterior permite observar cómo es el comportamiento de la inferencia obtenida contra los valores reales ingresados al algoritmo. Generalmente se emplearon porcentajes de datos para el entrenamiento en el orden del 90% – 95% respectivamente.

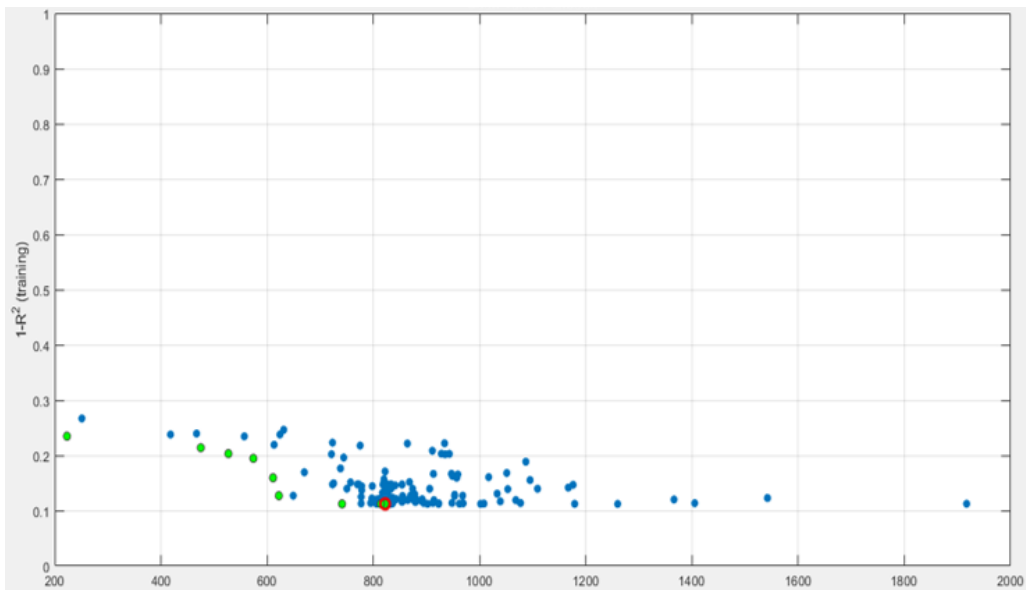
Con el fin de validar la eficiencia del algoritmo, se presenta un segundo caso de pronóstico semestral, en la **Figura 5-5:** se puede apreciar el frente de Pareto global y local, en donde se puede apreciar que el error obtenido a través del entrenamiento está por el orden de 10% con un acercamiento del 90% aproximadamente.

Pronóstico Semestral II – 10%

Para el caso a continuación, tenemos la realización de un pronóstico semestral el cual se efectuó con datos de entrenamiento diferentes al caso presentado en páginas anteriores, con el fin de validar la eficiencia del algoritmo al efectuar el pronóstico para seis meses.

Cabe indicar que los datos de entrenamiento para los dos casos de pronóstico semestral difieren en el intervalo de tiempo tomado, el primer caso de pronóstico semestral corresponde a pronóstico con datos de entrenamiento de los primeros seis meses del año y el siguiente ejercicio con los datos del segundo semestre. Siendo así, una forma de analizar un periodo de corto plazo (1 año) con el pronóstico de dos periodos de mediano plazo (2 semestres).

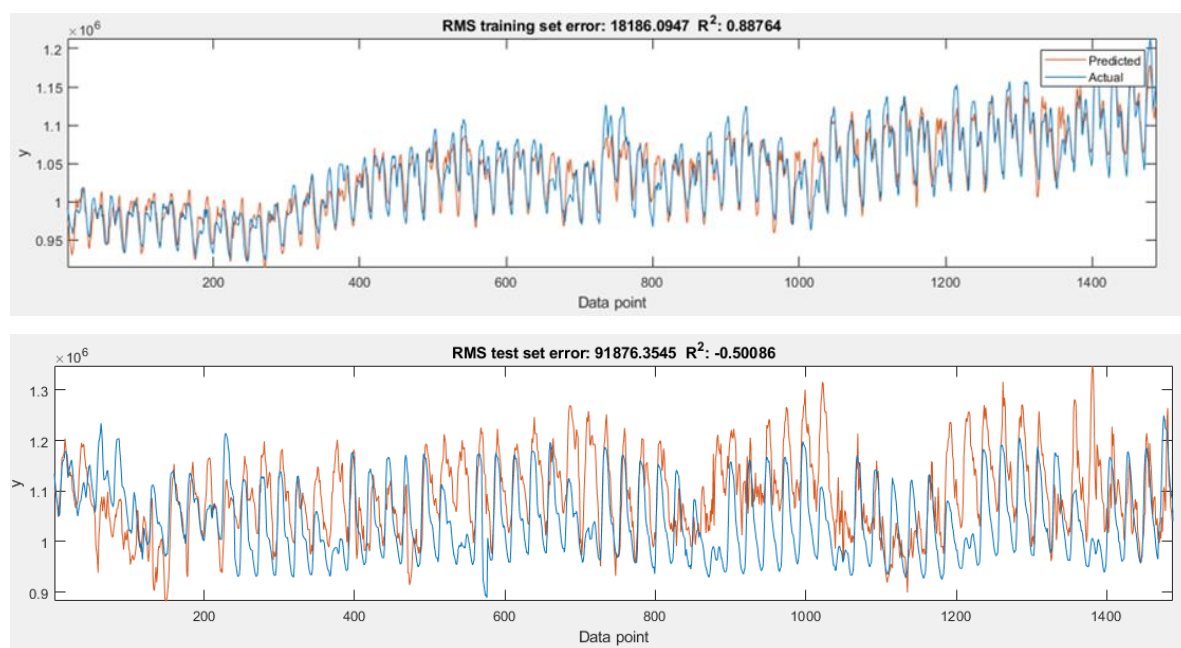
Figura 5-5: Frente de Pareto escenario de pronóstico semestral II.



La **Figura 5-5:** anterior permite apreciar el error obtenido a través del entrenamiento el cual equivale a cerca del 10% y un acercamiento del 90% aproximadamente.

La **Figura 5-6:** a continuación, permite apreciar el comportamiento del error para los datos de entrenamiento y la parte de abajo para los datos de prueba del escenario de pronóstico semestral 2.

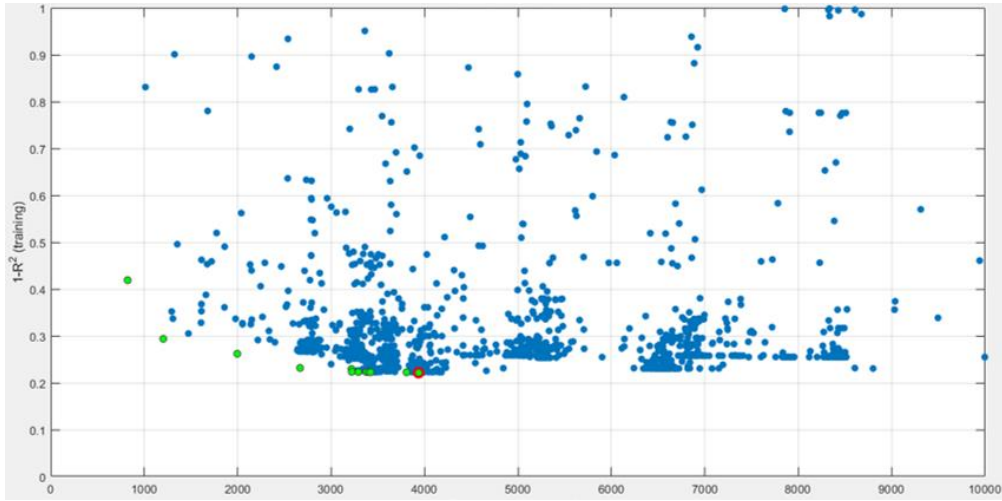
Figura 5-6: Pronóstico de demanda escenario semestral I.



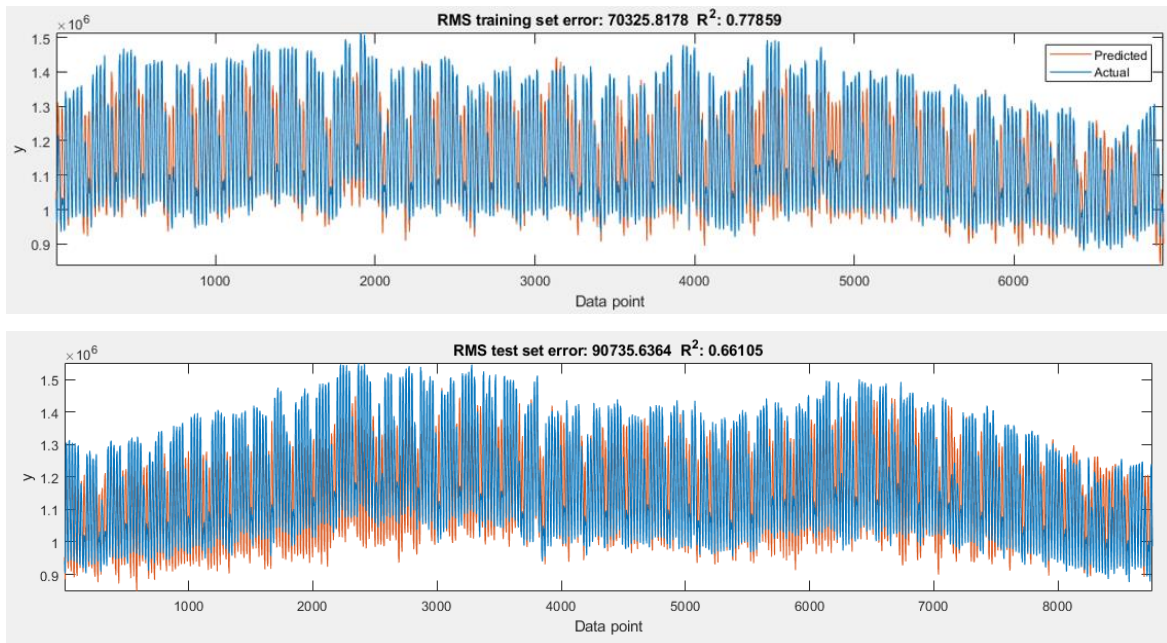
Pronóstico Anual I.

El ejercicio de pronóstico anual se efectuó con los datos del año 2017 a fin de predecir el comportamiento a 2018.

En la **Figura 5-7:** se aprecian los Pareto global y local, para este escenario tenemos un error por el orden de 20%, con un acercamiento del 80% aproximadamente.

Figura 5-7: Frente Pareto escenario pronóstico anual I.

En la **Figura 5-8:** a continuación, permite apreciar el comportamiento del error para los datos de entrenamiento y la parte de abajo para los datos de prueba para el escenario de pronóstico anual.

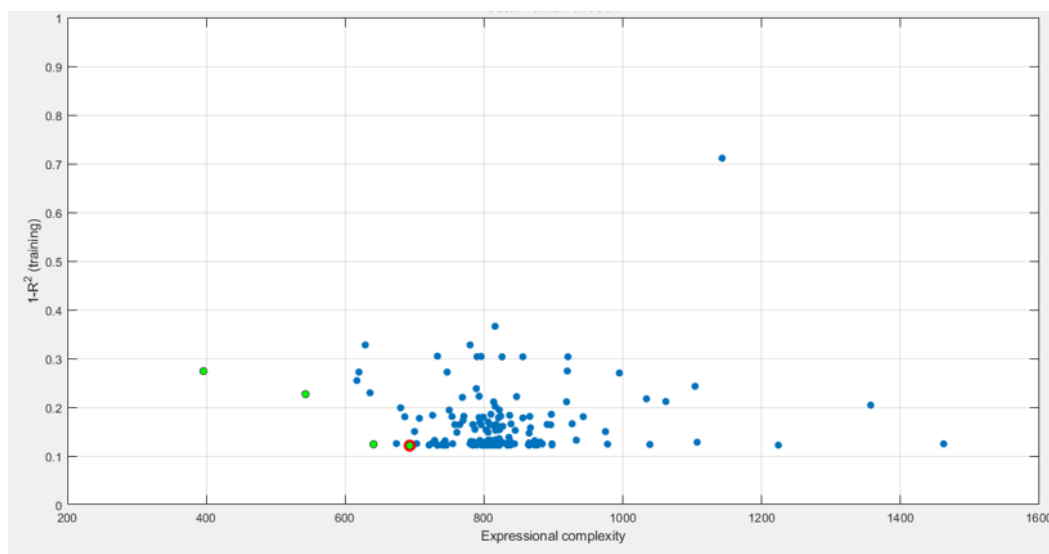
Figura 5-8: Pronóstico de demanda escenario anual I.

Pronóstico Anual II – 10%

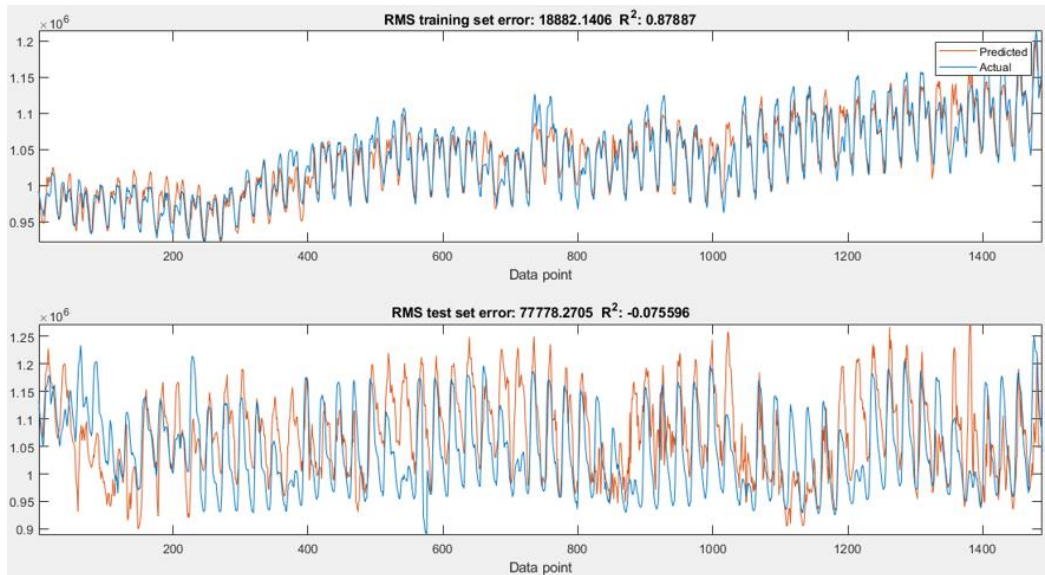
Con el fin de validar la eficiencia del algoritmo para el caso de estudio de pronóstico de un año, se presenta un segundo caso de pronóstico anual, en la Figura 5-9 se puede apreciar el frente de Pareto global y local, en donde se puede apreciar que el error obtenido a través del entrenamiento está por el orden de 12% con un acercamiento del 88% aproximadamente

La **Figura 5-9:** permite apreciar el frente de Pareto global y local. Los puntos verdes conforman el frente de Pareto y los azules los puntos que están fuera de este para un escenario anual II.

Figura 5-9: Frente Pareto escenario pronóstico anual escenario II.



La **Figura 5-10:** muestra el comportamiento del error para los datos de entrenamiento y la parte de abajo para los datos de prueba del escenario de pronóstico anual 2.

Figura 5-10: Pronóstico de demanda escenario anual II.

Con base a la gráfica anterior, podemos apreciar que con diferentes datos de entrenamiento el error promedio es similar (10%), manteniendo la eficiencia de este.

Las gráficas de pronóstico muestran que, para cada uno de los periodos de tiempo escogidos, los datos de entrenamiento muestran una tendencia congruente con las proyecciones de consumo, permitiendo inferir cómo será el comportamiento de la carga a través del tiempo y definir acciones de contingencia y mejorar la respuesta a la demanda.

6. Conclusiones

De acuerdo con los hallazgos obtenidos, se obtuvieron las siguientes conclusiones:

- Efectuar pronósticos de demanda de energía eléctrica es una labor relevante para los operadores de red y demás agentes que forman parte del mercado de Colombia, ya que permite tener una visión a futuro del comportamiento del mercado de energía, permitiendo crear estrategias de comercialización, optimizar sistemas de generación y negociar contratos bilaterales provechosos.
- Con base al algoritmo de regresión simbólica empleando los históricos de demanda base y se seleccionó un número adecuado de datos de entrenamiento para la elaboración de los pronósticos de demanda en diferentes periodos de tiempo.
- El modelo de pronóstico usado generó un conjunto de soluciones óptimas de Pareto para cualquier espacio de tiempo que desee efectuarse el pronóstico. Este tipo de resultados brinda a los diferentes operadores de red opciones importantes a fin de efectuar toma de decisiones a la hora de efectuar las diferentes operaciones de planificación de despacho y atención de la demanda.
- A través de los valores generados para diferentes periodos de tiempo como mensual, semestral y anual, se obtiene que, a menor espectro de tiempo, mejor es la calidad de los pronósticos obtenidos.

- Este trabajo emplea como base una herramienta útil que puede apoyar en los ejercicios de planificación del comportamiento de la demanda a los operadores de red y organismos que trabajan día a día generando estrategias y acciones de control, con el fin de garantizar estabilidad y suplencia en la demanda de los usuarios que conforman el sistema interconectado.
- Cabe resaltar que este trabajo puede ser adoptado en el desarrollo de otros trabajos de pronóstico de demanda de energía eléctrica. Es decisión del profesional determinar cuándo es adecuado implementar este tipo de metodologías conforme a la complejidad y necesidad de su problema de pronóstico.

Trabajos Futuros

- Implementar un siguiente módulo de optimización a fin de minimizar los errores en los pronósticos obtenidos con el algoritmo de regresión simbólica híbrida planteado en el presente trabajo.
- Realizar la integración de este tipo de métodos de pronóstico a implementación de soluciones que permitan mejorar los indicadores de calidad de servicio y calidad de potencia, disponibilidad del recurso y toma de decisiones que
- Evaluar el potencial de este tipo de análisis para los diferentes proyectos AMI desarrollados en el SIN en busca de identificar y garantizar la interoperabilidad de tecnologías y disponibilidad de información del sistema en tiempo real.

Recomendaciones

Con el sistema ya modelado, se pueden plantear nuevas estrategias de optimización, como por ejemplo el tipo de sector, ubicación geográfica, incorporación de energías renovables y disponibilidad de recursos como agua (lluvia), viento, energía solar, permitiendo tener mayor robustez en el pronóstico y en el comportamiento esperado a futuro para un periodo de tiempo determinado. Este tipo de estudios es un apoyo relevante a la hora de efectuar modelamientos en la red, en vista de que la demanda va creciendo día a día y uno de los desafíos es garantizar un sistema robusto, estable y que garantice una suplencia óptima de energía las 24 horas los 365 días al año.

En síntesis, una línea a continuar tras el presente trabajo es efectuar un plan de contingencias bajo diferentes escenarios y ver el comportamiento de la demanda a futuro y ver qué medidas, decisiones y acciones se pueden aplicar sobre la red.

Bibliografía

- [1] Revista Internacional de Investigación en Ciencias Aplicadas y Tecnología de la Ingeniería. (IV) 729 -733. “Una visión general de los diferentes tipos de métodos de pronóstico de carga y los factores que afectan el pronóstico de carga.”, 2017
- [2] Ben Taieb S, Huser R, Hyndman R et al. Article - “Forecasting uncertainty in electricity smart meter data by boosting additive quantile regression” 2016.
- [3] Grolinger K, L’Heureux A, Capretz M et al. “Energy Forecasting for Event Venues: Big Data and Prediction Accuracy” 2016.
- [4] Wen L, Zhou K, Yang S et al. “Comprension of Smart meter big data: A survey” 2018.
- [5] Gestión de Energía – Wa2 Technology <https://www.way2.com.br/gestao-deenergia>
- [6] Electro Industries Gauge Tech, Power Meters- <https://electroind.com/>
- [7] Reza Arghandeh, Yuxun Zhou. “Big Data Application in Power Systems” 2017
- [8] ESPINA, José Rafael. Predicción espacial de la Demanda eléctrica en la ciudad de Maracaibo. Trabajo de grado Ingeniero Electricista. Maracaibo, Zulia: Universidad del Zulia. Facultad de Ingeniería. Escuela de Eléctrica, 1994.
- [9] Sergio Rodriguez. et al. “Hybrid Inference Algorithm by Combining Genetic Programming Methods and Nonlinear Regression Techniques” 2018
- [10] Pronostico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante Spline (MARS) Miguel Eduardo Ortiz Alvarado -2015
- [11] A. Ariza, “Métodos Utilizados Para el Pronóstico de Demanda de Energía Eléctrica en Sistemas de Distribución,” 2013

- [12] T. W. S. Chow and C. T. Leung, "Neural network based short-term load forecasting 32 using weather compensation," vol. 11, no. 4, pp. 1736–1742.
- [13] Modeling and Forecasting Electricity Demand A Risk Management Perspective, Kevin Berk in BestMasters (2015)
- [14] Enríquez, Gilberto. El ABC Del Alumbrado y Las Instalaciones Eléctricas En Baja Tensión. 2 ed. México: Limusa, 2004.
- [15] Ramírez, Samuel. Redes de Distribución de Energía. 3 ed. Manizales: Universidad Nacional de Colombia, 2009.
- [16] Julian Garcia Guarin et al. "Multi-objective optimization of smart grids considering environments with uncertainty 2019.
- [17] Stefan Vargas, et al., - Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería 35(1):1-17 "Mathematical Formulation and Numerical Validation of Uncertainty Costs for Controllable Loads" 2019.
- [18] I. El, R. Bann, and A. Abouabdellah. "Modeling and Forecasting Energy Demand," 2016.
- [19] Jorge A. Alarcon et al. "Low-Capacity Exploitation of Distribution Networks and its Effect on the Planning of Distribution Networks" 2020.
- [20] Habtemariam, B. et al. "Privacy Preserving Predictive Analytics with Smart Meters." In Proceedings - IEEE International Congress on Big Data, BigData Congress 2016, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 190–97. 2016.
- [21] K. Giridhar, R. Bansal, "Energy Management Systems"; vol 1.2011
- [22] M Garcia et al. Métodos para predecir índices Bursátiles - Methods for Predicting Stock Indexes. 2013
- [23] Energy Management Systems, Giridhar Kini and Ramesh C. Bansal – Janeza Trdine 9, 51000 Rijeka, Croatia, 2011.
- [24] Métodos para predecir índices Bursátiles - Methods for Predicting Stock Indexes Martha Cecilia García*, Aura María Jalal**, Luis Alfonso Garzón***, Jorge Mario López** 2013

- [25] "(PDF) Smart Meter Data Analytics: Systems, Algorithms, and Benchmarking." https://www.researchgate.net/publication/310665777_Smart_Meter_Data_Analytics_Systems_Algorithms_and_Benchmarking (December 17, 2019).
- [26] Liu, Xiufeng et al. "Smart Meter Data Analytics: Systems, Algorithms, and Benchmarking." *ACM Transactions on Database Systems* 42(1). 2016.
- [27] A. Duarte et al. Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores. 2010.
- [28] Bowerman, Bruce; O'Connell, Richard y Koehler, Anne. Pronósticos, series de tiempo y regresión: Un enfoque aplicado. 4 ed. México: Internacional Thomson Editores, 2007.
- [29] Del Barrio, Tomás; CLAR, Miguel y Suriñach, Jordi. Modelo de regresión lineal múltiple: especificación, estimación y contraste. Barcelona: UOC Papers, 2002.
- [30] Fernández-Abascal H, Guijarro MM, Rojo JL, Sanz JA. Cálculo de probabilidades y estadística. Barcelona: Editorial Ariel; 1994.
- [31] Peña, D. Análisis de Datos Multivariantes. Mc Graw - Hill. España. (2002).
- [32] Pardo, Antonio; Garrido, Jesús; Ruiz, Miguel Ángel; San Martín, Rafael La interacción entre factores en el análisis de varianza: errores de interpretación *Psicothema*, vol. 19, núm. 2, pp. 343-349 Universidad de Oviedo Oviedo, España 2007
- [33] Aleksandrov, A., Kolmogorov, A. y Laurentiev, M., La matemática: su contenido, métodos y significado, 1ra edición, Alianza Editorial, Madrid (1984).
- [34] Hanke, John y Reitsch, Arthur. Pronósticos en los negocios. 5 ed. México: Pearson Educación (Traducción), 2000.
- [35] Ariza, A. métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución, 2013.
- [36] Curso Académico Algoritmos heurísticos y metaheurísticos para el problema de localización de regeneradores. Alumno: Carlos Rodríguez Ortiz. 2009 - 2010
- [37] Udrescu S.-M., Tegmark M "AI Feynman: Un método inspirado en la física para la regresión simbólica", *Science Advances*, vol. 6, no. 16, eaay2631. (2020)
- [38] E. M. T. O. R. A. Gallego Rendon, A. H. Escobar Zuluaga, Técnicas metaheurísticas de optimización, Segunda. Pereira, 2008.

- [39] R.A.Gallego, A.H.Escobar, and E.M.Toro, Técnicas Metaheurísticas de Optimización, segunda ed. Universidad Tecnológica de Pereira, ch. Algoritmo Genético, pp. 138–150. 2008.
- [40] J. Lopez. Optimización Multi-objetivo. Aplicaciones a problemas del mundo real. Tesis Doctoral en Ciencias Informáticas. Premio DR. Raul Gallard 2014.
- [41] Introduction to Genetic Algorithms. Front Cover. S.N. Sivanandam, S. N. Deepa. Springer Science & Business Media, Oct 24, 2007.
- [42] W. B. Langdon, R. Poli, N. F. McPhee, and J. R. Koza, “Genetic programming: An introduction and tutorial, with a survey of techniques and applications,” in *Studies in Computational Intelligence*, vol. 115, pp. 927–1028. 2008.
- [43] A. Patelli, Genetic programming techniques for nonlinear systems identification, Rum Ed. 2011.
- [44] Dorigo, M. Optimization, learning and natural algorithms. Ph.D. Tesis, Politecnico di Milano, 1992.
- [45] Moreno Parra, Rafael Alberto Programación genética: La regresión simbólica Entramado, vol. 3, núm. 1, enero-junio, pp. 76-85 Universidad Libre Cali, Colombia, 2007.
- [46] IEEE PES, “Open Data Sets - IEEE.” [Online]. Available: <https://site.ieee.org/pes-iss/data-sets/>.
- [47] KAGGLE, Data Sets – Kaggle. Availabe: <https://www.kaggle.com/datasets>.
- [48] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, and D. A. Van Veldhuizen, Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. 2007.
- [49] E. M. T. O. R. A. Gallego Rendon, A. H. Escobar Zuluaga, Técnicas metaheurísticas de optimizacion, Segunda. Pereira, 2008.
- [50] Mauricio Santa María et al. “El Mercado de la Energía Eléctrica en Colombia: Características, Evolución e Impacto sobre otros Sectores.” 2019
- [51] Creg 038-2014 - CREG Comisión de Regulación de Energía y Gas.
- [52] Icontec, "NTC 5019 Norma Técnica Colombiana", Bogotá D.C., 2007.

[53] Ministerio De Minas Y Energía, "Plan De Acción Indicativo De Eficiencia Energética – Pai Proure 2017 - 2022", Bogotá D.C., 2016.

[54] HG Ingeniería y Construcciones S.A.S, "¿Que son los medidores bidireccionales y en que me benefician? - HG Ingeniería y Construcciones S.A.S", HG Ingeniería y Construcciones S.A.S, [En Línea]. Disponible: <https://www.hgingeneria.com.co/que-son-los-medidores-bidireccionales-y-en-que-me-benefician/>. [Accedido: 03- Dic- 2019]. 2018.

[55] G. Plata, C. Duarte and et al, "Sistema de medición centralizada en redes de distribución de baja tensión para la reducción de pérdidas eléctricas.", Universidad Industrial de Santander, 2017.

[56] Colombia Inteligente, "Virtualización De La Información Acciones Para La Masificación De La Medida En AMI", Medellín, [En Línea]. Disponible: <https://www.minenergia.gov.co>. 2018.

[57] S. Téllez Gutiérrez y J. Rosero García, "Sistemas de medición avanzada en Colombia: beneficios, retos y oportunidades", Universidad Nacional de Colombia, 2018

[58] J. Garcia, D. Alvarez and S. Rivera, Ensemble Based Optimization for Electric Demand Forecast: Genetic Programming and Heuristic Algorithms, 2020