

**“ESTIMACIÓN DE LA CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN
FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE”**

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

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

**TEMA:
“ESTIMACIÓN DE LA CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN
FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE”**

**AUTOR:
ANDRÉS PAUL IZA QUIHPE**

**DIRECTOR:
EDWIN MARCELO GARCÍA TORRES**

Quito D.M., febrero 2021

Andrés Paul Iza Quishpe

“ESTIMACIÓN DE LA CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE”

Universidad Politécnica Salesiana, Quito-Ecuador 2021
Ingeniería Eléctrica

Breve reseña historia e información de contacto:



Andrés Paul Iza Quishpe (Y'1995-M'05). Realizó sus estudios de nivel secundario en la Unidad Educativa "Santa María Eufrasia" de la ciudad de Quito. Egresado de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana. Su trabajo se basa en estimación de la curva de la demanda a corto plazo en función de una onda madre. aizaq@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

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

©2021 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 CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE*” realizado por Andrés Paul Iza Quishpe, 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., febrero de 2021



.....
Edwin Marcelo García Torres

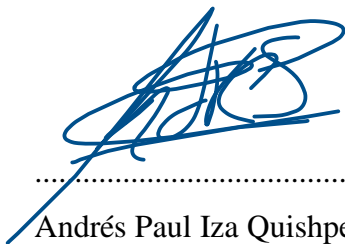
C.C.:1803087400

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, André Paul Iza Quishpe con documento de identificación N° 1721102349, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor/es del trabajo de grado/titulación intitulado: “*ESTIMACIÓN DE LA CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE*”, 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., febrero de 2021



.....
Andrés Paul Iza Quishpe

C.C.: 1721102349

1. ÍNDICE GENERAL

1. Introducción	2
2. Marco teórico	3
2.1 Estructura del sector eléctrico	4
2.2 Generación distribuida	4
2.3 Recolección de información en Smart Grid	5
2.4 Modelo MapReduce con manejo de Big Data	5
2.5 Horizonte de análisis	6
2.6 Demanda eléctrica	6
2.7 Estimación de la curva de demanda	7
2.8 Metodología para la estimación del comportamiento y crecimiento de la demanda eléctrica.	7
2.9 Validación de la metodología.....	8
2.9.1 Error estándar múltiple de la estimación.....	8
2.9.2 Error residual.....	8
2.9.3 Desviación Media Absoluta	8
2.9.4 Error Medio Cuadrático	9
2.9.5 Error Medio Absoluto	9
2.9.6 Coeficiente de determinación.....	9
2.10 Intervalo de confianza	9
2.11 Producto Interno Bruto (PIB).....	9
2.12 Modelamiento del Patrón eléctrico con MapReduce	10
2.13 Modelamiento de la estimación de la curva de la demanda.....	11
3. Formulación del problema	11
4. Pseudocódigo	12
5. Caso de estudio	12
5.1 Comportamiento de la curva de demanda en un día laborable	12
5.2 Comportamiento de la curva de demanda de un día no laborable	13
5.3 Comportamiento de la curva de demanda eléctrica con pandemia	13
6. Análisis y resultados	13
6.1 Caso 1 – Dia laborable	14
6.2 Caso 2- Dia no laborable.....	16
6.3 Caso 3 – Pandemia	18
7. Conclusiones	21
8. Trabajos futuros	21
9. Referencias	22
10. Matriz de Estado del Arte	27
11. Resumen de Indicadores	31

2. ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Metodología MapReduce para la estimación de la curva de la demanda.....	4
Figura 2. Demanda eléctrica día no laborable.....	6
Figura 3. Demanda eléctrica día laborable.....	7
Figura 4. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual)	10
Figura 5. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) con su Energía (%) hasta el año 2020	10
Figura 6. Curva de duración de la demanda eléctrica de un día laborable.....	13
Figura 7. Curva de duración de la demanda eléctrica de un día no laborable.....	13
Figura 8. Comportamiento de la curva de duración de la demanda con pandemia	13
Figura 9. Patrón de consumo eléctrico de un día laborable en potencia activa, (MW) ...	14
Figura 10. Patrón de consumo eléctrico de un día laborable normalizada en por unidad	14
Figura 11. Porcentaje de error histórico para un día laborable	14
Figura 12. Crecimiento de la demanda para un día laborable con la regresión polinomial	15
Figura 13. Estimación de la demanda eléctrica con el crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) y su proyección al año 2022, día laborable	15
Figura 14. Comportamiento de las curvas de demanda eléctrica proyectada al año 2022 de un día laborable, incluidos los datos históricos del 2018 y 2019	16
Figura 15. Comportamiento de la demanda eléctrica de un día no laborable en potencia activa	16
Figura 16. Patrón de consumo eléctrico en por unidad.....	16
Figura 17. Porcentaje de error histórico para un día no laborable	17
Figura 18. Crecimiento tendencial la regresión polinomial de la demanda hasta el año 2022 de un día no laborable	17
Figura 19. Estimación de la demanda eléctrica con el crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) y su proyección al año 2022, día no laborable.....	18
Figura 20. Estimación del comportamiento de las curvas de demanda eléctrica hasta el año 2022 de un día no laborable	18
Figura 21. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) con su Energía (%) y su proyección al año 2022 con pandemia.....	18
Figura 22. Patrón de consumo eléctrico con y sin pandemia, día laborable	19
Figura 23. Comparación de error de un día laborable y con pandemia	19
Figura 24. Crecimiento de la demanda con pandemia en función de la regresión polinomial, meses críticos.....	20
Figura 25. Estimación de la curva de la demanda con pandemia 2021, meses críticos...	20
Figura 26. Proyección de la demanda con pandemia considerando la nueva estimación del PIB hasta el año 2022.....	20
Figura 27. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte	31
Figura 28. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	32
Figura 29. Indicador de solución - Estado del arte	33

3. ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Valores de la Energía en (%) con relación al PIB Ecuador (%) 2010 al 2020 ..	10
Tabla 2. Variables de la metodología.....	10
Tabla 3. Algoritmo de MapReduce con la estimación de la demanda.....	12
Tabla 4. Valores de error aceptables de un día laborable	14
Tabla 5. Valores de la demanda eléctrica estimada de un día laborable.....	15
Tabla 6. Valores estimados hasta el año 2022 de un día laborable con la relación al PIB	15
Tabla 7. Valores de errores aceptables de un día no laborable	16
Tabla 8. Valores de la demanda eléctrica de los datos históricos	17
Tabla 9. Valores de la demanda eléctrica estimada de un día no laborable.....	17
Tabla 10. Valores de la demanda eléctrica estimada hasta el año 2022 de un día no laborable con relación al PIB	17
Tabla 11. Valores estimados con pandemia en energía (GW H)	18
Tabla 12. Valores de errores aceptables con pandemia	19
Tabla 13. Valores estimados para el año 2022 con pandemia	20
Tabla 14. Matriz de estado del arte	27

“ESTIMACIÓN DE LA CURVA DE LA DEMANDA A CORTO PLAZO EN FUNCIÓN DE UNA ONDA MADRE”

Resumen

El presente artículo se desarrolla para determinar la curva tipo madre o patrón de una base de datos histórica, que permita estimar el comportamiento de la demanda de consumo a corto plazo de un sistema eléctrico de potencia, mediante la aplicación de la metodología MapReduce (minería de datos) utilizando el programa Matlab, que permite realizar el manejo adecuado de datos históricos. En base a lo indicado, se vuelve preponderante el desarrollo de herramientas que permitan prever el crecimiento y comportamiento de la demanda de un sistema eléctrico, especialmente con el ingreso de generación intermitente distribuida y las diversas cargas industriales y especiales que pueden estar conectadas en los sistemas de distribución. Estas herramientas deben prever el manejo adecuado de una gran cantidad de información, que coadyuve al desarrollo de programas complementarios que les permita a las empresas eléctricas u operadores del sistema a prever la generación necesaria para cumplir con las condiciones de confiabilidad y continuidad del suministro eléctrico al usuario final.

Palabras Clave: Big data, Curva madre, estimación de demanda, MapReduce, Crecimiento de demanda, Red Inteligente

Abstract

This article is developed to determine the mother curve or pattern of a historical database, which allows estimating the behavior of consumer demand in the short term of an electrical power system, through the application of the MapReduce methodology (mining of data) using the Matlab program, which allows proper handling of historical data. Based on the above, the development of tools that allow forecasting the growth and behavior of the demand of an electrical system becomes preponderant, especially with the entry of distributed intermittent generation and the various industrial and special loads that may be connected in the systems. of distribution. These tools must provide for the proper handling of a large amount of information, which contributes to the development of complementary programs that allow electricity companies or system operators to predict the generation necessary to meet the conditions of reliability and continuity of the electricity supply to the final user.

Keywords: Big Data, Mother wave, demand estimate, MapReduce, demand growth, Smart Grid

1. Introducción

Los sistemas eléctricos de potencia están compuestos de equipamientos de generación, transmisión, distribución y cargas especiales, y con el desarrollo de nuevas tecnologías en todos los ámbitos industriales y de investigación, van surgiendo nuevos desafíos para los procesos de producción, transporte y consumo de la energía eléctrica, especialmente con el crecimiento y la diversificación de la demanda eléctrica que han impulsado el desarrollo de redes inteligentes (Smart Grids) para su gestión y control. La red inteligente es una tecnología emergente que tiene la capacidad de conectar fácilmente fuentes de energía renovables y no renovables con las cargas o centro de consumo, permitiendo un mejor control, monitoreo, administración, supervisión de condiciones de calidad, confiabilidad y seguridad hacia el consumidor final de la energía eléctrica [1]-[2] -[3].

Con el aumento de la demanda de energía eléctrica, el estado busca prever la expansión de los sistemas de generación y transmisión que permita asegurar la confiabilidad y continuidad del suministro eléctrico al usuario final, y al mismo tiempo la población e industrias busca abaratar los costos de energía con la instalación de nuevas fuentes de generación, permitiendo el desarrollo de la generación distribuida, que al mismo tiempo impulsa el cambio de fuentes de energía no renovable por renovables, como son la fotovoltaica o solar, eólica, biomasa, celdas de combustible, geotérmicas, etc. Esta integración de la generación distribuida hace que las empresas eléctricas deban pronosticar el comportamiento de la demanda[4]. Para hacerle frente a estas nuevas tecnologías, en los sistemas de distribución, y especialmente en la gestión del usuario final, se ha

impulsado el uso de sistemas de medición inteligente, sistemas de comunicaciones, que pueden ser inalámbricas, y de fibra óptica, que recolectan y transmiten los datos de consumo tradicionalmente a los clientes se clasifican como: residencial, industrial, comercial[5].

Otro factor importante que involucra al comportamiento de la demanda son las cargas especiales, que pueden ser del orden de pocos kilovatios a muchos megavatios, y que pueden ser hornos eléctricos, fundidoras, grandes molinos, etc., haciendo que la demanda tenga un comportamiento variable y que deban ser supervisados para prever las posibles intermitencias o desbalances que pueden involucrar, de manera especial en la reserva rodante de generación y la estabilidad del sistema [6]-[7].

En base a lo indicado, se vuelve preponderante el desarrollo de herramientas que permitan prever el crecimiento y comportamiento de la demanda, especialmente con el ingreso de generación intermitente distribuida inmersa y las diversas cargas industriales y especiales que pueden estar instaladas en los sistemas de distribución[8]-[9].

Estas herramientas deben prever la estimación de su comportamiento y crecimiento, y el manejo de una gran cantidad de información, que coadyuve al desarrollo de programas complementarios que les permite a las empresas eléctricas u operadores del sistema a prever la generación necesaria para cumplir con las condiciones de confiabilidad y continuidad del suministro eléctrico al usuario final[10]-[11].

Adicionalmente, con el desarrollo de las redes inteligentes se cuenta con una fuente gigante de información

(flujos de potencia, corrientes, voltajes, frecuencia, estado de disyuntores, gestión de protecciones, etc.), de ahí que el manejo de esta información recolectada (Big Data), impulse el desarrollo de varias herramientas para su manejo, análisis y predicción, apareciendo el concepto de la minería de datos, cuyas herramientas permiten reducir los tiempos de procesamiento de la información de la Big Data, y para el presente trabajo, a través del manejo de la información histórica, definir el patrón de comportamiento de la demanda eléctrica[12]-[8]. Por lo tanto, y a través del uso de herramientas de minería de datos nos ayuda a definir la curva madre o curva patrón de la demanda, permitiendo analizar de manera eficiente el comportamiento de la demanda de la red eléctrica[13],y al mismo tiempo pronosticar el crecimiento a corto, mediano o largo plazo con su respectiva estimación de demanda, a nivel nacional la estimación de la demanda se aplica en la planificación centralizada de la generación y en la eficiencia energética[14].Por lo general los países desarrollados han adoptado estrategias de (DR) rápida respuesta a la demanda reduciendo el consumo energético durante la carga máxima, utilizando los recursos energéticos más eficientes[15]-[16].

En base a lo indicado, y en cumplimiento del objetivo planteado para el presente artículo, se desarrolla un algoritmo utilizando la metodología MapReduce aplicado en el programa Matlab, que permite el manejo de datos históricos de demanda eléctrica, permitiendo obtener las curvas patrones del comportamiento de la misma, logrando estimarla al corto plazo, incluyendo su estimación de crecimiento[17]. El algoritmo se desarrolló considerando la información histórica de una demanda eléctrica real obtenida del sistema ecuatoriano,

permitiendo separarla por el tipo de día, laborable y no laborable, identificación que se incluyó en el código planteado para poder prever los comportamientos tipo, y con ello determinar las curvas patrón respectivas. Como resultado de esta aplicación se logró determinar curvas madre o patrón para poder estimar la curva de demanda del consumo eléctrico para los siguientes años, incluida la estimación del crecimiento, considerando su comportamiento tendencial y apoyado en los registros históricos del PIB del Ecuador[18]-[19].

Este artículo se encuentra organizado de la siguiente manera: La sección II presenta el estado del arte de los temas abordados en el artículo: estimación de la curva de la demanda con fundamentos de MapReduce, validando la metodología con el porcentaje de error medio absoluto. En la sección III se plantea la formulación del problema. En la sección IV se desarrolla el pseudocódigo de la modelación, en la sección V el caso de estudio y en la sección VI resultados.

2. Marco teórico

Con base al alcance del tema de investigación, a continuación se realizará la exposición de los conceptos más importantes en el análisis que permita comprender el proceso de la estimación de la curva de la demanda a corto plazo, en función de una onda madre[20], y considerando que se utilizará la metodología del MapReduce para el manejo de una gran cantidad de información, permitiendo extraer las curvas patrón o de comportamiento de la demanda, para cada uno de los días característicos de la semana, y obtener la previsión del crecimiento de la misma, que permita estimar tanto el comportamiento, así como su crecimiento en el tiempo[21].

2.1 Estructura del sector eléctrico

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizará la información histórica de la demanda diaria del Sistema Nacional Interconectado del Ecuador, de los años 2015, 2016, 2017, 2018 y 2019, por lo que se explicita que el sector eléctrico ecuatoriano está conformado por centrales de generación hidráulica, térmica, eólica, etc., la demanda se reparte entre 18 empresas de distribución, y el sistema de transmisión a nivel de 500, 230, 138 y

69 kV es de propiedad de una única empresa de fondo estatal[22].

Dentro de la demanda de las empresas de distribución y en ciertos puntos del Sistema Nacional de Transmisión están conectadas cargas especiales, como son hornos, fundidoras, bombas, molinos, y también fuentes de generación distribuida, que pueden ser hidráulicas y solares, componentes que pueden causar cierta variación en la curva total de la demanda registrada[23]-[24].

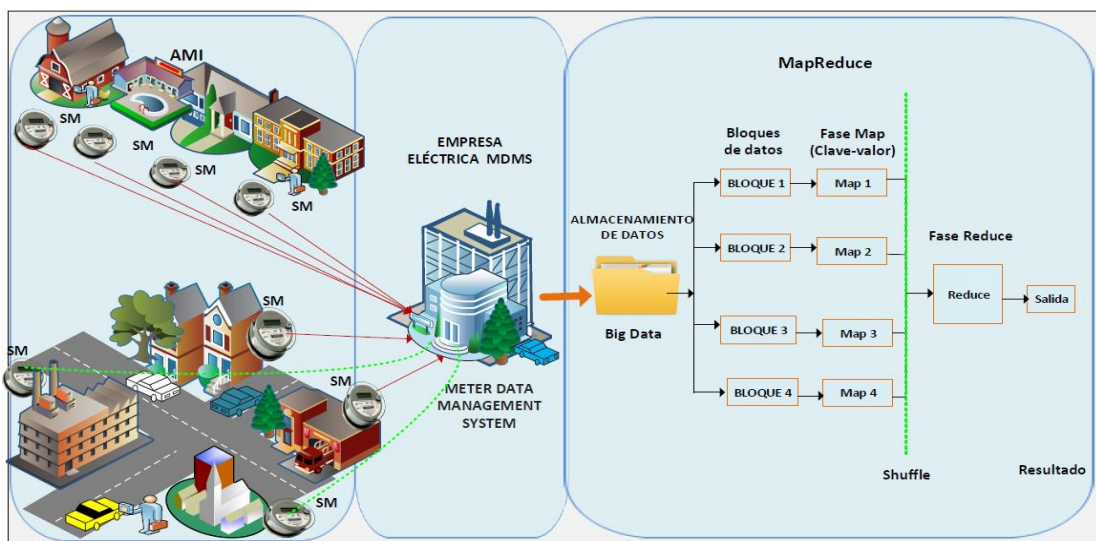


Figura 1. Metodología MapReduce para la estimación de la curva de la demanda

2.2 Generación distribuida

La generación distribuida es la que está inserta o embebida y dispersa en los centros de carga, escenario que promueve cero emisiones y eficiencia limpia con efectos positivos en la naturaleza y el medio ambiente[25].

En el interior de los sistemas de distribución, esta generación está generalmente compuesta por unidades que utilizan fuentes primarias hidráulicas, solares y eólicas; adicionalmente, esta generación es desarrollada por clientes privados para su consumo propio y que pueden estar conectadas a los sistemas de media y bajo voltaje, permitiendo reducir los

pagos por consumo de energía eléctrica, que en algunos casos podrían incluso constituirse en una fuente de ingresos con la venta de excedentes al sistema[26]-[27].

Entre los beneficios de estos equipamientos están, la reducción de las pérdidas eléctricas, la disminución de las cargabilidades de los sistemas de transmisión y subtransmisión; y, como generalmente sus fuentes primarias son energías renovables, coadyuvan con el cuidado del medio ambiente[28].

Finalmente, este tipo de generación se ha constituido en un factor importante en el desarrollo de las redes inteligentes (Smart Grids) [29].

2.3 Recolección de información en Smart Grid

Dentro del proceso supervisorio de control y registro de información de sistemas eléctricos, han permitido el desarrollo de sistemas cada vez más inteligentes. Las redes inteligentes permiten gestionar la información de campo, llevarla en tiempo real y registrarla para un posterior análisis posoperativo, de ahí la importancia de los mecanismos de recolección de información del sistema de gestión de datos medidos (MDMS)[30].

La estructura del registro de información se muestra en la Figura 1, todos estos objetivos se logran a través de una infraestructura inteligente de medición (AMI), conocimiento global del estado de la red en sus diferentes subestaciones de subtransmisión y distribución, integración de tecnologías de comunicación y transmisión digital de información (TICs)[31], interoperabilidad entre tecnologías y finalmente respuesta eficiente a la demanda y eficiencia en el consumo de energía [32]-[33].

Para el análisis, la información que se utiliza corresponde al total del registro de carga de todos los puntos de entrega del Sistema Nacional Interconectado de Ecuador, tomada del Energy Management System del Operador Nacional de Electricidad CENACE, información que tiene una actualización cada 4 segundos, pero para el presente análisis se considerará la información registrada cada 30 minutos de manera histórica.

2.4 Modelo MapReduce con manejo de Big Data

El Big Data es el conjunto de datos o combinaciones de conjuntos de datos cuyo tamaño (volumen), complejidad (variabilidad) y velocidad de crecimiento dificultan su captura,

gestión, procesamiento o análisis mediante tecnologías y herramientas convencionales.

La importancia de este concepto en el presente trabajo es que uno de los objetivos a cumplir es el análisis de información (Big Data) a través de la metodología MapReduce, que optimice el uso de los tiempos de cálculo y análisis de una gran cantidad de información histórica, permitiendo definir una herramienta en la estimación del comportamiento (onda Madre) de una curva de demanda.[34]-[35].

MapReduce es un modelo de programación para el procesamiento de grandes volúmenes de datos. Esta metodología resulta de fácil manejo por parte del usuario, que sigue la estrategia de divide y vencerás, debido a la complejidad de realizar cálculos en paralelo por sobre los datos, mantener la comunicación de una máquina con otra dentro del sistema, y el poder sobrellevar las fallas que se pueden producir en cada operación, entre otras, son tareas que se encuentran insertas en el modelo MapReduce y por lo tanto no deben ser manejadas por el usuario, por lo menos no en mayor profundidad. Estos aspectos facilitan enormemente su utilización y aceptación[18].

A partir del modelo de programación en paralelo o paralelismo para cálculos distribuidos de grandes datos se utiliza MapReduce, el procedimiento se refleja en dos funciones, la map() y la reduce()[17], ver Figura 1, donde se visualiza el proceso de MapReduce.

Durante la función map() se identifica la clave-valor que es contenido en cada bloque que genera un conjunto de clave-valor intermedia, la fase de shuffle es el corazón de MapReduce, es la fase en donde se genera la ganancia en términos de desempeño computacional con el fin de

reducir el tiempo de procesamiento, ambas fases deben completarse antes del comienzo de la función reduce(), fase donde se encarga de fusionar las claves intermedias, aplicando a todos los valores intermedios, y teniendo en cuenta que todos los reductores funcionan independiente y en paralelo[36].

2.5 Horizonte de análisis

La implementación de un modelo de pronóstico de la demanda eléctrica, se tiene en cuenta los tres diferentes horizontes temporales. El primero, a corto plazo suelen variar entre una hora y una semana, el segundo, las proyecciones a mediano plazo cambian entre una semana y un año y el tercero, los pronósticos a largo plazo se aplican a intervalos de tiempo más largos de un año hasta diez años. El pronóstico a corto plazo es dependiente principalmente de las condiciones climáticas del sistema[37]-[38].

El horizonte de análisis permite definir el alcance del periodo de tiempo a ser considerado en el estudio, ya que en la planificación operativa de un sistema eléctrico se requiere definir de manera clara las necesidades que permitan mantener el abastecimiento de la demanda de energía eléctrica con condiciones de seguridad, calidad y economía[39]-[40].

Por lo tanto, la estimación de la demanda permitirá prever la curva madre o patrón de la demanda para un día típico y de los años siguientes, hasta un máximo de 3 años, ya que después de ese tiempo se deben considerar otras variantes en el análisis del comportamiento y crecimiento de la demanda, mismas que pueden variar en el mediano y largo plazo[41].

2.6 Demanda eléctrica

La demanda eléctrica es la cantidad de energía eléctrica (corriente eléctrica),

que es abastecida a los consumidores para cubrir sus necesidades en un intervalo de tiempo específico, misma que es servida desde los sistemas de distribución, transmisión y generación[21].

La curva de demanda eléctrica es variable en el tiempo, ya que depende de varios parámetros, como son las condiciones climáticas, hora del día, zonas geográficas, tipos de cargas, etc.

Adicionalmente, la generación que permite su abastecimiento también depende de su fuente primaria de producción de energía eléctrica, misma que puede ser variable o intermitente en función de las condiciones hidrológicas, disponibilidad de combustibles, variaciones climatológicas que afectan al viento o a la luz solar, etc.[42]-[43].

La demanda eléctrica, por su tipo de consumo se la puede clasificar de manera general en residencial, industrial y comercial, cuyo comportamiento puede ser muy marcado en los diversos periodos del día[12]. En la Figura 2, se muestra un ejemplo de comportamiento de la demanda eléctrica de un día no laborable, observándose la demanda mínima en horas de la madrugada, demanda media predominantemente industrial, luz del día y demanda máxima tipo residencial e iluminación al inicio del anochecer.

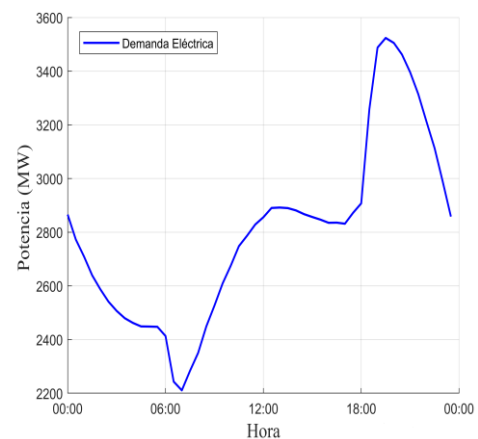


Figura 2. Demanda eléctrica día no laborable

En la Figura 3 se muestra la demanda para un día laborable de una misma semana del año 2019, del Sistema Nacional Interconectado del Ecuador, normalizadas con su demanda máxima, observándose claramente las diferencias en las curvas, puntualizando como en la demanda media (07:00 – 17:00), para el día laborable es alto con respecto al no laborable, característico de la demanda industrial y comercial, y en la demanda máxima (17:00 – 21:00), el incremento de la carga se produce básicamente por la carga residencial (iluminación, ocio, estudio, alimentación, etc.)[44].

La demanda mínima (22:00 – 07:00), tiene un comportamiento similar, considerando que son horas de descanso y básicamente la carga está conformada por la iluminación, procesos industriales continuos, etc[45].

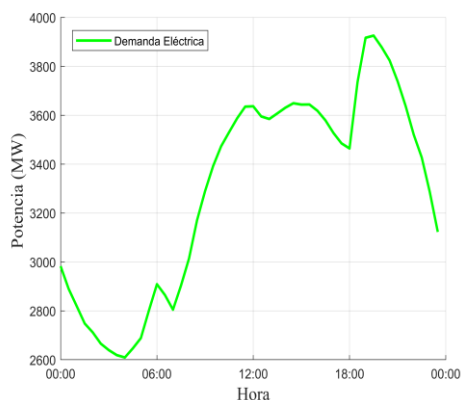


Figura 3. Demanda eléctrica día laborable

Por lo tanto, la demanda eléctrica en su conjunto tiene varios componentes, cada una con sus características de variabilidad y uso, por lo que se hace necesario el desarrollo de métodos que permitan estimar el comportamiento combinado y prever la cobertura de la demanda evitando ante todo la suspensión o restricción del suministro eléctrico al usuario final[33].

2.7 Estimación de la curva de demanda

La estimación de la curva de demanda eléctrica permite determinar la curva madre o patrón que se ajuste al comportamiento futuro, a través de varias herramientas y/o metodologías, que pueden usar conceptos estadísticos, probabilísticos, inteligencia artificial, etc[46]-[47].

Esta actividad es importante en la planificación y operación de un sistema eléctrico de potencia, y con mayor importancia si la demanda está conformada por cargas variables y generación distribuida, ya que esta estimación permite al operador del sistema o empresa de distribución prever la disponibilidad de los recursos de generación que permita abastecer la demanda las 24 horas de todos los días del año, con condiciones de calidad, seguridad, economía y de manera continua. Esta proyección permite estimar la cantidad de energía y potencia eléctrica que se va a requerir abastecer en los siguientes días, semanas, meses y años[48].

Adicionalmente al comportamiento de la demanda, se debe prever el crecimiento futuro de la misma, que permita cubrir su crecimiento y por ende los recursos energéticos y de expansión de la transmisión y distribución que se requerirá para mantener el abastecimiento de la demanda; y, de igual manera, existen diversas metodologías para estimar el crecimiento, que se basan en métodos de regresión, series de tiempo, modelos ARIMA, etc[49]-[50].

2.8 Metodología para la estimación del comportamiento y crecimiento de la demanda eléctrica.

Como ya se ha indicado, en el análisis del comportamiento de la demanda se utilizará el método de MapReduce para

ordenar la información histórica con la que se dispone, permitiendo definir los patrones de comportamiento de la demanda, y a través de los promedios se determinará la curva patrón que servirá para estimar la curva de demanda futura[51]-[52].

El crecimiento de la demanda se realizará utilizando la regresión polinomial de la información disponible, considerando que tiene un comportamiento tendencial, que permita encontrar una función característica para cada día de la semana, previendo su crecimiento y proyección futura. El polinomio de la función se describe a continuación.

$$Y = bo + b1X + b2X^2 + \dots + bn + X^n \quad (1)$$

Donde:

Y = valor de la Demanda

Xⁿ = Indica el grado de la regresión

X = Años que se desea pronosticar

La regresión polinomial es un método estadístico utilizada para simular la relación que pueda existir entre la información histórica de una demanda eléctrica, por lo tanto, se puede emplear para construir un modelo que permita pronosticar el comportamiento de la misma. La regresión es muy utilizada para interpretar situaciones reales, por lo cual es necesario realizar una selección adecuada de las variables que van a construir las ecuaciones de la regresión, ya que al tomar variables que no tengan relación en la práctica, nos arrojará un modelo ilógico[53].

En base a la dispersión de los datos (nube de puntos), que se presenten en el plano cartesiano, se podrá definir una de las siguientes relaciones, lineal, logarítmica, exponencial, cuadrática, cúbica, entre otras. Para el análisis planteado se optará por la regresión polinomial cuadrática, incluyendo la validación del Coeficiente de

Determinación (R^2), que tienda a uno, para asegurar un resultado aceptable[21].

2.9 Validación de la metodología

Para asegurar la efectividad de la estimación del comportamiento y crecimiento de la demanda, existen varias metodologías de cálculo de error que permiten evaluar el nivel de aceptación de los resultados, entre las que se destacan las que se detallan a continuación[54].

2.9.1 Error estándar múltiple de la estimación

Indica del grado de precisión en el plano conforme con el grado de dispersión.

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

Donde:

Y_t = Es el valor observado de Y en los datos.

\hat{Y}_t = Es el valor estimado de Y de la ecuación de regresión.

n = Número de datos.

k = Número de variables independientes X.

2.9.2 Error residual

Es la diferencia entre el valor del pronosticado y lo que realmente en un intervalo de tiempo.

$$e_i = Y_t - \hat{Y}_t \quad (3)$$

Donde:

Y_t = Demanda real.

\hat{Y}_t = Demanda pronosticada.

2.9.3 Desviación Media Absoluta

Se utiliza cuando se mide el error pronosticado en las mismas unidades.

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{n} \quad (4)$$

$$r^2 = \frac{S^2_{xy}}{S^2_X * S^2_Y} \quad (7)$$

Donde:

Y_t = La demanda real u observada en el período t.

\hat{Y}_t = Demanda pronosticada para el período t.

n = Número de periodos.

2.9.4 Error Medio Cuadrático

Para el cálculo del error medio cuadrático, los errores residuales se elevan al cuadrado; luego, estos valores se suman y se divide entre el mismo número de periodos.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n} \quad (5)$$

Donde:

Y_t = La demanda real u observada en el período t.

\hat{Y}_t = Demanda pronosticada para el período t.

n = Número de periodos.

2.9.5 Error Medio Absoluto

Atraves del error medio absoluto, se mide la precisión del modelo pronosticado resultando más útil calcular los errores de pronóstico en porcentajes y no en cantidades[55].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} * 100}{n} \quad (6)$$

Donde:

Y_t = La demanda real u observada en el período t.

\hat{Y}_t = Demanda pronosticada para el período t.

n = Número de periodos.

2.9.6 Coeficiente de determinación

Se representa con *el* (R^2) el coeficiente refleja pronóstico de futuros resultados aplicando un rango de 0 a 1 cuando más se aproxima a 1 es un resultado aceptable[56].

Donde:

S_{xy} = La covarianza de (X, Y).

S^2_X = Varianza de la variable X.

S^2_Y = Varianza de la variable Y.

En la metodología propuesta, para verificar la aceptación de los resultados, se realizará el cálculo usando dos métodos, el del Error residual y el Porcentaje de Error Medio Absoluto, que permitan verificar que las estimaciones realizadas estén dentro de un rango tolerable de error.

2.10 Intervalo de confianza

Para definir que el error aceptable o intervalo de confianza de la estimación del comportamiento de la demanda (curva patrón) sea aceptable, se considera el criterio de $\pm 3\%$ de error.

Este valor se ha tomado de la referencia[56]-[33], análisis realizado en la estimación de la demanda con aplicación al Sistema Nacional Interconectado del Ecuador.

2.11 Producto Interno Bruto (PIB)

El Producto Interno Bruto (PIB) es una medida del valor de la actividad económica que produce un país. El cálculo se basa en determinar cuál fue la producción en bienes y servicios que se realizó en un periodo de tiempo determinado, generalmente en un trimestre o en un año, al interior de las fronteras de un país. Para el caso del Ecuador, en la Figura 4, se muestra el comportamiento del crecimiento del PIB desde el 2010, que servirá de referencia con el crecimiento de la energía del Sistema Eléctrico Ecuatoriano[57].

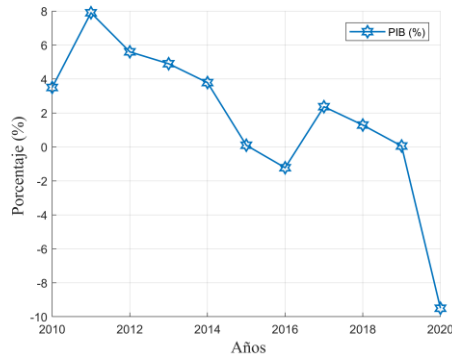


Figura 4. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual)

Como se puede observar, para los últimos años, el PIB ha presentado un decrecimiento con un pequeño repunte en el año 2017, pero que se ha mantenido bajo el 2%, señal de que el desarrollo del país ha sido complicado.

En la Figura 5, se indica el crecimiento del PIB ecuatoriano con su respectivo consumo de energía anual histórico, observándose una caída en el año 2016, y para año el 2018 un incremento en la energía eléctrica[57].

Adicionalmente, la producción energética anual en el año 2020 presentó una reducción al -9.5% por motivos de la pandemia del COVID-19, lo que energéticamente en el Ecuador representó una disminución del -2.0 (%), observándose la correlación que existe con el comportamiento del PIB nacional [58]-[62].

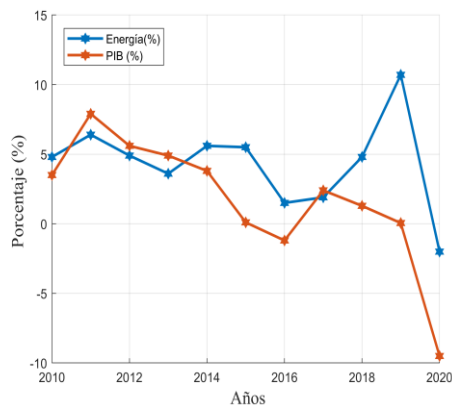


Figura 5. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) con su Energía (%) hasta el año 2020

En la Tabla 1, se visualizan los valores del PIB con relación a la energía del Ecuador desde el 2010 hasta el 2019 y con su estimación en el 2020, información tomada de la proyección del Fondo Monetario Internacional (FMI)[59].

Tabla 1. Valores de la Energía en (%) con relación al PIB Ecuador (%) 2010 al 2020

Energía (%)	PIB (%)
4.8	3.5
6.4	7.9
4.9	5.6
3.6	4.9
5.6	3.8
5.5	0.1
1.5	-1.2
1.9	2.4
4.8	1.3
10.7	0.0
-2.0	-9.5

2.12 Modelamiento del Patrón eléctrico con MapReduce

La información histórica de demanda eléctrica es ingresada al algoritmo MapReduce, misma que es almacenada en la variable *ds* para su respectiva minería de datos, obteniendo la curva madre o curva patrón del consumo eléctrico, mientras más restricciones tenga la programación en paralelismo de MapReduce más se demorará el ordenador en procesar la información y por ende el consumo de energía del ordenador aumentará[35]. En la Tabla 2 se especifican las variables de entrada en la metodología MapReduce aplicando la estimación de la demanda.

Tabla 2. Variables de la metodología

Variable	Interpretación
<i>ds</i>	Almacén de datos
<i>ds.SelectedVariableNames</i>	Selecciona el nombre de dato que ingresa al proceso del MapReduce
<i>intermKeys</i>	Alcen de claves intermedias del (mapeo)

intermVals	Valores intermedios del (mapeo)
suma1	Sumador interno del MapReduce
finalVals	Claves finales del proceso(reduce)
outKVStore	Variable de salida que forma los paquetes finales.
outs	Variable de salida de datos
result	Resultado de la metodología MapReduce con su respectiva clave-valor final.

Una vez ingresadas las variables dentro del algoritmo MapReduce comienza el proceso del mapeo, en donde se identifica la clave-valor que se divide en paquetes de información, el tamaño de lectura se realiza de 20000 en 20000 datos, formando bloques (mapeados) con su clave-valor intermedia[5]. Para conocer las claves intermedias en MapReduce se las identifica con el año, día, hora y con su respectivo valor de la demanda eléctrica de cada año ingresado, al término de la función (map) se procede con la etapa del (reduce) en donde se realiza la operación y guarda las respuestas del proceso[36].

La programación en paralelo de MapReduce representa una ganancia al computador con el fin de reducir tiempo de procesamiento de información para la posterior toma de decisiones.

2.13 Modelamiento de la estimación de la curva de la demanda

Al culminar el proceso de MapReduce con su respectiva clave-valor final se ordena la información por los días de la semana para facilitar la estimación de la demanda con la información de MapReduce, trabajándose con la demanda máxima registrada, poniendo más énfasis en el sistema de potencia, por lo que la generación y la demanda deben ser equilibradas o balanceadas y

no puede existir más generación o más carga, caso contrario la frecuencia podría oscilar; en el caso ecuatoriano la frecuencia trabaja con 60Hz, en donde el ancho de banda de operación normal de la frecuencia está en ± 0.2 Hz en la operación del sistema[56]-[60]-[61].

La estimación de la demanda se realiza utilizando la información histórica de la demanda máxima de los 5 años anteriores, aplicando la regresión polinomial de grado dos, empleando su coeficiente de correlación, que al tender a 1, la función de correlación es aceptable en su estimación, logrando pronosticar la demanda para los próximos años[55]-[41].

Los datos históricos que se aplican en la investigación corresponden a la información registrada de los años 2015, 2016, 2017, 2018 y 2019, como caso de análisis se prevé realizar una estimación de demanda hacia el año 2022, para un día laborable, un fin de semana y con pandemia.

3. Formulación del problema

El presente trabajo muestra un método eficaz de estimación de la curva de demanda a corto plazo, considerando que, para validar la estimación, los errores relativos se encuentran en el rango de $\pm 3\%$ con respecto a la curva patrón. La información que se utilizará contiene registros tomados cada 30 minutos, en un día se recolectan 48 mediciones de la demanda total del S.N.I. Por lo tanto, encontrar la curva patrón con MapReduce facilita el desarrollo de la estimación de la demanda a corto plazo teniendo en cuenta que la demanda diaria se estimará en base a la información de potencia activa; para un análisis mensual o anual se considerará el análisis con la información en energía.

4. Pseudocódigo

Tabla 3. Algoritmo de MapReduce con la estimación de la demanda

Algoritmo de la estimación de la curva de demanda con MapReduce
Paso 1: Inicio
Paso 2: Ingreso de datos históricos ds=Almacena(DATOS_AGRUPADOS_DESDE_2015.csv).
Paso 3: Proceso de datos leer_por_grupos_data(ds) se crea la variable data de cada grupo (ds) ds=Convertir datos blancos a NaN notNaN =~isnan(demanda)
Paso 4: Mapeo Se clasifican en (clave-valor) intermedias para el reduce. addmulti (intermKVStore, intermKeys, intermVals)
Paso 5: Reduce Utiliza la función getNext para obtener los valores intermedios del mapeo. While hasNext(intermValIter) intermValue = getNext(intermValIter) suma1 = suma1 + intermValue (1) suma2 = suma2 + intermValue (2) end finalVals= suma2/suma1 add (outKVStore, intermKey, finalVals)
Paso 6: Resultados del mapreduce outs = mapreduce(ds)
Paso 7: Se ordena en código ASCII De menor a mayor los días de la semana.
Paso 8: Función matemática function_1=polyfit (xd, yd,2) xpd=2015:1:2022 ypd=polyval (funcion_1, xpd)
Paso 9: Análisis de resultados
Paso 10: Fin

Tal como se presenta en el algoritmo de MapReduce, se hace énfasis en la construcción del patrón de consumo eléctrico de los datos históricos[35], entonces el MapReduce facilita el manejo de gran información que podrían representar la sumatoria de los medidores que registran el consumo de los usuarios cada empresa de

distribución de las diferentes regiones del Ecuador, como son la costa, sierra, amazonia. De los datos históricos se obtiene la función matemática, misma que permite realizar el pronóstico de la curva de la demanda en un intervalo de tiempo, cuya representación de la función matemática es la regresión polinomial. En el algoritmo de la estimación de la curva de la demanda con MapReduce, es necesario conocer si se añaden más restricciones a la programación en paralelo, ya que el tiempo de procesamiento se demoraría y por lo tanto consumiría más energía en el procesador.

5. Caso de estudio

El análisis se realiza con la información de la demanda total del sistema eléctrico de Ecuador, datos históricos registrados en el sistema SCADA del operador del sistema –CENACE. Para el presente trabajo se presentan tres escenarios diferentes de estimación de demanda, analizando los comportamientos para un día laborable, día no laborable, y de pandemia (2020).

La demanda eléctrica registrada para el análisis considera la información histórica de los años 2015, 2016, 2017, 2018, 2019 y para el caso de pandemia los meses de mayo, junio, julio del 2020, en donde Ecuador se encontraba en cuarentena.

A continuación, se muestran las curvas de duración de la demanda, que permiten conocer el tiempo de duración de la demanda máxima y mínima, permitiendo la planificación y ahorro de costos de generación en el sistema de potencia.

5.1 Comportamiento de la curva de demanda en un día laborable

El comportamiento de la curva de duración de la demanda de un día

laborable se visualiza en la Figura 6, en primer lugar, para su formación se ordena de forma descendente los datos de la demanda cuya función es importante para realizar la reconstrucción de la curva patrón como se indica en la Figura 9, la curva de duración de la demanda permite conocer el periodo de duración las demandas máxima, media y mínima.

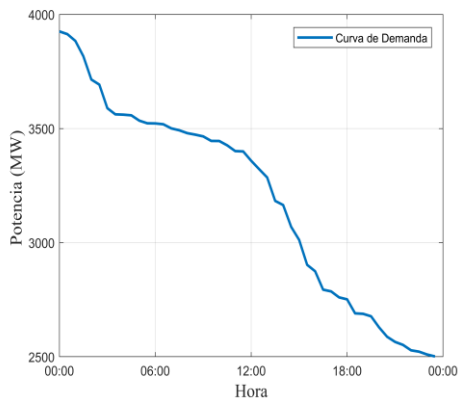


Figura 6. Curva de duración de la demanda eléctrica de un día laborable

La curva de duración facilita al operador conocer la generación que debe ser programada para cubrir el abastecimiento durante el periodo máximo de análisis (demanda máxima), permitiendo la optimización de los costos operativos en el S.N.I.

5.2 Comportamiento de la curva de demanda de un día no laborable

Para un día no laborable la demanda tiende a ser menor, tal como se observa en la Figura 7, donde se visualiza el tiempo de la curva de duración de demanda para un día no laborable, permitiendo conocer el tiempo de duración de las demandas máxima, media y mínima.

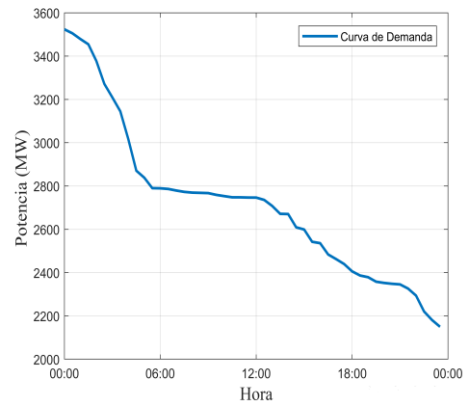


Figura 7. Curva de duración de la demanda eléctrica de un día no laborable

5.3 Comportamiento de la curva de demanda eléctrica con pandemia

Para el caso con pandemia, se analizan los datos históricos de los meses de mayo, junio, julio del 2020 con la respectiva curva de duración de demanda, tal como se indica en la Figura 8, observándose como la demanda máxima es de menor duración y su valor es menor en comparación al de un día laborable normal.

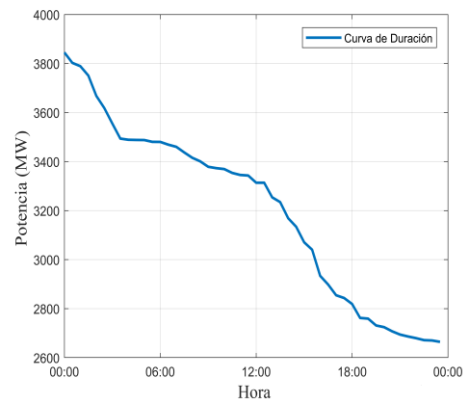


Figura 8. Comportamiento de la curva de duración de la demanda con pandemia

6. Análisis y resultados

A continuación, se muestran los resultados para la obtención de las curvas madre o patrón, aplicando la metodología MapReduce para las diferentes curvas de demanda, complementada con la regresión

polinomial de grado dos para la estimación del crecimiento de la demanda.

6.1 Caso 1 – Día laborable

A continuación, y con la aplicación del algoritmo desarrollado, en la Figura 9 se presenta la reconstrucción de la onda madre, registrando el compartiendo de consumo eléctrico en potencia (MW) para un día laborable, obtenida de los datos históricos de los años 2015, 2016, 2017, 2018 y 2019 mediante la aplicación de la metodología MapReduce.

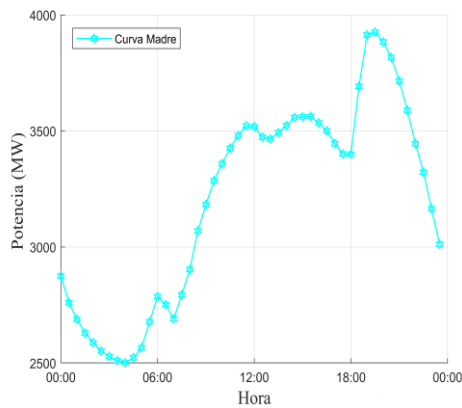


Figura 9. Patrón de consumo eléctrico de un día laborable en potencia activa, (MW)

En la Figura 10, se muestra la curva patrón de la demanda eléctrica normalizada, para un día laborable, obtenida en base a lo desarrollado para la Figura 6 para ser aplicada en la estimación futura del comportamiento de la demanda.

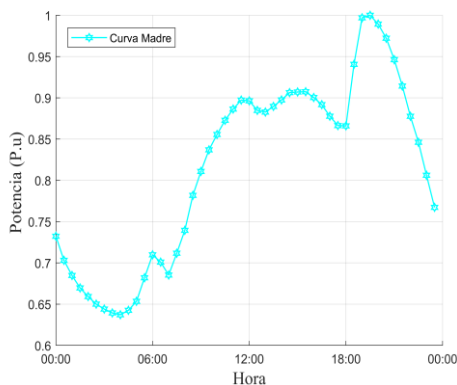


Figura 10. Patrón de consumo eléctrico de un día laborable normalizada en por unidad

Para verificar la calidad de la curva madre se calcula el error medio absoluto, que representa al error que se obtiene en comparar la curva madre producto del MapReduce con el promedio de las curvas de demanda históricas utilizadas, tal como se indica en la Figura 11, el porcentaje de error para un día laborable es aceptable, ya que es menor al 3%.

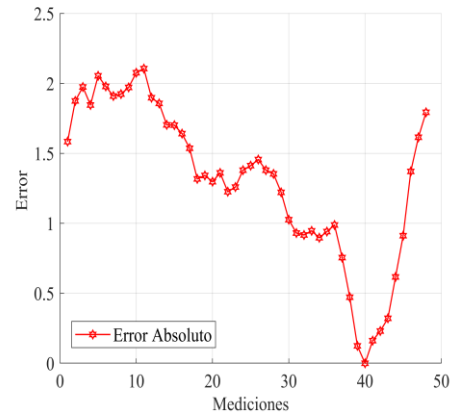


Figura 11. Porcentaje de error histórico para un día laborable

Con los resultados obtenidos se procede a calcular el error de la curva patrón con las curvas históricas, que permita verificar el rango aceptable de error y revisar que esta estimación es aceptable para el presente trabajo. En la Tabla 4, se muestran el Error medio absoluto de la curva patrón con los datos históricos, observando que se mantienen bajo el criterio del 3% de error aceptable.

Tabla 4. Valores de error aceptables de un día laborable

Desviación Media Absoluta (%)	Error Medio Absoluto (%)
1.26	1.66
0.40	0.48
0.69	0.95
0.28	0.35
2.40	3.00

En la Figura 12, mediante el uso de los datos históricos anuales de la demanda máxima de un día laborable, se determina el crecimiento de la demanda eléctrica usando la regresión

polinomial de grado dos, verificando que la correlación del coeficiente de determinación tiende a uno, y por ende se acepta la estimación calculada.

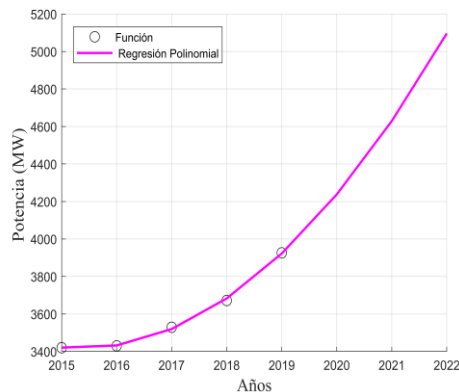


Figura 12. Crecimiento de la demanda para un día laborable con la regresión polinomial

A través del uso de la regresión polinomial, se obtienen los valores de crecimiento de la demanda máxima estimada de un día laborable, ver Tabla 5.

Tabla 5. Valores de la demanda eléctrica estimada de un día laborable

AÑO	Demanda Máxima Estimada (MW)
2020	4238
2021	4629
2022	5096

En la Tabla 6, se visualiza la estimación de la curva de la demanda eléctrica hasta el año 2022 de un día laborable, relacionada con el PIB histórico y proyectado sin pandemia, observándose que existe una correlación entre las dos variables. Los datos históricos utilizados son del 2015 al 2020.

Tabla 6. Valores estimados hasta el año 2022 de un día laborable con la relación al PIB

Año	Demanda Máxima (MW)	Crecimiento de la Demanda (%)	PIB (%)
2015	3420	2.1316	0.1
2016	3430	0.2923	-1.2

2017	3529	2.8862	2.4
2018	3672	4.0521	1.28
2019	3926	6.9172	0.05
2020	4238	7.9470	0.2
2021	4629	9.2260	1.2
2022	5096	10.0885	2.7

En la Figura 13, se muestra la proyección de la demanda eléctrica en potencia activa (MW) para el año 2022, con el comportamiento del PIB estimado sin pandemia y la tasa de crecimiento histórica y proyectada de la demanda, proyección tomada del Banco Central del Ecuador, observándose que la tendencia obtenida se correlaciona con el PIB del país.

En el caso 6.3 se realizará el mismo análisis con pandemia.

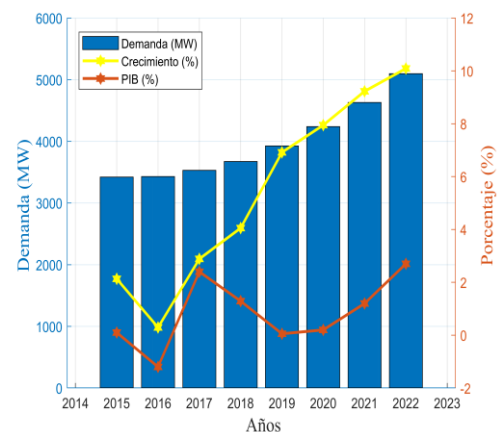


Figura 13. Estimación de la demanda eléctrica con el crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) y su proyección al año 2022, día laborable

Mediante la aplicación de la curva patrón determinada para un día laborable, Figura 10, y a la estimación desarrollada para el crecimiento de la demanda, se definen las proyecciones de comportamiento de los años 2020, 2021, 2022, mismas que se muestran en la Figura 14, y para su verificación se incluyen las curvas de los años 2018 y 2019.

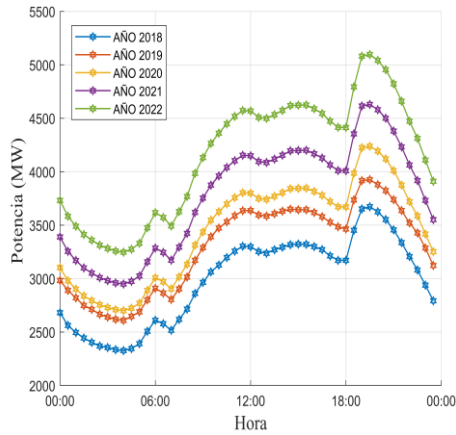


Figura 14. Comportamiento de las curvas de demanda eléctrica proyectada al año 2022 de un día laborable, incluidos los datos históricos del 2018 y 2019

6.2 Caso 2- Día no laborable

Para el caso de un día no laborable, y aplicando el algoritmo desarrollado, se realiza la reconstrucción del patrón de la demanda a partir de su curva de duración de demanda de la Figura 7. En la Figura 15, se visualiza la curva patrón de consumo en potencia activa (MW), observándose claramente el comportamiento de las demandas mínima, media y máxima, para un día no laborable.

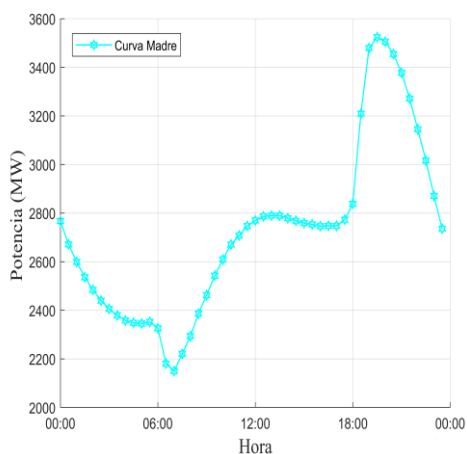


Figura 15. Comportamiento de la demanda eléctrica de un día no laborable en potencia activa

Para realizar el análisis de estimación de la demanda eléctrica, y sean aplicables sus resultados, se ha visto la necesidad de normalizar en por unidad los valores de la demanda en base a su valor máximo, registrado a las 19:30, tal como se observa en la Figura 16.

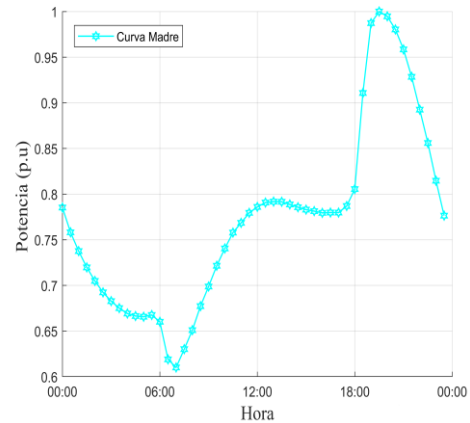


Figura 16. Patrón de consumo eléctrico en por unidad

Con los resultados obtenidos se procede a calcular el error de la curva patrón con las curvas históricas, que permita verificar el rango de error y verificar que esta estimación es aceptable para el presente trabajo. En la Tabla 7, se muestran Error medio absoluto de la curva patrón con los históricos, observándose que es menor al criterio definido del 3%.

Tabla 7. Valores de errores aceptables de un día no laborable

Desviación Media Absoluta (%)	Error Medio Absoluto (%)
1.15	1.58
0.27	0.34
0.8	1.10
0.23	0.29
2.24	2.91

Adicionalmente, se ha calculado el porcentaje de error del patrón referido al día no laborable, lo que permite verificar que su rango de error es menor al 2%, confirmado que el patrón

estimado es aceptable. En la Figura 17 se muestra lo indicado.

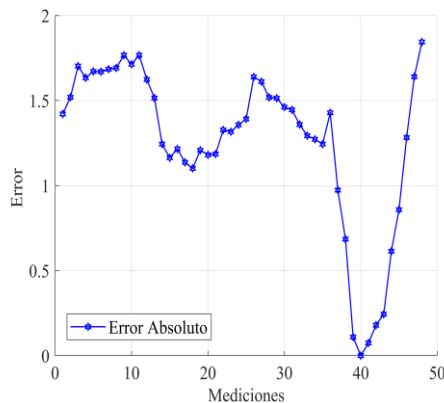


Figura 17. Porcentaje de error histórico para un día no laborable

A continuación, a través del uso de la regresión polinomial, se obtienen los valores de crecimiento de la demanda máxima estimada de un día no laborable, la información histórica utilizada se muestra en la Tabla 8.

Tabla 8. Valores de la demanda eléctrica de los datos históricos

AÑO	Demanda Máxima (MW)	Demanda Media (MW)	Demanda Mínima (MW)
2015	3043	2362	1835
2016	3054	2396	1865
2017	3138	2460	1886
2018	3274	2597	1993
2019	3524	2890	2211

Con base al análisis de la información de la Tabla 8, en la Figura 18, se muestra el crecimiento de la demanda para un día no laborable, estimada hasta el año 2022, aplicada a los tres escenarios de demanda, mínima, media y máxima, y cuyos índices de correlación (1) permiten verificar la aceptación de este pronóstico. El análisis del crecimiento de la demanda se aplica para los tres casos de estudio, logrando obtener una aceptable estimación de demanda.

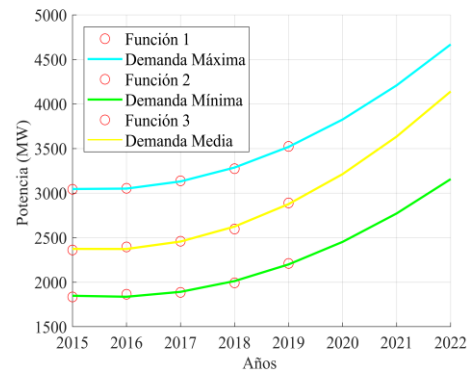


Figura 18. Crecimiento tendencial la regresión polinomial de la demanda hasta el año 2022 de un día no laborable

En la Tabla 9, se muestran las demandas máximas estimadas mediante el uso de la regresión polinomial de grado dos para un día no laborable, años 2020, 2021 y 2022, después de haber encontrado la curva patrón por medio de la metodología MapReduce.

Tabla 9. Valores de la demanda eléctrica estimada de un día no laborable

AÑO	Demanda Máxima Estimada (MW)
2020	3826
2021	4209
2022	4668

En la Tabla 10, se observan los valores estimados de demanda de un día no laborable hasta el año 2022 sin pandemia, su tasa de crecimiento y el histórico y proyectado del PIB nacional, tomando como referencia los datos históricos desde el 2015 al 2020.

Tabla 10. Valores de la demanda eléctrica estimada hasta el año 2022 de un día no laborable con relación al PIB

Año	Demanda Máxima (MW)	Crecimiento (%)	PIB (%)
2015	3043	2.3889	0.1
2016	3054	0.3614	-1.2
2017	3138	2.7504	2.4
2018	3274	4.3333	1.28

2019	3524	7.6359	0.05
2020	3826	8.5698	0.2
2021	4209	10.0104	1.2
2022	4668	10.9052	2.7

A continuación, en la Figura 19, se visualiza el crecimiento de la demanda de un día no laborable hasta el año 2022, con el PIB histórico y proyectado, observándose una tendencia de crecimiento positivo.

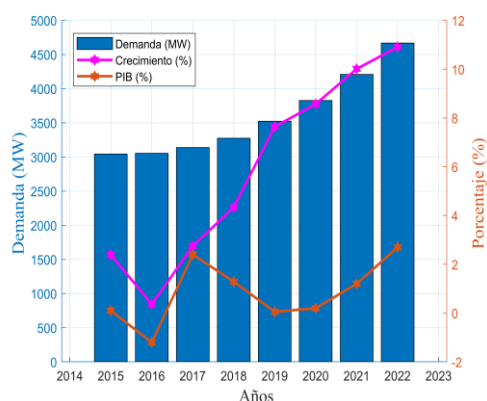


Figura 19. Estimación de la demanda eléctrica con el crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) y su proyección al año 2022, día no laborable

Finalmente, mediante la aplicación de la curva patrón determinada para un día no laborable, en la Figura 20 se muestra la estimación desarrollada para el comportamiento y crecimiento de la demanda, para los años 2020, 2021 y 2022, incluidas las curvas de los años 2017, 2018 y 2019, observándose que la curva patrón desarrollada es aceptable y son semejantes con las curvas históricas disponibles.

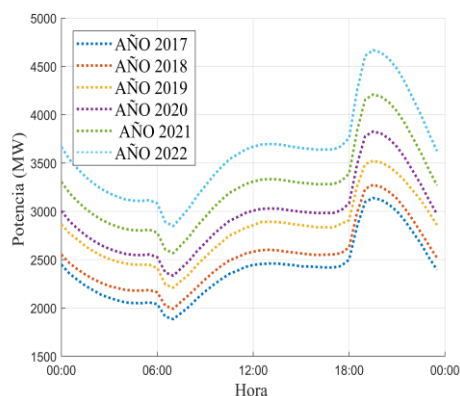


Figura 20. Estimación del comportamiento de las curvas de demanda eléctrica hasta el año 2022 de un día no laborable

6.3 Caso 3 – Pandemia

A partir del mes de marzo de 2020, Ecuador entro en la fase de confinamiento por la pandemia del COVID-19, lo que implicó la disminuyó el consumo de la demanda eléctrica del país. En este caso se realiza un análisis comparativo de la demanda histórica y proyectada al 2022 con el PIB proyectado considerando el impacto de la pandemia. En la Figura 21, se observa la proyección de la energía eléctrica y el PIB hasta el año 2022, afectado por la pandemia, información basada en la proyección del FMI emitida en diciembre de 2020.

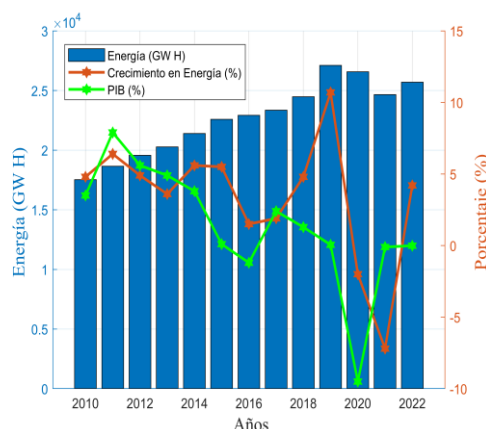


Figura 21. Crecimiento del PIB Ecuador (% Anual) con su Energía (%) y su proyección al año 2022 con pandemia

Como se puede observar el crecimiento de la energía esta correlacionada con el PIB proyectado al 2022. En la Tabla 11, se visualizan los valores utilizados en la Figura 21.

Tabla 11. Valores estimados con pandemia en energía (GW H)

Año	Energía (GW H)	Crecimiento en Energía (%)	PIB (%)
2010	17525	4.8	3.5
2011	18647	6.4	7.9
2012	19562	4.9	5.6
2013	20264	3.6	4.9
2014	21397	5.6	3.8
2015	22584	5.5	0.1

2016	22917	1.5	-1.2
2017	23345	1.9	2.4
2018	24475	4.8	1.28
2019	27104	10.7	0.05
2020	26566	-2.0	-9.5
2021	24656	-7.2	-0.1
2022	25690	4.2	-0.01

Para verificar la aplicabilidad de la programación desarrollada, se realiza el análisis al comportamiento de la demanda eléctrica para un día laborable con pandemia, escenario que representó un cambio apreciable en los registros históricos con los que se cuenta. Tal como se observa en la Figura 22, se muestra el patrón de consumo con la aplicación del MapReduce a los meses de mayo, junio y julio del 2020 y la curva patrón de un día laboral normal. Como se aprecia, las dos curvas madres o patrón no tienen un comportamiento semejante, reflejando las restricciones implementadas por la pandemia, que impactaron en los procesos productivos, industriales y comerciales del país, tema que es más notable en el periodo de 12:00 a 21:00 horas, demanda media y máxima del día en análisis.

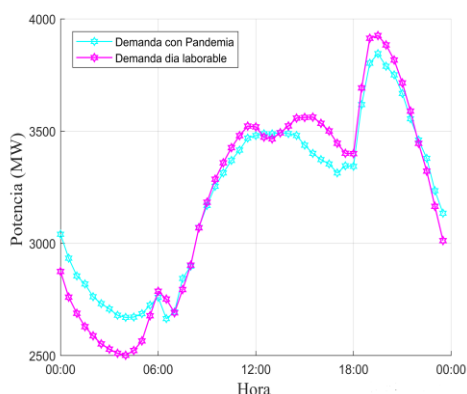


Figura 22. Patrón de consumo eléctrico con y sin pandemia, día laborable

Con los resultados obtenidos se procede a calcular el error de la curva patrón con las curvas históricas de los meses mayo, junio, julio del 2020, que permita verificar el rango aceptable de error y verificar que esta estimación

está dentro de la referencia del 3%. En la Tabla 12, se muestra el Error medio absoluto de la curva patrón con los datos históricos.

Tabla 12. Valores de errores aceptables con pandemia

Desviación Media Absoluta (%)	Error Medio Absoluto (%)
1.49	1.82
0.86	1.10
1.68	2.05

En la Figura 23, se realiza la comparación del error entre las dos curvas patrón y sus históricos, la línea azul representa el porcentaje de error con pandemia y la línea anaranjada representa el porcentaje de error sin pandemia, las dos para un día laborable, valores aceptables de estimación, concluyéndose que el modelo utilizado permite obtener una curva patrón eficaz para aplicarla en el proceso de estimación de la demanda de una empresa eléctrica.

Algo interesante a considerar es que, a primera instancia, la demanda con el escenario de pandemia (2020), no podrá ser utilizada en la estadística para el desarrollo de estimaciones de demanda futura, ya que su comportamiento difiere de las tendencias normales del crecimiento de demanda eléctrica.

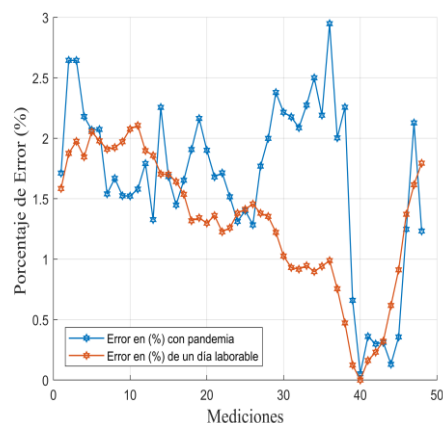


Figura 23. Comparación de error de un día laborable y con pandemia

Con la información de los datos históricos de los meses críticos con pandemia, se utiliza la regresión polinomial de grado dos, analizando el crecimiento de su demanda, tal como se observa en la Figura 24. El nivel de correlación tiende a uno, por lo tanto, la estimación es aceptable.

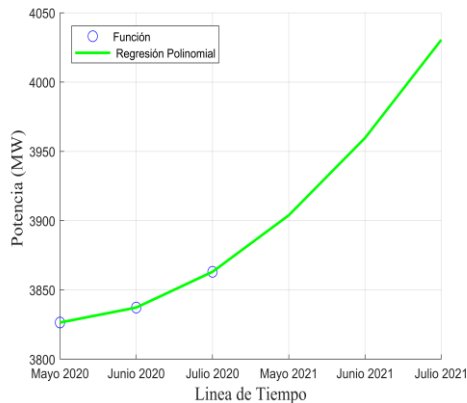


Figura 24. Crecimiento de la demanda con pandemia en función de la regresión polinomial, meses críticos

Adicionalmente, de manera informativa, en la Figura 25, se visualiza el comportamiento de la demanda pronosticada para el año 2021 de los meses críticos con pandemia utilizando los datos históricos del 2020, observándose claramente como la demanda iría creciendo, conforme la pandemia vaya apaciguándose.

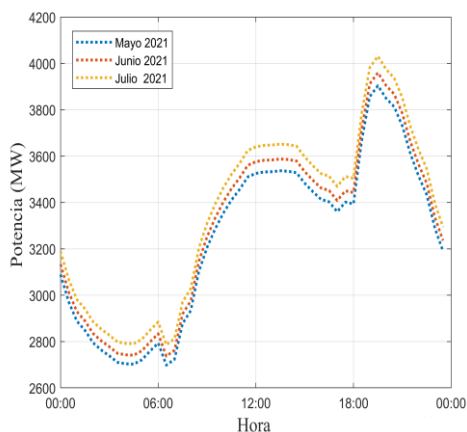


Figura 25. Estimación de la curva de la demanda con pandemia 2021, meses críticos

Finalmente, en la Tabla 13, se observan los valores estimados para el

año 2022 con pandemia incluida la proyección del PIB. En el año 2020 se proyectó una reducción del PIB al -9.5% por la presencia del COVID - 19, reflejándose en un decremento energético en el orden del -2.0%, tal como se observó en la Figura 21, por lo tanto, el crecimiento de la demanda en potencia (MW) del sistema se estima en un valor del -5.72% para el año 2020.

De igual manera se procede a estimar el crecimiento de la demanda en base al PIB proyectado con pandemia, para los años 2021 y 2022.

Tabla 13. Valores estimados para el año 2022 con pandemia

Año	Demanda Máxima (MW)	Crecimiento (%)	PIB (%)
2015	3420	2.1316	0.1
2016	3430	0.2923	-1.2
2017	3529	2.8862	2.4
2018	3672	4.0521	1.289
2019	3926	6.9172	0.054
2020	3701.43	-5.72	-9.5
2021	3837.64	3.68	-0.1
2022	3982.32	3.77	-0.01

En la Figura 26, se muestran las curvas de la Tabla 13, observándose como el crecimiento de la demanda esperada para los siguientes años tendrán una reducción en el año 2020 y una posterior recuperación hasta el año 2022.

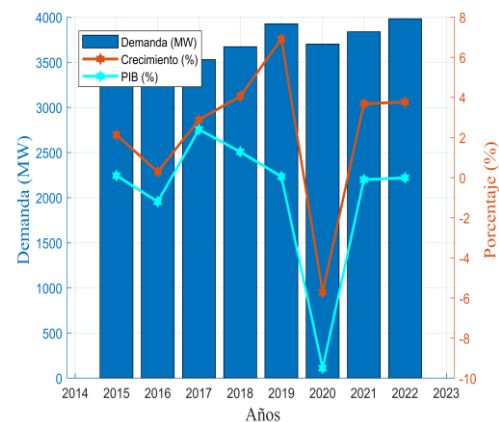


Figura 26. Proyección de la demanda con pandemia considerando la nueva estimación del PIB hasta el año 2022

7. Conclusiones

En un sistema eléctrico de potencia es muy importante estimar el comportamiento y crecimiento de la demanda, ya que permite prever la expansión de la generación necesaria que debe estar disponible para cubrir el abastecimiento de la carga con condiciones de continuidad, calidad y seguridad.

A través de la aplicación de la metodología MapReduce se ha logrado determinar curvas madre o patrones de comportamiento de la demanda de un sistema eléctrico de potencia, aplicado a una base de datos extensa, permitiendo disminuir tiempos de proceso y obtener su estimación dentro de rangos aceptables en su definición y aplicación.

Mediante el uso de la metodología planteada en el presente trabajo, se han logrado obtener estimaciones de las curvas de demanda de un sistema eléctrico, del orden de 4000 MW de potencia máxima, verificándose que puede ser aplicado en los sistemas de distribución de manera exitosa.

Las curvas madre o patrón obtenidas, permiten distinguir claramente el comportamiento de la demanda eléctrica para un día típico, que puede ser laborable o no laborable, periodos de mínima, media y máxima carga.

Con la aplicación del algoritmo desarrollado también se permite el análisis de las demandas históricas, verificando el crecimiento de la carga, y la previsión de la potencia de generación que es necesaria para cubrir los escenarios de demanda máxima, que en el caso de análisis está ubicado en el periodo de la 19:30.

La curva de crecimiento del consumo de energía eléctrica puede estar correlacionada con el Producto Interno Bruto de cada país, que permite prever los requerimientos energéticos de expansión que deben ser desarrollados para mantener la continuidad del suministro eléctrico al futuro.

La pandemia del 2020, presentada por el COVID – 19, afectó de manera impactante en el desarrollo productivo del país, y por ende al PIB y al crecimiento de la demanda de energía eléctrica, parámetros que se estima se recuperen a partir del año 2022.

8. Trabajos futuros

En base al trabajo realizado, a continuación, se plantean otros temas que pueden ser desarrollados a futuro para ir avanzado en el uso de este tipo de aplicaciones y nuevas tecnologías de análisis sobre la estimación de la demanda eléctrica y el manejo de extensas bases de datos de información:

- Análisis de la demanda con una fuerte inmersión de fuentes de energía eléctrica intermitente (Energías renovables no convencionales), que permita un mejor ajuste a la programación y estimación de la demanda eléctrica
- Automatización de la recolección de información y su proceso de análisis mejorando la programación aplicada, basada en Inteligencia Artificial.
- Automatización del proceso de análisis de la demanda eléctrica, empezando por los medios de recolección de información, análisis y estimación de demanda, que permita reducir los tiempos de proceso y optimizar el uso de los recursos asociados.

- Impulsar el desarrollo de tecnología que permita el registro y manejo de una mayor información estadística, que coadyuve a realizar análisis más finos y con resultados más completos.
- Realizar un análisis más fino con la aplicación de la presente metodología al comportamiento de cargas especiales, que presentan una variabilidad de su comportamiento en el tiempo, permitiendo afinar más el modelo y por ende los resultados.
- Afinar una metodología que permita correlacionar el consumo de energía eléctrica con el PIB, y por ende su estimación al futuro, que considere factores eventuales como la pandemia del 2020.

9. Referencias

- [1] A. Rafinia, N. Rezaei, and J. Moshtagh, "Optimal design of an adaptive under-frequency load shedding scheme in smart grids considering operational uncertainties," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 121, no. February, p. 106137, 2020.
- [2] C. Wang, Z. Zhang, O. Abedinia, S. Gholami, and R. Price, "Modeling and analysis of a microgrid considering the uncertainty in renewable energy resources , energy storage systems and demand management in electrical retail market," *J. Energy Storage*, vol. 33, no. September 2020, p. 102111, 2020.
- [3] M. Talaat, A. Alsayyari, A. Alblawi, and A. Hatata, "Hybrid-cloud-based data processing for power system monitoring in smart grids," *Sustain. Cities Soc.*, vol. 55, no. July 2019, p. 102049, 2019.
- [4] S. Ahmed, "Distributed Power Mismatch Estimation in Smart Grid," *2016 Int. Conf. Emerg. Technol.*, pp. 1–5, 2016.
- [5] E. Inga Ortega, J. Inga, E. Correa, and R. Hincapié, "Reconstrucción del patrón de consumo eléctrico a partir de Big Data mediante técnica de MapReduce," *Enfoque UTE*, vol. 9, no. 1, pp. 177–187, 2018.
- [6] N. Y. Olawuyi, M. F. Akorede, and E. Femi, "Real-time Demand Response Algorithm for Minimising Industrial Consumers Electricity Billing," *Int. Conf. Electro-Technology Natl. Dev. Real-time*, pp. 1061–1066, 2017.
- [7] 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.
- [8] T. Yang, M. Ren, and K. Zhou, "Identifying household electricity consumption patterns: A case study of Kunshan, China," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 91, no. March 2017, pp. 861–868, 2017.
- [9] 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.
- [10] O. Ayan, "Domestic Electrical Load Management in Smart Grids and Classification of Residential Loads," *2018 5th Int. Conf. Electr. Electron. Eng.*, pp. 279–283, 2018.

- [11] 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.
- [12] E. Correa, E. Inga, J. Inga, and R. Hincapie, "Electrical consumption pattern base on meter data management system using big data techniques," *Proc. - 2017 Int. Conf. Inf. Syst. Comput. Sci. INCISCOS 2017*, vol. 2017-Novem, pp. 334–339, 2017.
- [13] Z. Guo, K. Zhou, X. Zhang, S. Yang, and Z. Shao, "Data mining based framework for exploring household electricity consumption patterns: A case study in China context," *J. Clean. Prod.*, vol. 195, pp. 773–785, 2018.
- [14] G. Flett and N. Kelly, "A disaggregated , probabilistic , high resolution method for assessment of domestic occupancy and electrical demand," *Energy Build.*, vol. 140, pp. 171–187, 2017.
- [15] F. Gu, S. Lu, J. Wu, C. Lin, and S. Chen, "Interruptible Power Estimation and Auxiliary Service Allocation Using Contract Theory and Dynamic Game for Demand Response in Aggregator Business Model," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 129975–129987, 2019.
- [16] 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," *IEEE*, 2018.
- [17] P. Moutafis, G. Mavrommatis, and M. Vassilakopoulos, "Efficient processing of all-k-nearest-neighbor queries in the MapReduce programming framework," *Data Knowl. Eng.*, vol. 121, no. April, pp. 42–70, 2019.
- [18] M. Mulimani and S. G. Koolagudi, "Extraction of MapReduce-based features from spectrograms for audio-based surveillance," *Digit. Signal Process. A Rev. J.*, vol. 87, pp. 1–9, 2019.
- [19] J. F. Meza Cartagena and E. M. Garcia Torres, "Óptima Asignación de Recursos Energéticos Para Respuesta De La Demanda Por Vehículos Eléctricos Usando Algoritmo Húngaro," *Universidad Politecnica Salesiana*, 2018.
- [20] 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.
- [21] P. Moreno and E. M. Garcia Torres, "Respuesta a la Demanda para Smart Home Utilizando Procesos Estocásticos," *I+D Tecnológico*, vol. 12, 2016.
- [22] MERNNR, "Plan Maestro de Electricidad 2016-2025," *Minist. Electricidad y Energía Renov.*, 2016.
- [23] A. N. R. del Ecuador, "Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica." pp. 1–28, 2015.
- [24] A. Falces, A. Garc, and A. Gabald, "Integration of Demand Response and Short-Term Forecasting for the Management of Prosumers ' Demand and Generation," *Energies*, 2019.

- [25] S. Zambrano-Asanza, E. F. Zalamea-León, E. A. Barragán-Escandón, and A. Parra-González, “Urban photovoltaic potential estimation based on architectural conditions, production-demand matching, storage and the incorporation of new eco-efficient loads,” *Renew. Energy*, vol. 142, pp. 224–238, 2019.
- [26] X. Hu, H. Zhou, Z. Liu, X. Yu, and C. Li, “Hierarchical Distributed Scheme for Demand Estimation and Power Reallocation in a Future Power Grid,” *IEEE Trans. Ind. INFORMATICS*, vol. 13, no. 5, pp. 2279–2290, 2017.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] H. Yu, B. Hong, W. Luan, B. Huang, and Y. K. Semero, “Study on business models of distributed generation in China,” *Glob. Energy Interconnect.*, vol. 1, no. 2, pp. 162–171, 2020.
- [30] A. Sherif, A. Alsharif, M. Nabil, M. Mahmoud, and M. Song, “MDMS : Efficient and Privacy-Preserving Multidimension and Multisubset Data Collection for AMI Networks,” *IEEE Internet Things J.*, vol. 6, no. 6, pp. 10363–10374, 2019.
- [31] K. Zhou, S. Yang, and Z. Shao, “Household monthly electricity consumption pattern mining : A fuzzy clustering-based model and a case study,” *J. Clean. Prod.*, vol. 141, pp. 900–908, 2017.
- [32] D. Borovina, M. Zajc, A. Mujcic, A. Tonello, and N. Suljanovic, “Error performance analysis and modeling of narrow-band PLC technology enabling smart metering systems,” *Electr. Power Energy Syst.*, vol. 116, no. September 2019, p. 105536, 2019.
- [33] 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.
- [34] L. Troiano, A. Vaccaro, and M. C. Vitelli, “On-line Smart Grids Optimization by Case-Based Reasoning on Big Data,” *2016 IEEE Work. Environ. Energy, Struct. Monit. Syst.*, 2016.
- [35] P. P. Nghiem and S. M. Figueira, “Towards Efficient Resource Provisioning in MapReduce,” *J. Parallel Distrib. Comput.*, 2016.
- [36] S. J. Matthews, A. S. T. Leger, and S. Member, “Leveraging MapReduce and Synchrophasors for Real-Time Anomaly Detection in the Smart Grid,” *IEEE Trans. Emerg. Top. Comput. (Vol. 7, Issue 3 , July-Sept. 1 2019)*, vol. 7, no. 3, 2019.
- [37] D. Fernández Jiménez, “Modelo de Predicción de la Demanda Eléctrica Horaria a muy corto plazo:Aplicación al Sistema Pininsular Español,” *Univ. Politécnica Madrid*, pp. 1–80, 2016.
- [38] Y. Li, J. Zuo, T. Qian, and X. Guo, “Demand response potential estimation for commercial buildings,” *China Int. Conf. Electr. Distrib.*

- CICED, no. 201802230000004, pp. 2999–3003, 2018.
- [39] H. Tyrallis, G. Karakatsanis, K. Tzouka, and N. Mamassis, “Exploratory data analysis of the electrical energy demand in the time domain in Greece,” *Energy*, vol. 134, pp. 902–918, 2017.
- [40] E. M. GARCIA TORRES, “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.
- [41] 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.
- [42] R. Pachacama and E. García, “Respuesta de la Demanda Sobre Tarifas de Energía Eléctrica Mediante Asignación óptima de Recursos en Microredes Inteligentes Conectadas a la Red Eléctrica,” *Univ. Politécnica Sales.*, 2020.
- [43] E. Toro and E. M. Garcia Torres, “Óptima Respuesta a La Demanda Basado En Localización De Recursos En Redes Eléctricas Inteligentes Aisladas,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [44] J. Chalco and E. M. Garcia Torres, “Optimización multiobjetivo del consumo eléctrico basado en la respuesta a la demanda,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [45] J. Velasco and E. M. Garcia Torres, “Optima respuesta de la demanda de energía para integrar sistemas híbridos de pequeñas escala y sistemas tradicionales,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [46] J. Bedi and D. Toshniwal, “Empirical Mode Decomposition Based Deep Learning for Electricity Demand Forecasting,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 49144–49156, 2018.
- [47] A. Artieda and E. M. Garcia Torres, “Optimización de tarifas de energía eléctrica para una respuesta a la demanda por medio de programación lineal,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [48] Z. Wang, S. Zeng, J. Guo, and T. Qin, “State of health estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging curve,” *Energy*, vol. 167, pp. 661–669, 2019.
- [49] C. Wang and J. Chen, “Demand forecasting and financial estimation considering the interactive dynamics of semiconductor supply-chain companies,” *Comput. Ind. Eng.*, vol. 138, no. September, p. 106104, 2019.
- [50] D. Jarrín and E. M. Garcia Torres, “Gestión energética para una óptima respuesta a la demanda en micro redes inteligentes,” Universidad Politecnica Salesiana, 2017.
- [51] T. Ashika, “Histogram Visualization of Smart Grid data using Mapreduce algorithm,” *Int. Conf. Power Embed. Drive Control*, pp. 307–312, 2019.
- [52] G. R. Jáuregui Méndez and E. M. García Torres, “Programación de recursos para una óptima respuesta a la demanda por la penetración de

- energía renovable en micro-redes,” Universidad Politecnica Salesiana, 2018.
- [53] B. Rachid and J. Guerrero, “Energy Production: A Comparison of Forecasting Methods using the Polynomial Curve Fitting and Linear Regression,” *2017 Int. Renew. Sustain. Energy Conf.*, 2017.
- [54] K. Supan, S. Vicent, and M. Pacis, “Electric Load Demand Forecasting for Aborlan-Narra-Quezon Distribution Grid in Palawan Using Multiple Linear Regression,” *IEEE 9th Int. Conf. Humanoid, Nanotechnology, Inf. Technol. Commun. Control. Environ. Manag.*, 2017.
- [55] E. J. Mejía Vásquez and S. Gonzales Chávez, “Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters,” *Univ. Tecnológica La Habana, José Antonio Echeverría, Cujae*, vol. 40, no. 3, pp. 181–191, 2019.
- [56] G. Salazar and B. Panchi, “Análisis de la Evolución de la Demanda Eléctrica en el Ecuador Considerando el Ingreso de Proyectos de Eficiencia Energética,” vol. 33, no. 3. 2014.
- [57] MERNNR, “Plan Maestro de Electricidad 2019-2027,” *Minist. Electricidad y Energía Renov.*, 2019.
- [58] E. Yaselga Alvarado, “Estimación del Crecimiento Potencial para el Ecuador,” *Cuest. Económicas Vol. 30, Número 2*, pp. 1–47, 2020.
- [59] Fondo Monetario Internacional, “Regional economic outlook. Western Hemisphere : pandemic persistence clouds the recovery.” International Monetary Fund, 2020.
- [60] L. Moreno, “Reglamento General de la Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica,” pp. 1–61, 2019.
- [61] G. Guerrón, E. M. Garcia Torres, and A. Montero, “Influencia de las ráfagas de viento en la calidad de la energía de los parques eólicos (Influence of wind gusts in power quality on wind farms),” *Enfoque UTE*, pp. 25–44, 2014.
- [62] M.C.Romano, “El Directorio Ejecutivo del FMI concluye la primera revisión del acuerdo sobre el Servicio Ampliado del FMI para el Ecuador” [online]. FMI 2020 Disponible en: <https://www.imf.org/es/News/Articles/2020/12/22/pr20387-imf-executive-board-completes-first-review-for-ecuador>

10. Matriz de Estado del Arte

Tabla 14. Matriz de estado del arte

Estimación de la curva de la demanda a corto plazo en función de una onda madre																															
ITEM	DATOS			TEMÁTICA					FORMULACIÓN DEL PROBLEMA				RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA											
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	CITAS	Big Data	Curva Madre	Estimación de la demanda	MapReduce	Crecimiento de la Demanda	Smart Grid	Control y Adquisición de Datos (SCADA)	Consumo de Energía Eléctrica	Smart Meters	Análisis de Datos	Almacenamiento y Procesamiento de Datos	Confiabilidad	Continuidad	Reasignación de Energía	PIB	Condiciones Climáticas	Regresión Polinomial	Metodología MapReduce	Minería de Datos	Error Medio Absoluto	Patrón de Consumo Eléctrico	Reducir los Tiempos de Procesamiento	Pronóstico de la Demanda	Comportamiento de la Demanda	Respuesta a la Demanda	Planificación, Eficiencia Energética		
1	2020	Optimal design of an adaptive under-frequency load shedding scheme in smart grids considering operational uncertainties	0						☒			☒																			☒
2	2020	Modeling and analysis of a microgrid considering the uncertainty in renewable energy resources, energy storage systems and demand management in electrical retail market	0			☒		☒			☒	☒			☒	☒						☒					☒		☒		
3	2019	Hybrid-cloud-based data processing for power system monitoring in smart grids	6		☒				☒	☒						☒						☒									☒
4	2016	Distributed Power Mismatch Estimation in Smart Grid	2			☒			☒	☒						☒						☒				☒					
5	2018	Reconstruction of the Electric Consumption Pattern from Big Data using MapReduce Technique	2	☒	☒		☒		☒		☒										☒	☒		☒	☒			☒	☒		
6	2017	Real-time Demand Response Algorithm for Minimising Industrial Consumers Electricity Billing	6			☒					☒	☒		☒					☒			☒						☒	☒		

22	2017	Household monthly electricity consumption pattern mining: A fuzzy clustering-based model and a case study	24	☒			☒	☒			☒					☒		☒	☒	☒	☒	☒				
23	2019	Error performance analysis and modeling of narrow-band PLC technology enabling smart metering systems	4				☒	☒	☒		☒	☒						☒								
24	2016	On-line Smart Grids Optimization by Case-Based Reasoning on Big Data	18	☒			☒	☒			☒	☒	☒					☒			☒		☒			
25	2016	Towards Efficient Resource Provisioning in MapReduce	41	☒			☒				☒							☒	☒		☒	☒		☒		
26	2019	Leveraging MapReduce and Synchronphasors for Real-Time Anomaly Detection in the Smart Grid	13	☒	☒		☒	☒	☒				☒					☒	☒		☒	☒		☒		
27	2016	Modelo de Predicción de la Demanda Eléctrica Horaria a muy corto plazo:Aplicando al Sistema Peninsular Español	2		☒	☒		☒			☒	☒						☒	☒		☒	☒	☒	☒		
28	2018	Demand Response Potential Estimation for Commercial Buildings	2		☒	☒		☒	☒			☒						☒	☒			☒		☒		
29	2017	Exploratory data analysis of the electrical energy demand in the time domain in Greece	12	☒		☒	☒				☒	☒						☒				☒	☒		☒	
30	2020	Response to the Demand on Electric Energy Tariffs Through Optimal Allocation of Resources in Smart Microgrides Connected to the Electrical Network	0	☒		☒					☒	☒						☒			☒	☒	☒	☒	☒	
31	2018	Empirical Mode Decomposition Based Deep Learning for Electricity Demand Forecasting	59			☒						☒	☒					☒				☒				
32	2019	State of health estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging curve	32		☒			☒										☒				☒			☒	
33	2019	Demand forecasting and financial estimation considering the interactive dynamics of semiconductor supply-chain companies	7			☒		☒					☒					☒			☒		☒		☒	
34	2019	Histogram Visualization of Smart Grid data using Mapreduce algorithm	0	☒			☒					☒							☒	☒		☒	☒		☒	
35	2017	Energy Production: A Comparison of Forecasting Methods using the Polynomial Curve Fitting and Linear Regression	4		☒	☒	☒					☒						☒			☒	☒		☒	☒	☒
36	2017	Electric Load Demand Forecasting for Aborlan-Narra-Quezon Distribution Grid in Palawan Using Multiple Linear Regression	11					☒										☒			☒				☒	

37	2019	Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters	0			<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			
38	2014	Analysis of the Evolution of Electricity Demand in Ecuador Considering the Income of Energy Efficiency Projects	7		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>						<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>					
39	2019	Plan Maestro de Electricidad 2019-2027	0			<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>								<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>				
40	2020	An estimation of potential growth in Ecuador	0			<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>									<input checked="" type="checkbox"/>								<input checked="" type="checkbox"/>				
41	2020	Regional economic outlook. Western Hemisphere : pandemic persistence clouds the recovery	2								<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>					<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>								
42	2019	Reglamento General de la Ley Orgánica del Servicio Público de Energía Eléctrica	2					<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>			
CANTIDAD:				11	14	23	13	17	20	6	8	11	14	14	11	10	8	5	13	9	7	26	7	14	9	16	13	23	17

11. Resumen de Indicadores

Figura 27. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte

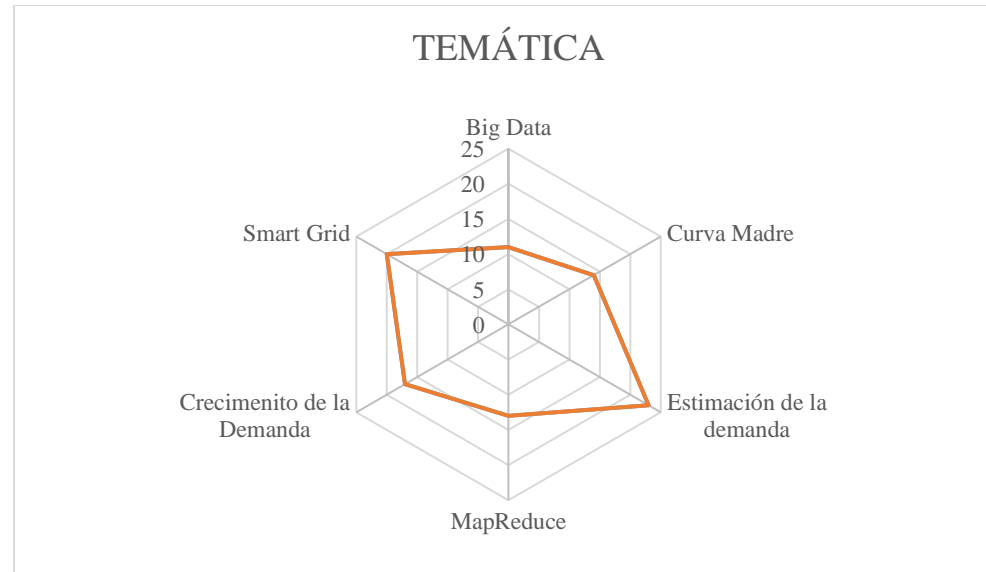


Figura 28. Indicador de formulación del problema - Estado del arte

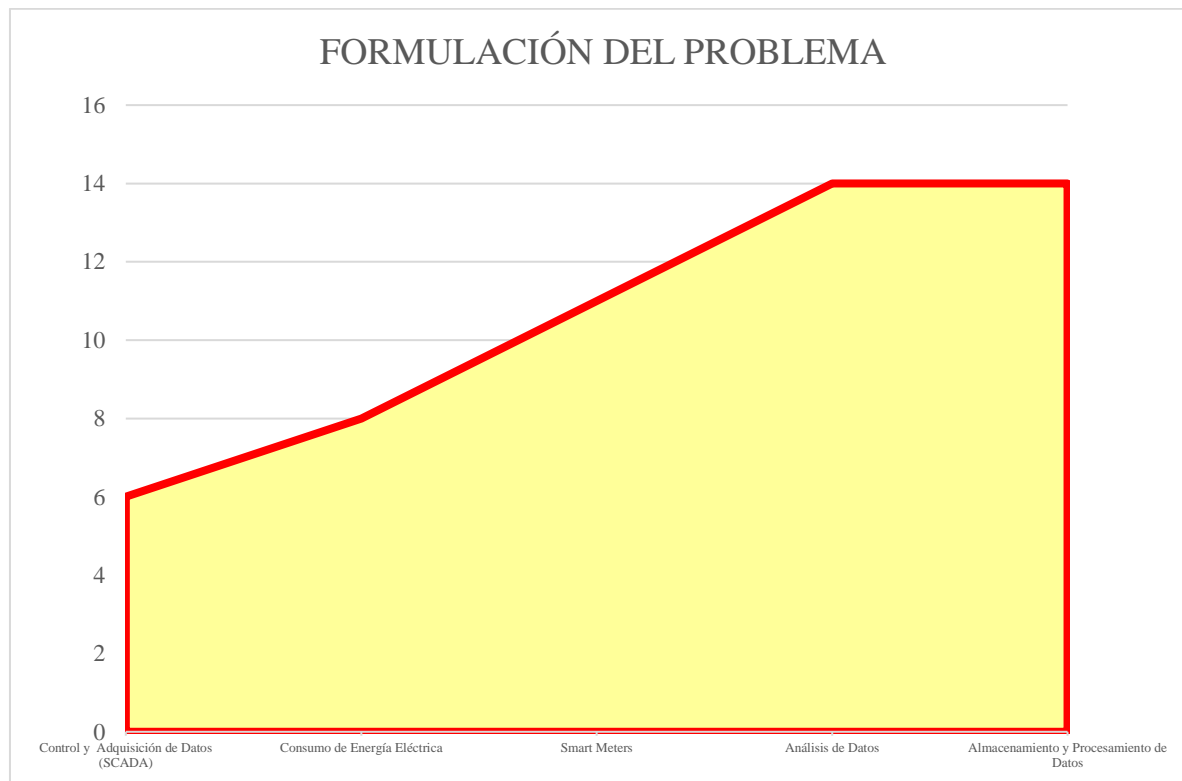


Figura 29. Indicador de solución - Estado del arte

