

**ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA PARA MICRO-ZONAS BASADO EN EL  
MODELO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIO MÓVIL**



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA  
SEDE QUITO**

**CARRERA:  
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de  
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:  
ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA PARA MICRO- ZONAS BASADO EN EL  
MODELO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIO MÓVIL**

**AUTOR:  
LUIS ESTEBAN TIPÁN CHARRO**

**TUTOR:  
EDWIN MARCELO GARCÍA TORRES**

**Quito D.M., enero 2022**

Luis Esteban Tipán Charro

**ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA PARA MICRO-ZONAS BASADO EN EL MODELO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIO MÓVIL.**

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2022

Ingeniería Eléctrica

Breve reseña historia e información de contacto:



**Luis Esteban Tipán Charro** (Y'1995-M'10).

Estudiante de Ingeniería Eléctrica en la Universidad Politécnica Salesiana sede Quito. Áreas de interés: Generación distribuida, respuesta a la demanda, micro-redes, energía renovable. [ltipanc@est.ups.edu.ec](mailto:ltipanc@est.ups.edu.ec)

*Dirigido por:*



**Edwin Marcelo García Torres** (Y'1978-SM10).

Se graduó en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Politécnica Salesiana y de Master en Gestión de Energía. Actualmente se encuentra trabajando para su doctorado en Ingeniería con la Universidad Pontificia Bolivariana. Área de interés: respuesta a la demanda, sistemas de automatización. Actualmente es miembro del Girei (Grupo de Investigación en Redes Eléctricas Inteligentes - Smart Grid Research Group). [egarcia@ups.edu.ec](mailto:egarcia@ups.edu.ec)

Todos los derechos reservados:


Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS ©2022  
Universidad Politécnica Salesiana  
QUITO-ECUADOR

## **DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR/A**

Yo, Edwin Marcelo García Torres, declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación Estimación De La Demanda Para Micro-Zonas Basado En El Modelo Autorregresivo Integrado De Promedio Móvil realizado por Luis Esteban Tipán Charro, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerado como trabajo final de titulación.

Quito D.M., enero 2022



.....

Edwin Marcelo García Torres

C.C.:1803087400

## **CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR**

Yo, Luis Esteban Tipán Charro, con documento de identificación N° 1724699499, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de grado/titulación intitulado: Estimación De La Demanda Para Micro-Zonas Basado En El Modelo Autorregresivo Integrado De Promedio Móvil, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito D.M., enero 2022



.....  
Luis Esteban Tipán Charro

C.C.: 1724699499

## ÍNDICE GENERAL

1.	Introducción .....	2
2.	Marco teórico .....	4
2.1	Demanda Eléctrica .....	4
2.2	Curva de demanda nacional .....	4
2.3	Estimación de la demanda eléctrica .....	5
2.4	Modelos de estimaciones de la demanda .....	5
2.5	Análisis estadístico .....	6
2.5.1	Valor medio. ....	6
2.5.2	Desviación estándar. ....	6
2.6	Correlación de variables .....	6
2.7	Parámetros socioeconómicos .....	6
2.8	Datos históricos de demanda eléctrica .....	6
2.9	Error estándar múltiple de la estimación .....	7
2.10	Error residual .....	7
2.11	Modelos ARIMA .....	7
2.11.1	Proceso autorregresivo AR(p).....	7
2.11.2	Proceso de media móvil MA( $q$ ) .....	7
2.11.3	Modelo autorregresivo de media móvil (ARMA) .....	8
2.11.4	Proceso autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA).....	8
2.12	Micro-zonas .....	8
2.12.1	Definición de una micro-zona.....	8
2.12.2	Crecimiento de la demanda en una micro-zona.....	8
2.12.3	Características de la proyección de la carga en áreas pequeñas .....	9
2.13	Función de Gompertz.....	9
3.	Problema de investigación .....	9
3.1	Pseudocódigo para generar la estimación de la demanda .....	10
3.2	Caso de estudio .....	10
4.	Análisis de resultados .....	12
4.1.1	Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 20 (Ducha). .....	12
4.1.2	Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 80 (Cocina de inducción).....	12

4.1.3	Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 100 (Ducha más cocina de inducción). .....	13
5.	Discusión.....	14
6.	Conclusiones .....	14
6.1	Trabajos Futuros .....	15
7.	Referencias.....	15
7.1	Matriz de estado de arte .....	21
7.2	Resumen de Indicadores .....	23



## INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Etapas del desarrollo y proyección de la demanda de una región a largo plazo	4
Figura 2. Curva de la demanda diaria nacional.....	5
Figura 3. Curva S en donde nos muestra el crecimiento de la demanda de un área pequeña vista en un período largo.....	9
Figura 4. Curva de la demanda eléctrica de la subestación Diez Nueva.....	11
Figura 5. Curvas de la demanda eléctrica de Nayón de acuerdo al equipamiento 20,80,100.....	11
Figura 6. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 20 (ducha).....	12
Figura 7. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 80 (cocina de inducción)	13
Figura 8. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 100 (ducha + cocina de inducción).....	13
Figura 9. Comparación de la demanda real con la demanda pronosticada .....	14
Figura 10. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte. ....	23
Figura 11. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	23
Figura 12. Indicador de solución - Estado del arte .....	24

**INDICE DE TABLAS**

Tabla 1. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 20 ..... 12

Tabla 2. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 80 ..... 13

Tabla 3. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 100 ..... 14

Tabla 4. Matriz del estado del arte. .... 21

# ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA PARA MICRO-ZONAS BASADO EN EL MODELO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIO MÓVIL.

## Resumen

En esta investigación se presenta un método que permite pronosticar la demanda a nivel de micro-zonas de una determinada serie de tiempo, en este caso el modelo autorregresivo integrado de promedio móvil (ARIMA). Tomando como base datos de la demanda correspondientes a los años 2016 a 2020 del cerro Auqui y Nayón, zonas en las cuales se ha observado un crecimiento poblacional con el pasar de los años, por consiguiente, existirá un incremento en la demanda, factor esencial en la planificación de redes de distribución. Para esto se aplica la metodología de Box Jenkins, la cual nos permite identificar y asegurar la estacionalidad de la serie, condición necesaria para aplicar ARIMA, esto nos permitirá conocer la demanda en un futuro, para lo cual se propone el análisis de tres casos de estudio según su equipamiento. Finalmente, se realiza la estimación de la demanda para los años 2021 a 2025, este análisis se lo ejecuta en los softwares Matlab y Excel mostrándonos la estimación de la demanda total por año.

**Palabras Clave:** Sistemas de distribución, planificación, demanda eléctrica, series de tiempo, arima, micro-zonas.

## Abstract

This research presents a method that allows forecasting demand at the micro-zone level for a given time series, in this case the autoregressive integrated moving average model (ARIMA). The development of this research is based on demand data corresponding to the years 2016 to 2020 of the Auqui and Nayón hills, areas in which population growth has been observed over the years, therefore, there will be an increase in demand, an essential factor in the planning of distribution networks. For this, the Box Jenkins methodology is applied, which allows us to identify and ensure the seasonality of the series, a necessary condition to apply ARIMA, this will allow us to know the demand in the future, for which the analysis of three case studies according to their equipment is proposed. Finally, the estimation of the demand for the years 2021 to 2025 is carried out, this analysis is executed in Matlab and Excel software, showing the estimation of the total demand per year.

**Keywords:** Distribution systems, planning, electricity demand, time series, arima, micro-zones.

## 1. Introducción

En la actualidad la electricidad es un recurso primordial de energía para la sociedad, tanto el sector industrial como el doméstico son los principales beneficiarios del uso de la electricidad, el hecho de que no haya la posibilidad de almacenar grandes cantidades de energía hace que sea de vital importancia producir cada instante la cantidad demandada, por lo tanto, los modelos de estimación nos permiten planificar las centrales que entraran a funcionar para satisfacer la demanda eléctrica de las próximas horas dando como resultado la reducción del número de centrales de contingencias necesarias para afrontar cualquier pico de demanda imprevisto, y así menorar las sobrecargas en la red y disminuir los apagones, para buscar mejorar la calidad del suministro eléctrico [1], [2].

La estimación de la demanda eléctrica es un parámetro importante en la planificación de los sistemas de distribución, debido a que para la delineación de una red de distribución de una nueva subestación se debe estimar la demanda proyectada a nivel geográficamente distribuida, permitiendo saber las diferentes alteraciones que se presentan en la demanda, lo que influye en las redes de distribución. Para las realizaciones de las estimaciones se requieren zonas eléctricas estables durante un largo período de tiempo, estas zonas se las denominan micro-áreas, las cuales nos permiten dimensionar de una forma más real los sistemas de distribución, tomando como condición la demanda eléctrica del área involucrada [3]–[5].

El comportamiento del pronóstico de la demanda eléctrica es lo obtenido por decisiones individuales que son impulsadas por parámetros externos como la demografía, las condiciones

socioeconómicas y las regulaciones. Al identificar estos factores y sus contribuciones en el resultado de la demanda de energía, hacen importante para afectar el comportamiento del consumo y por lo tanto hacerlo más eficiente energéticamente [6], [7]. Cabe recalcar que los diferentes cambios demográficos que existen en las zonas influyen directamente a la estimación de demanda eléctrica [8]–[11].

Dentro del sistema de generación la demanda eléctrica es un parámetro importante, basándose en el comportamiento, picos de demanda y su proyección en el tiempo que se debe llevar a cabo el diseño de la generación necesaria para asegurar un servicio ininterrumpido. Para poder conocer la demanda eléctrica se debe tener un conocimiento del consumo de los usuarios por medio de la elaboración de perfiles de demanda, en donde estos perfiles nos indican el comportamiento de la energía consumida en diferentes instantes del día, semana o dentro de un periodo mayor [12].

Por otro lado debido a que los hogares realizan un análisis de inversión en el momento de adquirir nuevos electrodomésticos, las expectativas del aumento del consumo futuro de electricidad pueden tener un impacto en el consumo actual y además las decisiones de inversión, por lo cual los modelos dinámicos de ajuste parcial de demanda eléctrica residencial descuidan el comportamiento racional del consumidor [13], [14].

El crecimiento de la demanda eléctrica se lo debe al sector residencial que representa más de una cuarta parte del total de la demanda [15], según [16] los hábitos de consumo de los usuarios residenciales están asociados con sus costumbres, además su consumo también crece debido al paso del tiempo

condicionado por los avances tecnológicos, que hace que las nuevas tecnologías sean implementadas o usadas por usuarios residenciales, por esta razón aumenta la demanda eléctrica y en consecuencia produce fluctuaciones en la carga máxima provocando interrupciones en el sistema eléctrico [17].

Generalmente en los primeros estudios que se realizaron sobre la demanda eléctrica priorizaron al componente residencial, sin embargo, al observar que esta componente varía a lo largo de un día, semana o hasta un año, se agrega dos sectores de importancia; el comercio y la industria. Como la estimación de la demanda es un factor importante de la planificación de una red de distribución, al realizar una mala predicción implicaría un déficit en la generación y causaría problemas de suministro, lo que resultaría los cambios y aumentos en los costos económicos de distinta índole. Para esto según el criterio de los especialistas encargados de la planificación y desarrollo de este sector es preferible tener un exceso de oferta a quedar en la predicción de la demanda cortos, por consiguiente, se evitan las pérdidas relacionadas al déficit de energía [18]–[20].

Los resultados que se obtienen de una estimación son beneficiosos para los diseñadores de sistemas de energía distribuida, ya que con este estudio se puede determinar la capacidad óptima del sistema de energía y además los programas de respuesta a la demanda aceptables para los clientes residenciales rurales [21].

En [22] Brasil se plantea una comparación entre tres modelos de estimación que utilizan las empresas públicas, donde se toma en cuenta la demanda de electricidad, temperatura y la elasticidad en lo que se refiere a ingresos y precios, demostrando que para estos

modelos no se deben omitir la dinámica espacio temporal, ya que al no considerar este parámetro puede conducir a un sesgo o mal toma de decisiones en los modelos utilizados por las empresas, generando desperdicios ambientales y energéticos, y en consecuencia aumentando la probabilidad de apagones continuos en las regiones.

Mientras que en [23] Tailandia para estimar la demanda de electricidad se presenta un algoritmo o ecuación de búsqueda híbrido a largo plazo, considerando los datos históricos de hace trece años, obteniendo predicciones precisas de la demanda eléctrica, superando a los modelos de regresiones y de redes neuronales artificiales, para comprobar el proceso realizan un análisis de sensibilidad para investigar sobre la contribución de los parámetros que influyen en la demanda eléctrica.

En [24] se analiza un modelo híbrido innovador para la estimación de la demanda eléctrica residencial que toma en cuenta tres categorías de variables; electrodomésticos, características familiares y edificios, en donde se utilizan los métodos de regresión lineales múltiples y el método de análisis de componentes principales, estos resultados nos indican que las variables que se relacionan con las características familiares en lo que se refiere a consumo de electricidad de los hogares son limitadas a corto plazo, en el que los diferentes ingresos tienen un efecto en el consumo de electricidad en los hogares.

En [25] Japón se habla de una estimación econométricamente basándose en la demanda de electricidad residencial dividiendo entre patrones climáticos y regiones por niveles de ingresos, dando como resultado que el consumo de electricidad es inelástica o no mayor a uno al precio de la electricidad,

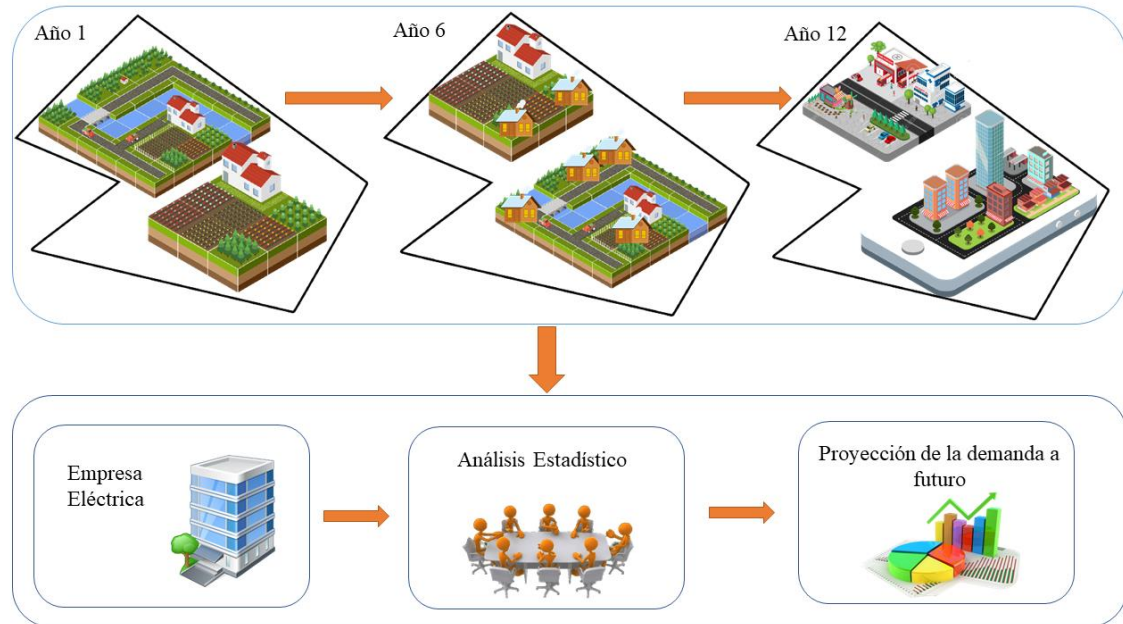


Figura 1. Etapas del desarrollo y proyección de la demanda de una región a largo plazo

esto quiere decir que el consumo de electricidad residencial es Japón es afectado por la desigualdad de ingresos y al clima severo.

A demás el cambio climático es uno de los factores que influyen en el sector eléctrico, debido a que los cambios en los patrones climáticos provocan cambios en la demanda de electricidad. Según [26] si no se toma en cuenta los cambios climáticos en la demanda eléctrica, se verá afectada la planificación del suministro eléctrico, y en consecuencia habrá un desequilibrio entre la demanda de energía y el suministro eléctrico. Todo esto provocando un aumento en el calentamiento climático, por lo tanto, la demanda eléctrica seguirá creciendo y la presión sobre el suministro eléctrico aumentará en toda la sociedad.

## 2. Marco teórico

### 2.1 Demanda Eléctrica

La demanda eléctrica es un factor que nos indica la cantidad de energía eléctrica que es suministrada a los clientes, con el objetivo de cubrir sus necesidades en un

intervalo específico de tiempo, en donde al saber su proyección en un futuro se podrá planificar y elevar los indicadores como es la confiabilidad en los sistemas eléctricos. La demanda eléctrica se la clasifica generalmente como residencial, industrial y comercial según el uso de la energía eléctrica de cada consumidor, mostrándonos como resultado al observar la gráfica de la curva de la demanda su comportamiento en donde la demanda eléctrica puede variar en los diferentes periodos ya sea del día, mes o años [27]–[29].

### 2.2 Curva de demanda nacional

De acuerdo a [30], se observa el comportamiento de la demanda eléctrica en aspectos como días festivos, semi laborables y laborables a lo largo de un periodo de tiempo de 24 horas, donde se obtiene mayor demanda son los días laborables y donde se obtiene una menor demanda es en los días festivos y una demanda media en los días semi laborables.

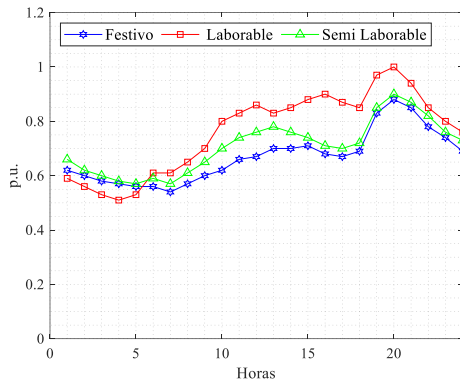


Figura 2. Curva de la demanda diaria nacional

### 2.3 Estimación de la demanda eléctrica

La estimación de la demanda eléctrica es un proceso importante para las áreas de desarrollo que requieren nuevos e innovadores sistemas de distribución. Para la proyección de nuevos suministros de energía óptimos más económicos, ambientales y técnicos, es importante hacer la estimación de la carga máxima esperada y además del perfil de carga para el área en cuestión. Además, es importante conocer los diferentes factores que intervienen en la demanda eléctrica matemáticamente ya que es fundamental conocer para desarrollar estimaciones de consumo eléctrico en un futuro [31], [32].

Según [33], existen varios factores que intervienen en la estimación de la demanda eléctrica:

- Planes municipales
- Clima
- Factores geográficos
- Utilización de terrenos
- Crecimiento demográfico
- Planes industriales
- Hábitos de consumo
- Tarifas
- PIB/nivel socioeconómico
- Densidad de carga
- Datos históricos

También al contrario existen diferentes usos de los proyectos sobre la proyección o estimación de la demanda eléctrica a futuro:

- Generación
- Confiabilidad y seguridad
- Aspectos económicos
- Planeación
- Mantenimientos
- Transmisión

### 2.4 Modelos de estimaciones de la demanda

El análisis de la estimación de la demanda es importante para la proyección de la operación de los sistemas eléctricos de potencia, tomando en cuenta el lapso que se desea proyectar, estas estimaciones se las pueden realizar en cuatro etapas: muy corto plazo (PMCP), corto plazo (PCP), mediano plazo (PMP) y largo plazo (PLP). La estimación PMCP tiene un horizonte de unos pocos minutos hasta unas pocas horas, en donde este pronóstico se utiliza para el control, operación del sistema en tiempo real y para la evaluación de la seguridad operativa. La PCP tiene un horizonte de horas, días e incluso pocas semanas, este tipo de estimación se la realiza para la programación del despacho económico de las fuentes de generación y de los mantenimientos menores de las generadoras. La estimación PMP tiene un horizonte de semanas, meses hasta incluso cinco años, este tipo de estimación se utiliza para la planificación de las compras de combustibles, la evaluación de ingresos y para los programas de mantenimientos mayores de las unidades de generación. Y por último la estimación PLP que tiene un horizonte de cinco a veinte años, en donde este tipo de estimación se aplica una programación para la edificación de centrales de generación, para la expansión del sistema

eléctrico y la delimitación de los precios [34]–[36].

## 2.5 Análisis estadístico

Este proceso estadístico se lo desarrolla en cada empresa distribuidora de energía eléctrica de cada localidad, en el que al finalizar este estudio la empresa entrega o publican los datos estadísticos finales al departamento de planificación de cada empresa distribuidora, con la finalidad de observar los resultados y realizar proyectos en un futuro que mejoren la confiabilidad de la red de distribución y el abastecimiento de energía eléctrica a cada consumidor. Todo este proceso se realiza analizando cada conjunto de curvas de demanda eléctrica para cada sub-clase o para cada tipo de consumidor, en donde para construir esas curvas de demanda se debe realizar un análisis estadístico en función del tiempo [37]–[39].

### 2.5.1 Valor medio.

Este es un valor representativo de un conjunto de datos, estos valores están localizados en el punto central dentro del conjunto de datos ordenados de acuerdo a su valor.

$$\bar{x} = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \quad (1)$$

### 2.5.2 Desviación estándar.

Este concepto nos ayuda a determinar el grado de dispersión que se encuentra presente en los datos con relación al valor medio.

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2}{n}} \quad (2)$$

## 2.6 Correlación de variables

La correlación de variables es una metodología estadística la cual estima el nivel de relación lineal existente entre

variables, asimismo nos ayuda a medir el grado de relación entre variables, las cuales gráficamente se observan en las cercanías de puntos a una recta, el índice de relación entre dos variables se mide con coeficientes de correlación las cuales nos indica el grado de relación en términos de crecimiento o decremento de acuerdo a; si es positiva o negativa especifica que la variables crecerá si aumenta la otra, si es negativa o inversa indica que la variable decrementara si la otra variable aumenta y por ultimo nula cuando no hay relación entre las variables [40]–[42].

## 2.7 Parámetros socioeconómicos

En la actualidad los comportamientos sociales que se reconocen como un factor importante en los modelos energéticos, nos muestran perfiles en el tiempo, esta información socioeconómica tiene como objetivo el conocer el gran impacto de la sociedad en la demanda eléctrica, como por ejemplo el aumento económico de las personas va ser un parámetro clave en el crecimiento vertical de la demanda eléctrica [43]. Toda esta información se encuentra disponible en las diferentes bases de datos de las empresas distribuidoras o en publicaciones del instituto nacional de estadística y Censo (INEC) [44], [45], .

## 2.8 Datos históricos de demanda eléctrica

Según [46], las empresas de distribución de energía eléctrica son las encargadas de guardar la información de los datos históricos de primarios eléctricos, estos datos ayudan al entendimiento de la demanda. Con la información histórica conocida se ayuda a mejorar el pronóstico de fallas de los circuitos, al mantenimiento de equipos para mejorar su desempeño y en la proyección de la demanda, generalmente esta información



se vincula con el análisis de tendencias y la generación de informes, desempeñando un papel fundamental en el sistema de datos en tiempo real.

## 2.9 Error estándar múltiple de la estimación

El error estándar es una magnitud que comprende la dispersión de la estimación, la cual es más precisa dependiendo del grado de dispersión que se encuentra en torno al plano de regresión.

$$S_e = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \mathcal{Y}_t)^2}{(n - k - 1)}} \quad (3)$$

En donde  $Y_t$  se asigna como el valor observado de  $Y$ ,  $\mathcal{Y}_t$  como el valor estimado de  $Y$ ,  $n$  es la muestra de datos presentes y  $k$  preside como el número de variables independientes de  $X$  [47].

## 2.10 Error residual

El error residual es la disimilitud del valor estimado con lo que realmente ocurrió en dicho lapso de tiempo.

$$e_i = Y_t - \mathcal{Y}_t \quad (4)$$

En donde  $Y_t$  se refiere a la demanda real u observada en un lapso de tiempo  $t$  y  $\mathcal{Y}_t$  hace referencia a la estimación pronosticada de la demanda en un tiempo dado ( $t$ ).

## 2.11 Modelos ARIMA

Este método es muy utilizado para construir e identificar modelos de pronóstico para series temporales estacionarias y univariantes, estos modelos ARIMA incorpora tres componentes que da lugar a sus siglas: el autorregresivo (AR), el integrado(I) y el de media móvil (MA). Para este modelo ARIMA se debe determinar el orden de cada una de sus componentes: el orden

auto regresivo  $p$ , el orden integrador  $d$ , y el orden de movimiento a la media  $q$ . Como resultado vamos a obtener un modelo definido como ARIMA ( $p, d, q$ ) [48].

El objetivo de aplicar este modelo va ser de hallar patrones que se repitan a lo largo del tiempo para poder realizar estimaciones futuras, en donde estas estimaciones se basan en datos históricos y no en variables independientes [49]–[51].

### 2.11.1 Proceso autorregresivo AR( $p$ )

Este proceso autorregresivo (AR) consiste en un modelo de orden  $p$  en donde se observa la particularidad de que las observaciones en un momento dependen de las observaciones anteriores, sumándole un término de error. Además, el valor pronosticado de “ $Y$ ” en un período “ $t$ ” como proporción “ $\alpha_i$ ” del valor en los periodos ( $t-i$ ) más una perturbación “ $u_t$ ” en un tiempo “ $t$ ”, este error es conocido como aleatorio no correlacionado con media cero o ruido blanco con varianza constante, en donde los números de períodos anteriores “ $p$ ” van ser necesarios para explicar el modelo [52], [53].

$$(Y_t - \delta) = \left( \sum_{i=1}^p \alpha_i (Y_{t-i} - \delta) \right) + u_t \quad (5)$$

### 2.11.2 Proceso de media móvil MA( $q$ )

Este proceso de media móvil de orden “ $q$ ” comprende la unión de términos lineales de los errores con ruido blanco, en donde a esto errores se les aplican las constantes de proporción “ $\beta_1$ ”, con el objetivo de establecer el modelo “ $Y$ ” entre un periodo de tiempo “ $t$ ”, el valor de una constante “ $\mu$ ”, además del promedio móvil de términos los cuales tienen errores presentes y pasados, con el número de

periodos “q”. Es decir que en el proceso MA “q” cada componente de la serie que es analizada  $Y_t$  se explica en función del  $\mu$  de otra serie y de los “q” anteriores [54].

$$Y_t = \mu + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2} + \dots + \beta_q u_{t-q} \quad (6)$$

### 2.11.3 Modelo autorregresivo de media móvil (ARMA)

El proceso ARMA es la composición entre los procesos auto regresivos y de media móvil, en donde  $\theta$  es un valor constante,  $Y_{t-1}$  es la demanda eléctrica,  $\alpha_j$  es el parámetro a estimar,  $\beta_i$  es el término a estimar y por último  $u_t$  el error.

$$Y_t = \theta + \beta_0 u_t + \sum_{i=1}^q \beta_i u_{t-i} + \sum_{j=1}^p \alpha_j (Y_{t-j} - \delta) \quad (7)$$

### 2.11.4 Proceso autorregresivo integrado de media móvil (ARIMA)

Los procesos anteriores suponen que las series son estacionarias, es decir de varianza, media constantes, y covarianza que no varía en el tiempo, esto quiere decir que están integradas. Este proceso ARIMA tiene como condición inicial ser una serie no estacionaria, que a largo del proceso se convertirá en una serie estacionaria para diferenciar el tipo de modelo que comprende como AR, MA y ARMA. Además, este sistema es univariable, ya que para realizar su pronóstico compara datos presentes con datos pasados.

$\phi_1$  refiere al coeficiente autorregresivo,  $\theta$  comprende como el coeficiente de media móvil,  $\varepsilon$  se define como el error y por último  $Y_{t-1}$  denota

como el registro normalizado de la serie [55].

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (8)$$

## 2.12 Micro-zonas

### 2.12.1 Definición de una micro-zona

Una micro-zona es una zona más pequeña de un sector urbano, en donde el área se transforma en áreas pequeñas con una demanda estimada igual a una pequeña parte de la demanda máxima. Esta división en micro áreas nos va a proporcionar una facilidad en el procesamiento de datos de cada usuario ya que conoceremos su consumo, su densidad de carga entre otros factores eléctricos. Estas micro áreas comprenden con un tamaño mínimo de  $0,25 \text{ Km}^2$  hasta un tamaño máximo de  $7 \text{ Km}^2$ . Estos tamaños van a depender de que porcentaje se quiera lograr obtener [56].

### 2.12.2 Crecimiento de la demanda en una micro-zona

El crecimiento de la demanda depende de dos factores, primero al aumento del número de usuarios, este factor se relaciona con la electrificación de zonas que al principio no disponían, debido a la fuerza en la progresión de la carga en los sistemas de distribución, segundo al acrecentamiento en el consumo de energía promedio por cada cliente, para este factor las alteraciones en el consumo ocurren a la vez e independientemente de la variación del número de consumidores. Este acrecentamiento en las explosiones de las micro áreas en diferentes intervalos de tiempo se lo debe a una tendencia uniforme y constante del sistema [48], [57].

### 2.12.3 Características de la proyección de la carga en áreas pequeñas

Durante los diferentes proyectos que se han realizado sobre la proyección de la demanda a lo largo del tiempo se ha encontrado distintos parámetros importantes que influyen al graficar y analizar las curvas de la demanda eléctrica, por ejemplo, que el crecimiento de la carga en pequeñas áreas no es un proceso uniforme y continuo de un año a otro, pero en cambio el aumento en un área pequeña es intenso durante varios años, luego cae a niveles bajos, mientras que el crecimiento alto comienza en otras áreas.

Estos resultados llevan a la caracterización del crecimiento de la carga eléctrica en pequeñas áreas con la curva S, cuyo uso no va implicar que el crecimiento de las áreas pequeñas siempre siga un historial de cargas en forma de S. Por tal la proyección de áreas pequeñas es menos un proceso de extrapolación de tendencias que una determinación cuando las áreas pequeñas hacen la transición entre estados de crecimiento cero, alto y bajo [58].

### 2.13 Función de Gompertz

El aumento de la demanda eléctrica en micro áreas se modela por medio de la función de Gompertz o también llamado curva S. Este modelo se caracteriza por las transiciones de crecimiento en las cuales se pueden identificar tres periodos: el inicial, rampa y saturación. Los diferentes aspectos que se presenta en la rampa y sus incrementos de carga, están en función de la resolución, el comportamiento es general y difiere de un sistema a otro [59].

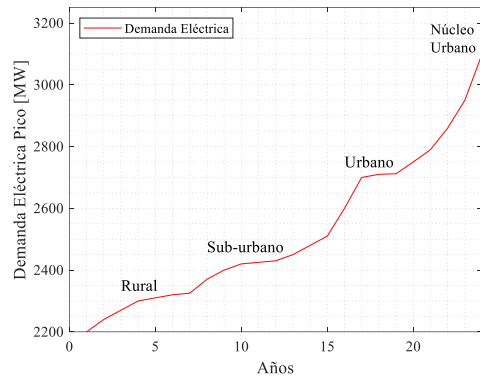


Figura 3. Curva S en donde nos muestra el crecimiento de la demanda de un área pequeña vista en un período largo

De acuerdo a la gráfica 3, se observa el crecimiento teórico de la curva S en áreas pequeñas a un largo plazo, en donde muestra que el área se reconstruye muchas veces en su camino desde los terrenos, la reurbanización representa la mayor parte del aumento de la carga eléctrica.

Además, a medida que una región crezca en desarrollo, los terrenos individuales se desarrollan rápidamente, aunque a menudo dejan algunas áreas vacías entre ellas. Para lo cual es posible que la empresa distribuidora de energía eléctrica tenga que construir la mayoría de las líneas de alimentación primarias que van hacer necesarias a largo plazo, mucho antes de que se haya desarrollado la mayor parte del crecimiento en la región [60].

## 3. Problema de investigación

En esta investigación se plantea desarrollar un modelo matemático que nos ayude a estimar la demanda en un futuro del sector el cerro AUQUI, esto debido a un cambio de zonificación o uso del suelo de este sector que se plantea el municipio, donde actualmente es considerada como una zona agrícola residencial, motivo por el cual al no ser una zona poblada actualmente no existe

un histórico de demandas, ya que no se tiene cargas instaladas ahí. Es decir, en esa zona va haber una modificación completa de todo y va haber una expansión arquitectónica que nunca estuvo programada, afectando este cambio a la proyección de la demanda que se las realiza en las empresas distribuidoras de energía.

Por esta razón se tiene una zona como Nayón, en donde la zonificación de esta zona era igual considerada como agrícola residencial, pero con el pasar de los años cambio su zonificación a residencial urbano, con el detalle que en esta zona existe información de históricos de demandas actualmente, ya que existen cargas instaladas en esa zona. La información que se utilizara para la estimación de la demanda contiene históricos de demandas de Nayón del 2016 al 2020 e históricos de demandas de subestaciones. Todo esto con el fin de realizar un análisis histórico de un sector existente, ver como se ha comportado históricamente ese sector y eso asumir al sector de análisis. Por lo tanto, al conocer la futura demanda del sector a analizar con el modelo ARIMA se facilitará a obtener las demandas proyectadas a nivel de micro-áreas del sector

### 3.1 Pseudocódigo para generar la estimación de la demanda

La metodología que se será aplicada en esta investigación para estimar la demanda por medio del modelo ARIMA va estar basado en el análisis de la metodología Box Jenkins, la cual se debe desarrollar por medio de seis etapas, cada una de estas etapas nos ayudan a distinguir la estacionariedad o no estacionariedad y además a identificar nuestro modelo arima de nuestra serie temporal.

Para la aplicación de la metodología de Box Jenkins a nuestra serie utilizamos el

software Matlab, el cual nos ayudó a generar resultados, a graficar las curvas de nuestra serie y a la estimación de la demanda que es nuestro objetivo final de esta investigación

---

#### Algoritmo 1. Estimación de la demanda mediante el modelo ARIMA

---

Lectura de Datos: Demanda

Paso 1 Análisis de la estacionariedad por medio de PACF y ACF de la serie.

$$\hat{Y}_K = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})(Y_{t+k} - \hat{Y})}{n}$$

$$\hat{Y}_0 = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})^2}{n}$$

Paso 2 Diferenciación o transformación de la serie

$$diff = Y_t - Y_{t-1}$$

Paso 3 Análisis de la muestra PACF y ACF de la serie diferenciada para identificar el modelo arima

$$\hat{Y}_K = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})(Y_{t+k} - \hat{Y})}{n}$$

$$\hat{Y}_0 = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})^2}{n}$$

Paso 4 Estimación por medio del modelo ARIMA

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$- \phi_1 \varepsilon_{t-1} - \dots$$

$$- \phi_q \varepsilon_{t-q}$$

Paso 5 Verificación de los residuos del modelo ajustado

es= infer (EstMd1, y)

$$\hat{Y}_K = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})(Y_{t+k} - \hat{Y})}{n}$$

$$\hat{Y}_0 = \frac{\sum(Y_t - \hat{Y})^2}{n}$$

Paso 6 Generación el Pronóstico de la serie y visualización de la grafica

[yF, yMSE] = forecast (EstMd1,16,y)

UB = yF + 1,96 \*  $\sqrt{(yMSE)}$

LB = yF - 1,96 \*  $\sqrt{(yMSE)}$

---

Paso 7 Fin

---

### 3.2 Caso de estudio

El cerro AUQUI es una zona bastante amplia que toma como referencia el elevado borde oriental de la ciudad de Quito, esta zona es una zona de paso que

permite el acceso al oriente y a los valles desde el antiplano de Quito.

En este lugar se realizará la estimación de la demanda para un futuro, en base a los datos de demandas máximas de la subestación Diez Nueva ABCE, la cual es la subestación que entrega energía eléctrica a la mayor parte del cerro Auqui, tomando en cuenta que en este sector no existen muchas cargas debido a que todavía no existen grandes consumidores, y además actualmente este sector es considerado como una zona agrícola residencial.

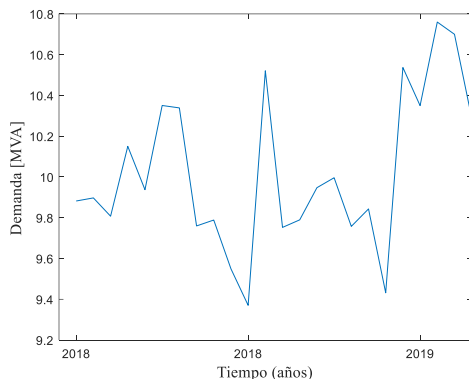


Figura 4. Curva de la demanda eléctrica de la subestación Diez Nueva

Como observamos en la figura 4 tenemos la gráfica de la curva de demanda máxima de la subestación denominada Diez nueva, tomando como referencias los datos de los años 2018 y 2019. Tenemos una demanda máxima de 10,76 MVA para el mes de octubre del 1019 y una demanda mínima de 9,37 MVA para el mes de noviembre del 2018, todo este análisis con el fin de observar la tendencia y el comportamiento de esta curva típica de demanda para poder realizar la estimación en un futuro.

Para realizar la estimación de la demanda en el cerro Auqui se requiere datos de consumo de años anteriores para realizar el pronóstico, para lo cual tomamos como referencia la parroquia de Nayón, el cual es un sector similar al cerro

Auqui en base al desarrollo de la demanda máxima que es nuestro objetivo a estimar.

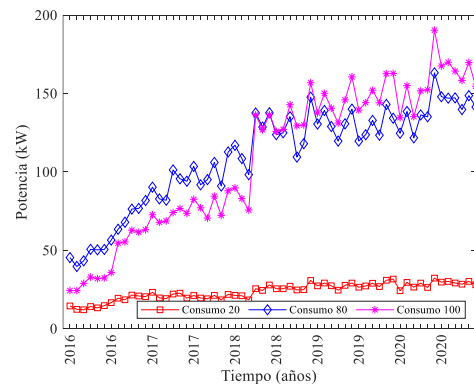


Figura 5. Curvas de la demanda eléctrica de Nayón de acuerdo al equipamiento 20,80,100

Como se puede observar en la figura 5 con el fin de analizar el comportamiento de la demanda en Nayón se procede a recopilar información histórica de los años 2016, 2017, 2018, 2019, 2020 sacada de ARCONEL. Observamos tres curvas de la demanda de la demanda máxima en Nayón, la primera representa a una demanda de 20 con ducha, la siguiente es la curva de demanda de 80 con cocina de inducción y la última curva es la demanda de 100 con cocina de inducción más ducha, las cuales cada una de estas tres curvas nos permiten conocer su comportamiento y su tendencia de crecimiento de acuerdo al tiempo, así permitiendo la proyección y la estimación de la demanda en un intervalo de tiempo.

Además, observamos que la curva que posee una tendencia mayor que las otras es la curva con equipamiento de 100 entre los años 2018 y 2020, debido a que la ducha más la cocina de inducción son artefactos que consumen mayor energía y por consiguiente inciden en la tendencia de la demanda. En cambio, la curva que menos tendencia posee es la de equipamiento con 20, esto debido a que utilizan más la cocina de inducción que la

ducha eléctrica y por consiguiente la demanda no varía en el tiempo.

#### 4. Análisis de resultados

Posteriormente, se detalla los resultados del pronóstico de la demanda para cada uno de los tres casos de diferentes demandas de acuerdo al equipamiento:

##### 4.1.1 Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 20 (Ducha).

Para el primer caso se realiza el pronóstico para una demanda con equipamiento de 20 donde como observamos en la figura 6, en un comienzo tenemos la curva de la demanda desde el año 2016 hasta el año 2020, y por otro lado tenemos la curva del forecast o pronóstico para los años 2021, 2022, 2023, 2024 y 2025. Al realizar el pronóstico fue necesario realizar la transformación de nuestra serie mediante la diferenciación de datos, este proceso nos ayudó a que la media de la serie nos dé un valor aproximadamente de cero, dándonos como resultado una serie estacionaria.

Además, se analizó estadísticamente nuestra serie mediante la autocorrelación y la autocorrelación parcial, que son funciones que nos permita observar e identificar un modelo preciso con mejor ajuste.

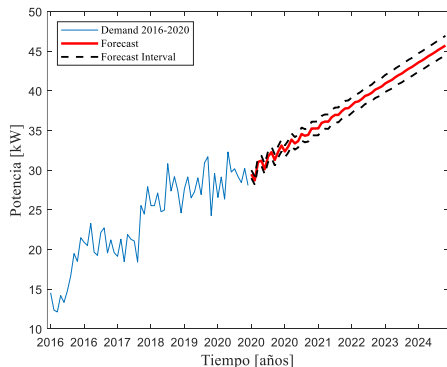


Figura 6. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 20 (ducha)

En la tabla 5, observamos los valores finales estimados para el modelo arima (3,1,4), estos parámetros nos dan como resultado una tendencia normal siguiendo un proceso aleatorio. En donde la demanda máxima va ser de 45,7176 [kW] en el año 2025 en comparación con el año 2020 que la demanda era de 28,09 [kW].

Tabla 1. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 20

Mes	2021	2022	2023	2024	2025
1	29,5043	33,8616	36,6864	39,7677	43,0154
2	28,7122	33,3778	36,9703	40,1511	43,3102
3	31,0493	33,6791	36,9712	40,3488	43,6007
4	31,2016	34,5668	37,4285	40,573	43,8306
5	30,1347	34,3428	37,7833	40,9356	44,1098
6	31,7236	34,4556	37,8263	41,1713	44,4035
7	32,2728	35,2621	38,1914	41,3847	44,6443
8	31,291	35,2589	38,5798	41,723	44,9125
9	32,3169	35,274	38,676	41,9863	45,2053
10	33,1158	35,9655	38,9724	42,1996	45,4561
11	32,3616	36,132	39,3671	42,5145	45,7176
12	32,9624	36,1172	39,5172	42,7955	00000

##### 4.1.2 Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 80 (Cocina de inducción).

Para el caso 2 de estudio se obtiene el pronóstico para una demanda con equipamiento de 80, en donde al igual que la gráfica anterior se obtiene un crecimiento en la demanda en los años 2021, 2022, 2023, 2024 y 2025, La figura 7 nos muestra que al principio la curva de la demanda tiene una tendencia y una aleatoriedad, en donde para transformarle a la serie estacionaria se lo realiza mediante la diferenciación de datos, esto con el objetivo de observar y analizar un

modelo de ajuste que sea el correcto para la estimación.

Mientras más largo sea los años la tendencia de la serie incrementa y en consecuencia la demanda va a crecer, debido al incremento de la utilización de cocina de inducción y al avance de la tecnología en electrodomésticos.

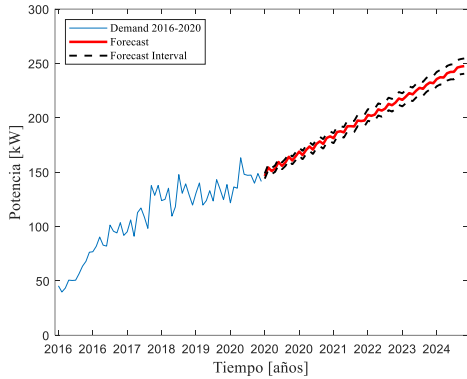


Figura 7. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 80 (cocina de inducción)

En la tabla 6, se puede observar los diferentes valores de la demanda pronosticadas en los años 2021, 2022, 2023, 2024 y 2025 para el modelo arima (4,1,3). En donde tenemos que en el año 2025 va haber una demanda de 247,55 [kW] con respecto a la demanda del 2020 de 141,45 [kW].

Tabla 2. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 80

Mes	2021	2022	2023	2024	2025
1	146,4039	170,3235	192,2306	212,7849	232,4414
2	154,2959	173,6101	192,2783	211,5237	231,799
3	151,0397	170,7372	192,001	213,9421	235,63
4	153,1655	175,926	197,4883	217,7548	237,30
5	159,3342	178,2752	197,0052	216,4938	237,0037
6	155,7928	175,9339	197,4632	219,4173	240,9508
7	158,926	181,4485	202,6616	222,6792	242,1688
8	164,1615	182,9291	201,7833	221,5307	242,26

9	160,659	181,22	202,9512	224,8634	246,2153
10	164,6518	186,8843	207,7574	227,5706	247,0464
11	168,9129	187,5911	206,621	226,6317	247,5514
12	165,6424	186,581	208,4491	230,2717	0

#### 4.1.3 Pronóstico de la demanda para el caso con equipamiento de 100 (Ducha más cocina de inducción).

Para el tercer caso de estudio el pronóstico se realiza para la demanda con equipamiento de 100, en donde la serie presenta una tendencia creciente para lo cual se transforma la serie para hacerla estacional. Como observamos la figura 8, se tiene picos altos en el 2020 debido a la pandemia, el consumo de energía creció y por consiguiente la tendencia crece y la demanda aumenta. La autocorrelación y autocorrelación parcial en este caso ayudaron a elegir el correcto modelo a aplicar para el pronóstico, dándonos como resultado una curva que tiene una tendencia positiva

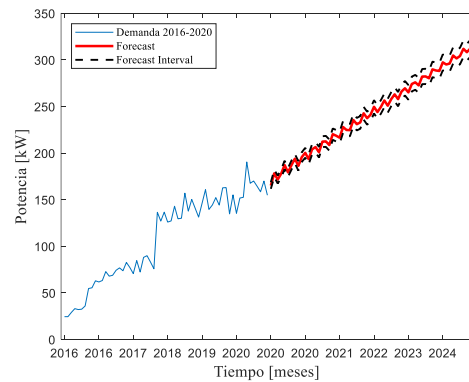


Figura 8. Pronóstico de la demanda para el equipamiento de 100 (ducha + cocina de inducción)

En la tabla 7, observamos los datos obtenidos de la estimación de la demanda para los años 2021, 2022, 2023, 2024 y 2025 para un modelo arima (4,1,3). Se evidencia que entre los valores de consumo de los primeros meses de cada año tienden a tener una tendencia normal,

en cambio la demanda en los meses finales de cada año tiende a variar su aleatoriedad y por ende su estacionalidad de cada serie cambia. Mostrándonos como resultado que en año 2020 teníamos una demanda de 154,72 [kW] y al realizar el pronóstico en el año 2025 tenemos que una demanda de 312,14 [kW].

Tabla 3. Resultados de la demanda pronosticada con equipamiento de 100

Mes	2021	2022	2023	2024	2025
1	165,095	204,029	235,423	263,005	288,59
2	178,176	206,382	230,961	257,814	288,050
3	171,539	200,855	232,820	265,987	297,33
4	177,817	212,236	242,644	269,477	295,017
5	187,129	212,474	237,369	265,075	296,009
6	179,230	208,554	241,133	274,0828	304,6977
7	187,010	220,217	249,628	275,8661	301,541
8	193,894	218,563	243,967	272,5512	304,054
9	186,240	216,478	249,467	282,0206	311,866
10	195,623	227,948	256,403	282,2212	308,196
11	200,219	224,707	250,778	280,2194	312,143
12	193,414	224,584	257,768	289,7765	0

## 5. Discusión

De acuerdo a los resultados obtenidos se realiza una comparación de la demanda eléctrica real con la demanda pronosticada en el año 2020, como se observa en la figura 9 tenemos dos curvas de la demanda eléctrica con equipamiento de 20, en donde el máximo valor de demanda real llega a los 28,09 [kW], mientras que el valor máximo de la demanda pronosticada llega a los 35,318 [kW], esto nos quiere decir que existe una diferencia del 25,73% entre los datos reales con los pronosticados.

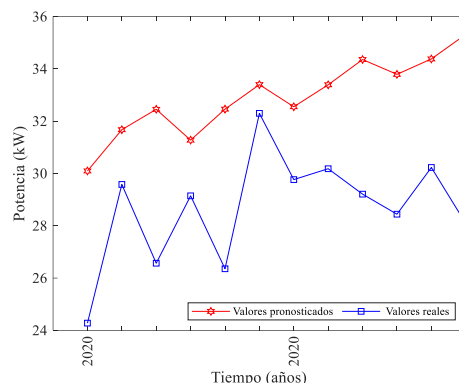


Figura 9. Comparación de la demanda real con la demanda pronosticada

En comparación con el artículo [61], en donde se evidencia el mejoramiento de la precisión en la estimación mediante ARIMA, se modifica la serie residual de la serie de tiempo, en donde se utiliza tres métodos los cuales son: SARIMA, enfoque de Fourier y el modelo combinado. Al aplicar estos modelos se refleja una mejora del 24,24%, 16,8% y 34,44%, siendo el método de ciclo combinado el que demuestra un alto grado de mejora en su estimación. Conforme a este estudio se realiza el mejoramiento del grado de precisión para la estimación de la demanda por medio de la metodología de Box Jenkins. Este análisis se lo realiza en tres partes mediante: la identificación, estimación y la verificación, dándonos como resultado un error residual del 6,13%, el cual nos quiere decir que el grado de precisión es del 93,87%, cabe recalcar que la precisión de los resultados de estimación es un parámetro importante para la evaluación en la previsión de los modelos.

## 6. Conclusiones

Se pudo concluir que actualmente no se halla información estadística socioeconómica del cerro Auqui, debido a que es una zonificación agrícola residencial, ya que, la única información



existente son datos del primario que alimenta a esta zona, por consiguiente se indaga información sobre datos históricos de Nayón, debido a que anteriormente era una zonificación igual al del cerro Auqui, por tal motivo se toma como base la proyección de la demanda, y se estima el crecimiento que va a tener dentro de un tiempo determinado.

Con respecto al análisis del comportamiento de la demanda y los datos históricos tanto de Nayón como del cerro Auqui, se pudo observar que ambas demandas van depender exclusivamente del crecimiento poblacional en un futuro, para lo cual se procede recopilar información socioeconómica como datos históricos de ambos lugares, dándonos como resultado que en Nayón en el año 2020 su máxima demanda llega a los 28,090 [kW] mientras que en el año 2025 su demanda máxima llega a los 45,71 [kW], esto nos quiere decir que la tasa de crecimiento desde el año 2021 al 2025 es de 62,72% con respecto a la demanda, por lo tanto en un futuro el cerro Auqui su crecimiento poblacional va ser igual a Nayón, debido a que el proceso de expansión urbana tiene un gran crecimiento hacia las parroquias rurales siendo está uno de los lugares que va a cambiar su zonificación de suelo en un futuro.

En esta investigación se ha realizado una estimación de la demanda mediante la aplicación del modelo arima, en donde de acuerdo al análisis de la curva de la demanda se procede a transformar la serie de no estacionaria a estacionaria, por medio de la metodología de box Jenkins, mostrándonos como resultado un 85,18% de acierto en el cálculo de la estimación. Este dato estadístico porcentaje nos demuestra su alto grado de efectividad al momento de poder emplear este método arima ya sea en proyectos de

planificación, diseño o proyectos de expansión que se requieran en un futuro.

### 6.1 Trabajos Futuros

Partiendo de los resultados obtenidos nace la iniciativa de poder ampliar otras nuevas investigaciones como:

- Comparar modelos de estimación de la demanda eléctrica y ver el que se aproxime a la realidad.
- Analizar las estimaciones de la demanda eléctrica bajo los modelos de Montecarlo y Arima determinando cuál modelo posee el menor porcentaje de error en el cálculo.

## 7. Referencias

- [1] D. Fernández Jimenez, “Modelo de predicción de la demanda eléctrica horaria a muy corto plazo: aplicación al sistema peninsular español,” E.T.S.I. Industriales (UPM), 2016.
- [2] A. Kheirkhah, A. Azadeh, M. Saberi, A. Azaron, and H. Shakouri, “Improved estimation of electricity demand function by using of artificial neural network , principal component analysis and data envelopment analysis,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 64, pp. 425–441, 2013.
- [3] I. Pazmiño Ordóñez, H. Pico Mera, and A. Abril Chafla, “Metodología para proyección de la demanda eléctrica en zonas con un desarrollo cercano a la saturación demográfica.,” *Rev. Investig. en Energía, Medio Ambient. y Tecnol. RIEMAT ISSN 2588-0721*, vol. 4, no. 1, p. 52, 2019, doi: 10.33936/riemat.v4i1.1946.
- [4] D. J. Trujillo Sandoval, F. I. Mosquera Velásquez, and E. M.

- García Torres, “Análisis de viabilidad de microrredes eléctricas con alta penetración de recursos renovables en zonas urbanas: caso de estudio condominios residenciales,” *Enfoque UTE*, vol. 12, no. 2, pp. 19–36, 2021, doi: 10.29019/enfoqueute.734.
- [5] J. J. Salazar Lopez, M. Garcia, Torres, Edwin, and D. F. Carrión Galarza, “Recarga de vehículos eléctricos mediante una optimización entera mixta con participación de respuesta de la demanda,” *I+D Tecnológico*, vol. 16, no. 2, pp. 0–6, 2020, doi: 10.33412/idt.v16.2.2837.
- [6] M. E. Ortiz Alvarado, “PRONÓSTICO DE LA DEMANDA ELÉCTRICA RESIDENCIAL BASADO EN EL MODELO DE REGRESIÓN ADAPTATIVA MULTIVARIANTE SPLINE (MARS),” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [7] Y. Su, “Residential electricity demand in Taiwan: Consumption behavior and rebound effect,” *Energy Policy*, vol. 124, no. September 2018, pp. 36–45, 2019.
- [8] S. Gulcu and H. Kodaz, “The estimation of the electricity energy demand using particle swarm optimization algorithm: A case study of Turkey,” 2017, pp. 64–70, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050917311845>.
- [9] M. Garcia, Torres, Edwin, I. Issac, G. Lopez, and J. Gonzales, “Allocation of distributed energy resources in microgrids based on optimal demand response,” *Energy*, 2021.
- [10] E. M. Garcia, I. Amin, I. Millan, J. Gonzales, and G. Lopez, “Efficient scheme model for electric power tariffs with distributed generation, based on demand response,” *2019 FISE-IEEE/CIGRE Conf. - Living energy Transit.*, pp. 1–8, 2019.
- [11] E. M. Garcia Torres and I. A. Isaac Millan, “Energy Management in Micro Grids Based on the Optima Demand Response by Real Price of Energy,” *Proc. - 2019 Int. Conf. Inf. Syst. Comput. Sci. INCISCOS 2019*, pp. 124–130, 2019, doi: 10.1109/INCISCOS49368.2019.00028.
- [12] V. E. Caquilpan Parra, “Estimación de la demanda eléctrica y potencial energético de recursos renovables para el diseño de micro-redes en comunidades rurales,” Universidad de Chile, 2016.
- [13] M. Filippini, B. Hirl, and G. Masiero, “Habits and rational behaviour in residential electricity demand,” *Resour. Energy Econ.*, vol. 52, pp. 137–152, 2018, doi: 10.1016/j.reseneeco.2018.01.002.
- [14] S. Zhou and F. Teng, “Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data,” *Energy Policy*, vol. 61, no. 2013, pp. 394–402, 2015.
- [15] J. Zhu, Q. Liao, Y. Lin, W. Lei, and R. Cui, “Residential high-resolution electricity demand optimization with a cooperative PSO algorithm,” 2021, vol. 7, pp. 23–29, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352484721001293>.
- [16] J. S. Hernández Hernández, Kelly Alexandra Carrillo Cruz, “Análisis de la Curva de Demanda Eléctrica para Usuarios Residenciales

- Estrato 4 en la Ciudad de Bogotá Ante Diferentes Escenarios de los Hábitos de Consumo,” Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2017.
- [17] S. Patil and S. . Deshmukh, “Development of Control Strategy to Demonstrate Load Priority System for Demand Response Program,” 2019, pp. 4–9, [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9019950>.
- [18] R. D. Gutiérrez, “Estimación de la demanda de energía eléctrica de Mendoza,” Universidad Nacional de Cuyo, 2013.
- [19] D. Trujillo and G. T. Edwin Marcelo, “Demand response due to the penetration of electric vehicles in a micro network through stochastic optimization,” *EEE Lat. Am. Trans.*, vol. 14, no. 8, p. 8, 2021, [Online]. Available: <https://latam.ieeer9.org/index.php/transactions/article/view/5836/1252>.
- [20] Z. Bernal and E. M. Garcia Torres, “Dimensionamiento de una micro-red tipo estación de recarga para vehículos eléctricos conectados al sistema eléctrico,” Universidad Politecnica Salesiana.
- [21] A. Rohman and H. Kobayashi, “Estimation on Possibility and Capacity of Residential Peak Electricity Demand Reduction by Demand Response Scenario in Rural Areas of Japan,” 2014, vol. 61, pp. 887–890, doi: 10.1016/j.egypro.2014.11.988.
- [22] J. de A. Cabral, M. V. de Freitas Cabral, and A. O. Pereira Júnior, “Elasticity estimation and forecasting: An analysis of residential electricity demand in Brazil,” *Util. Policy*, vol. 66, no. August, p. 101108, 2020, doi: 10.1016/j.jup.2020.101108.
- [23] E. Sadat, S. Iman, A. Jaafari, and F. Hosseinpour, “A novel machine learning approach for estimation of electricity demand: An empirical evidence from Thailand,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 74, pp. 548–555, 2013.
- [24] Q. Xie, H. Ouyang, and X. Gao, “Estimation of electricity demand in the residential buildings of China based on household survey data,” *Energy Res. Soc. Sci.*, vol. 1, pp. 3–10, 2016.
- [25] S. Okajima and H. Okajima, “Estimation of Japanese price elasticities of residential electricity demand, 1990–2007,” *Energy Econ.*, vol. 40, pp. 433–440, 2013.
- [26] J. Fan, J. Hu, and X. Zhang, “Impacts of climate change on electricity demand in China: An empirical estimation based on panel data,” *Energy*, vol. 170, pp. 880–888, 2019.
- [27] A. P. Iza Quishpe, ““ Estimación de la curva de la demanda a corto plazo en función de una onda madre ,”” Universidad Politécnica Salesiana, 2021.
- [28] M. Garcia, Torres, Edwin, “Estimated cost of electricity with time horizon for micro grids based on the policy response of demand for real price of energy,” *Enfoque UTE*, vol. 11, no. 1, pp. 41–55, 2020, doi: 10.29019/enfoque.v11n1.579.
- [29] W. M. Viñán Robalino and E. M. García Torres, “Review of Electricity Markets for Smart Nano-Grids,” *Ing. Y Compet.*, vol. 21, no. 2, pp. 1–9, 2019, doi: 10.25100/iyc.v21i2.7462.
- [30] CONELEC (Consejo Nacional de Electricidad), “Estudio y Gestión

- de la Demanda Eléctrica,” *Plan Maest. Electríf. 2013-2022*, vol. 2, p. 206, 2013.
- [31] L. Pedersen, R. Ulseth, and L. Pedersen, “Method for load modelling of heat and electricity demand,” *Buildings*, no. September, 2006.
- [32] A. C. Paul, E. C. Myers, and K. L. Palmer, “A Partial Adjustment Model of U.S. Electricity Demand by Region, Season, and Sector,” *SSRN Electron. J.*, 2011, doi: 10.2139/ssrn.1372228.
- [33] M. Hill, *Electric Power Distribution System Engineering*. California: Congress Cataloging in Publication Data, 1986.
- [34] J. L. Orellana Romero, “Modelación y pronóstico de la demanda de energía eléctrica de mediano plazo de El Salvador,” Universidad de El Salvador, 2012.
- [35] E. M. Garcia Torres, “Gestión Energética en Micro-Redes basado en la Optima Respuesta de la Demanda por Precio Real de la Energía Energy Management in Micro Grids based on the Optima Demand Response by Real Price of Energy,” in *Proceedings - 4rd International Conference on Information Systems and Computer Science, INCISCOS 2019*, 2019.
- [36] E. M. Garcia Torres, I. Amin, I. Millan, J. Gonzales, and G. Lopez, “Efficient scheme model for electric power tariffs with distributed generation , based on demand response,” in *FISE - IEEE/CIGRE CONFERENCE 2019*, 2019.
- [37] L. A. Gallejo Pareja, O. Gómez Carmona, A. Francisquini, and A. Feltrin, “Estimación de curvas de demanda de consumidores, transformadores de distribución y alimentadores primarios en sistemas de distribución.,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2007.
- [38] E. M. Garcia Torres and I. Isaac, “Optimal demand response for the recharging of electric vehicles in micro-networks type of service station by allocation of energy resources,” *Proc. - 3rd Int. Conf. Inf. Syst. Comput. Sci. INCISCOS 2018*, vol. 2018-Decem, pp. 150–157, 2018, doi: 10.1109/INCISCOS.2018.00029.
- [39] J. F. Meza Cartagena and E. M. Garcia Torres, “Asignación de recursos para la recarga de vehículos eléctricos en estaciones de servicios basado en la respuesta a la demanda,” *I+D Tecnológico*, vol. 14, no. 2, pp. 66–73, 2018, doi: 10.33412/idt.v14.2.2075.
- [40] R. A. Dávila Arias, “Proyección espacial de la demanda eléctrica a mediano plazo en empresas de distribución en el Ecuador,” Escuela Politécnica Nacional, 2019.
- [41] B. Benalcazar and E. M. Garcia Torres, “Óptima Respuesta a La Demanda Para Estaciones De Carga De Vehículos Eléctricos Con Alta Incertidumbre Considerando El Perfil De Voltaje En La Red De Distribución,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [42] E. M. Garcia Torres, B. D. Benalcazar Lopez, and I. M. Idi Amin, “Analysis of the Voltage Profile by the Insertion of Electric Vehicles in the Distribution Network Considering Response to Demand,” *2017 Int. Conf. Inf. Syst. Comput. Sci.*, pp. 7–13, 2017, doi: 10.1109/INCISCOS.2017.26.

- [43] T. Gallo Cassarino, E. Sharp, and M. Barrett, "The impact of social and weather drivers on the historical electricity demand in Europe," *Appl. Energy*, vol. 229, no. April, pp. 176–185, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.07.108.
- [44] C. Valle, *Atlas de Genero INEC*, vol. 2, no. 222. Quito, Ecuador: Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), 2018.
- [45] E. M. Garcia Torres, A. Águila, I. Isaac, J. W. González, and G. López, "Analysis of Voltage Profile to determine Energy Demand using Monte Carlo algorithms and Markov Chains (MCMC)," *Power Eng. Conf. (UPEC), 2016 51st Int. Univ.*, no. Mcmc, pp. 1–6, 2016, doi: 10.1109/UPEC.2016.8114092.
- [46] J. Qiu, J. Liu, Y. Hou, and J. Zhang, "Use of real-time/historical database in smart grid," 2011, pp. 1883–1886, doi: 10.1109/ICEICE.2011.5777511.
- [47] A. M. Ariza Ramírez, "Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución," Universidad Tecnológica de Pereira, 2013.
- [48] L. A. Fernández Jiménez, "Modelos avanzados para la predicción a corto plazo de la producción eléctrica en parques eólicos," Universidad de la Rioja, 2008.
- [49] G. Baquero Puig, "Modelo de predicción de la demanda eléctrica en Tenerife," Universidad Politécnica de Madrid, 2016.
- [50] E. M. Garcia Torres and I. Isaac, "Multi-objective optimization for the management of the response to the electrical demand in commercial users," *INCISCOS 2017 - Int. Conf. Inf. Syst. Comput. Sci.*, pp. 14–20, 2017, doi: 10.1109/INCISCOS.2017.25.
- [51] M. Garcia, Torres, Edwin and I. Isaac, "Demand response systems for integrating energy storage batteries for residential users," in *Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM), IEEE*, 2016.
- [52] S. De la Fuente Fernández, "MODELO ARIMA(p, d, q) (P, D, Q)s," Universidad Autónoma de Madrid, 2016.
- [53] P. Moreno and E. M. Garcia Torres, "Respuesta a la Demanda para Smart Home Utilizando Procesos Estocásticos," *I+D Tecnológico*, vol. 12, 2016.
- [54] P. A. Hernández Gómez, "Desarrollo de un modelo de previsión de la demanda eléctrica: aplicación a un usuario universitario," Universidad Politécnica de Cartagena, 2009.
- [55] M. V. Guachamin Tashiguano, "Modelamiento y simulación para la estimación de la demanda eléctrica futura de la Empresa Eléctrica Quito S.A.," Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [56] L. F. Arias Roman, "Programa digital para el pronóstico de carga eléctrica espacial," Escuela Politécnica Nacional, 2000.
- [57] D. J. Trujillo Sandoval and M. E. Torres García, "Respuesta de demanda de energía por introducción de vehículos eléctricos: estado del arte Response of demand for energy by electric vehicles introduction: state of the art," *Revisa I+D tecnológico*, vol. 16, no. 1, 2020.
- [58] H. L. Willis and M. V. Engel, "Spatial Load Forecasting," *IEEE Comput. Appl. Power*, vol. 8, no. 2, pp. 40–43, 1995, doi:

- 10.1109/67.372675.
- [59] W. E. Chumbi Quito and C. A. Patiño Chitacapa, “Proyección Espacial De La Demanda En La Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.a. Mediante El Método De Simulación Espacio-Temporal,” p. 176, 2017.
- [60] L. H. Willis, *Spatial Electric Load Forecasting*, Second Edi., vol. 10, no. 2. North Carolina: CRC Press, 2002.
- [61] Y. Wang, J. Wang, G. Zhao, and Y. Dong, “Application of residual modification approach in seasonal ARIMA for electricity demand forecasting: A case study of China,” *Energy Policy*, vol. 48, pp. 284–294, 2012, doi: 10.1016/j.enpol.2012.05.026.

## 7.1 Matriz de estado de arte

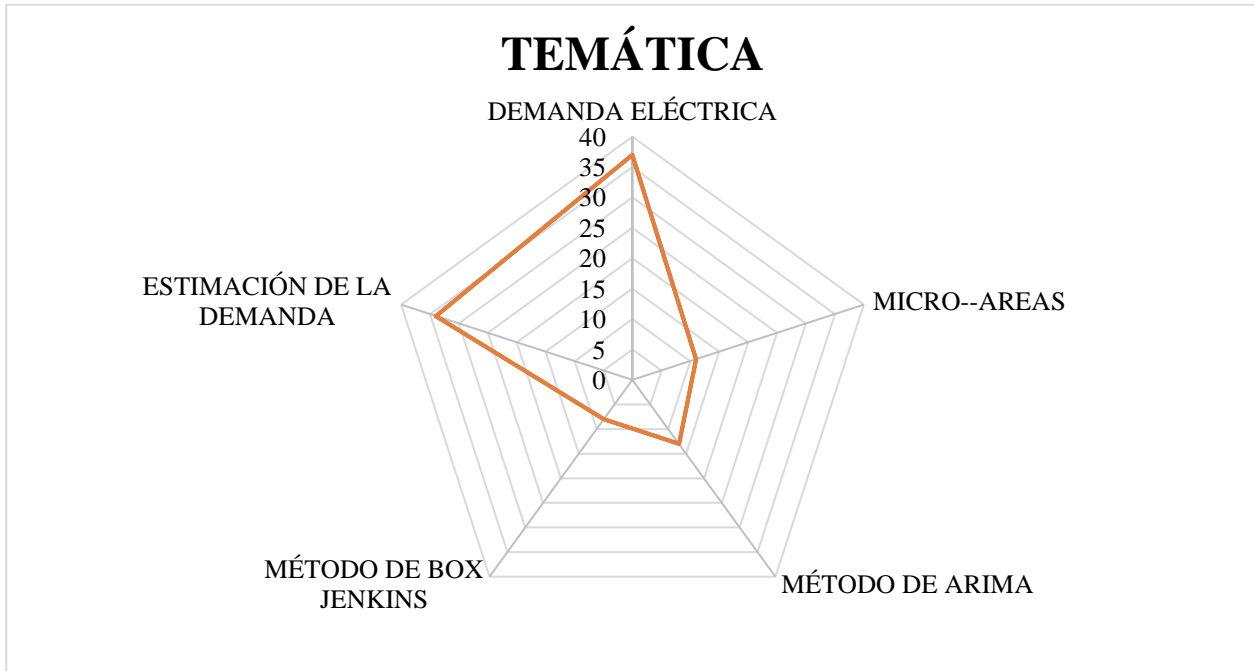
Tabla 4. Matriz del estado del arte.

ITEM	DATOS		TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA				PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA								
	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	DEMANDA ELÉCTRICA	MICRO-ÁREAS	MÉTODO DE ARIMA	MÉTODO DE BOX-JENKINS	ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA	ANÁLISIS ESTADÍSTICO	ESTACIONALIDAD	AUTOCORRELACIÓN	OPTIMIZACIÓN DE LA ENERGÍA	CRECIMIENTO DE LA DEMANDA	ENERGÍA ELÉCTRICA	POTENCIA ACTIVA	CONSUMO ELÉCTRICO	CANTIDAD DE USUARIOS	MILP	MINLP	MODELOS DE REGRESIÓN	SERIES DE TIEMPO	REDES NEURONALES	ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA	MODELO DE ARIMA	METODO BOX-JENKINS	CRECIMIENTO DE LA DEMANDA	PLANIFICACIÓN DE LA DEMANDA
1	2016	Modelo de predicción de la demanda eléctrica horaria a muy corto plazo: aplicación al sistema peninsular español	2	✗		✗		✗	✗			✗	✗		✗					✗		✗	✗			✗	✗
2	2013	Improved estimation of electricity demand function by using of artificial neural network, principal component analysis and data envelopment analysis	80	✗		✗		✗	✗		✗	✗	✗		✗			✗		✗	✗	✗	✗			✗	
3	2019	Metodología para proyección de la demanda eléctrica en zonas con un desarrollo cercano a la saturación demográfica	0	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	✗				✗		✗			✗	✗	✗
4	2015	Pronóstico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante spline (MARS)	22	✗				✗	✗	✗		✗	✗		✗			✗				✗			✗	✗	✗
5	2019	Residential electricity demand in Taiwan: Consumption behavior and rebound effect	39	✗				✗	✗						✗	✗			✗			✗			✗	✗	
6	2017	The estimation of the electricity energy demand using particle swarm optimization algorithm: A case study of Turkey	12	✗				✗	✗		✗	✗	✗		✗							✗			✗	✗	
7	2016	Estimación de la demanda eléctrica y potencial energético de recursos renovables para el diseño de micro-redes en comunidades rurales	5	✗	✗			✗	✗			✗	✗		✗	✗				✗		✗			✗	✗	✗
8	2018	Habits and rational behaviour in residential electricity demand	23	✗				✗	✗						✗		✗					✗			✗	✗	
9	2015	Estimation of urban residential electricity demand in China using household survey data	189	✗				✗			✗	✗		✗	✗	✗						✗			✗	✗	
10	2021	Residential high-resolution electricity demand optimization with a cooperative PSO algorithm	0	✗				✗			✗	✗		✗	✗					✗		✗			✗	✗	
11	2017	Análisis de la curva de demanda eléctrica para usuarios residenciales estrato 4 en la ciudad de Bogotá ante diferentes escenarios de los hábitos de consumo	9	✗				✗	✗			✗		✗	✗	✗				✗		✗			✗	✗	
12	2019	Development of Control Strategy to Demonstrate Load Priority System for Demand Response Program	3	✗				✗	✗			✗		✗						✗		✗			✗	✗	
13	2013	Estimación de la demanda de energía eléctrica de Mendoza	3	✗				✗	✗				✗	✗	✗							✗			✗	✗	✗
14	2014	Estimation on possibility and capacity of residential peak electricity demand reduction by demand response scenario in rural areas of Japan	3	✗				✗	✗		✗		✗	✗	✗	✗		✗				✗			✗	✗	
15	2020	Elasticity estimation and forecasting: An analysis of residential electricity demand in Brazil	5	✗				✗	✗			✗	✗									✗			✗	✗	

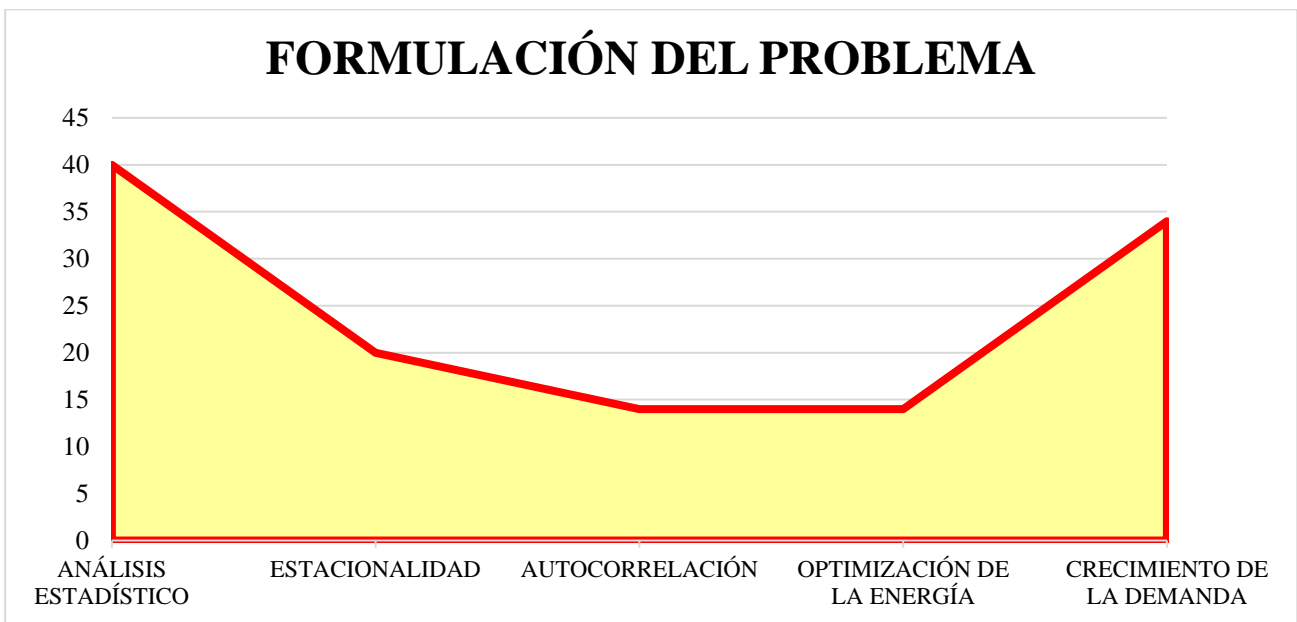
16	2013	A novel machine learning approach for estimation of electricity demand: An empirical evidence from Thailand	40	✗				✗	✗				✗	✗					✗	✗	✗				✗		
17	2016	Estimation of electricity demand in the residential buildings of China based on household survey data	23	✗				✗	✗	✗	✗		✗		✗	✗	✗		✗						✗	✗	
18	2013	Estimation of Japanese price elasticities of residential electricity demand, 1990-2007	85	✗				✗	✗				✗											✗		✗	
19	2019	Impacts of climate change on electricity demand in China: An empirical estimation based on panel data	45	✗				✗		✗	✗		✗			✗	✗	✗						✗		✗	
20	2021	Estimación de la curva de la demanda a corto plazo en función de una Onda Madre	0	✗				✗	✗				✗	✗		✗	✗							✗		✗	
21	2013	Estudio y Gestión de la Demanda Eléctrica	2	✗	✗			✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
22	2006	Method for load modelling of heat and electricity demand	9	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
23	2011	A Partial Adjustment Model of U.S. Electricity Demand by Region, Season, and Sector	114	✗				✗	✗	✗	✗		✗			✗			✗					✗		✗	
24	1986	Electric Power Distribution System Engineering	7	✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
25	2012	Modelación y Pronóstico de la Demanda de Energía Eléctrica de Mediano Plazo de El Salvador	0	✗		✗	✗	✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗			✗				✗	✗	✗	✗	
26	2007	Estimación de curvas de demanda de consumidores, transformadores de distribución y alimentadores primarios en sistemas de distribución	10	✗				✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗		✗					✗			✗	
27	2019	Proyección espacial de la demanda eléctrica a mediano plazo en empresas de distribución en el Ecuador	3	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
28	2018	The impact of social and weather drivers on the historical electricity demand in Europe	26	✗				✗	✗	✗			✗	✗		✗			✗					✗		✗	
29	2018	Atlas de Genero INEC	0					✗	✗									✗	✗		✗						
30	2011	Use of real-time/historical database in smart grid	7					✗			✗	✗	✗	✗	✗	✗										✗	
31	2013	Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución	41	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	
32	2008	Modelos avanzados para la predicción a corto plazo de la producción eléctrica en parques eólicos	20	✗		✗		✗	✗			✗	✗	✗	✗				✗	✗	✗			✗		✗	
33	2016	Modelo de predicción de la demanda eléctrica en Tenerife	0	✗		✗	✗	✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗			✗					✗	✗	✗	✗	
34	2016	MODELO ARIMA(p, d, q) (P, D, Q)s	13			✗	✗		✗	✗	✗							✗		✗			✗	✗	✗		
35	2009	Desarrollo de un modelo de previsión de la demanda eléctrica: aplicación a un usuario universitario	0	✗		✗	✗	✗	✗				✗		✗	✗			✗				✗	✗	✗	✗	
36	2015	Modelamiento y simulación para la estimación de la demanda eléctrica futura de la Empresa Eléctrica Quito S.A.	0	✗		✗		✗	✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	
37	2000	Programa digital para el pronóstico de carga eléctrica espacial	5	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	✗			✗				✗		✗	✗	
38	1995	Spatial Load Forecasting	58		✗			✗	✗	✗					✗												
39	2017	Proyección Espacial De La Demanda En La Empresa Eléctrica Regional Centro Sur C.a. Mediante El Método De Simulación Espacio-Temporal	3	✗	✗			✗	✗	✗		✗	✗	✗	✗				✗				✗		✗	✗	
40	2002	Spatial Electric Load Forecasting	411	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
41	2012	Application of residual modification approach in seasonal ARIMA for electricity demand forecasting: A case study of China	180	✗		✗		✗	✗	✗			✗	✗	✗	✗			✗	✗			✗	✗	✗	✗	
CANTIDAD:				37	11	13	8	34	40	20	14	14	34	26	18	29	23	5	11	15	18	4	37	13	7	38	17



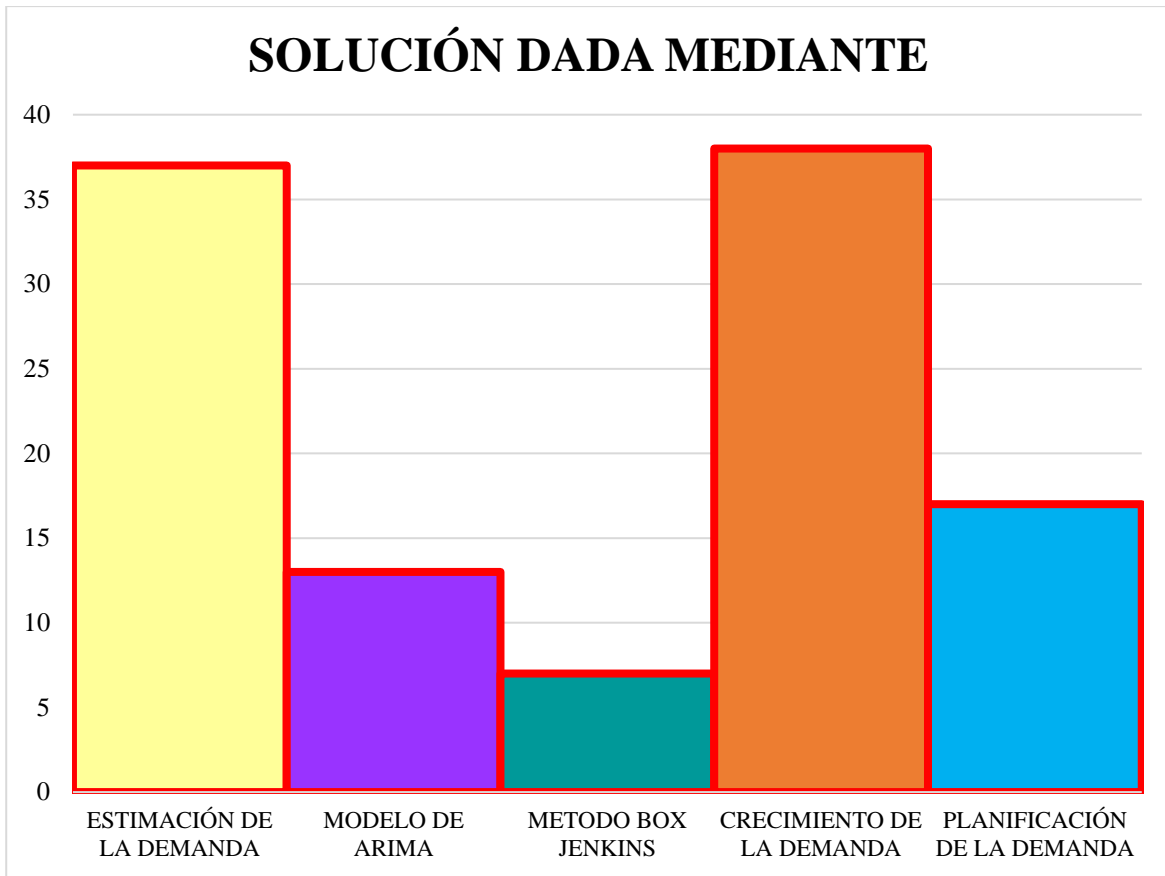
## 7.2 Resumen de Indicadores



**Figura 10.** Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.



**Figura 11.** Indicador de formulación del problema - Estado del arte.



**Figura 12.** Indicador de solución - Estado del arte