



Tecnológico Nacional de México

**Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico**

Tesis de Maestría

**“DISEÑO DE UN SISTEMA DE GESTIÓN DE
DEMANDA PARA USO RESIDENCIAL”**

presentada por

Ing. Reynaldo Angel Serrano Cruz

como requisito para la obtención del grado
de

Maestro en Ciencias de la Ingeniería

Director de tesis

Dr. Jorge Hugo Calleja Gjumlich

Codirector de tesis

Dr. Rodolfo Amalio Vargas Méndez

Cuernavaca, Morelos, México. Junio de 2024

Cuernavaca, mor., **20/junio/2024**
OFICIO No. SAC/194/2024
Asunto: Autorización de impresión de tesis

REYNALDO ANGEL SERRANO CRUZ
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA
PRESENTE

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado “**Diseño de un sistema de gestión de demanda para uso residencial**”, ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

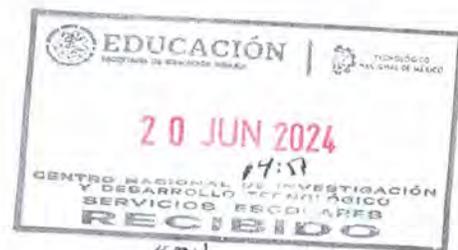
Excelencia en Educación Tecnológica®
“Conocimiento y tecnología al servicio de México”



CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO

C.c.p. Depto. de Servicios Escolares.
Expediente

CMAZ/lmz



Cuernavaca, Mor., **19/junio/2024**
OFICIO No. DIM/037/2024
Asunto: Aceptación de documento de tesis
CENIDET-AC-004-M14-OFICIO

DR. CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del C. Reynaldo Angel Serrano Cruz con número de control M22CE077, de la Maestría en Ciencias de la Ingeniería, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis de grado titulado "Diseño de un Sistema de gestión de demanda para uso residencial " y hemos encontrado que se han atendido todas las observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de Impresión definitiva.



Dr. Jorge Hugo Calleja Gjumlich
Director de tesis



Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez
Revisor 1



Dr. Rodolfo Amalio Vargas Méndez
Codirector de tesis



Dra. Alicia Martínez Rebollar
Revisor 2

C.c.p. Depto. Servicios Escolares.
Expediente / Estudiante

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico otorgado a través de la beca nacional No. 1239531, que hizo posible la realización de mis estudios de maestría.

Al Tecnológico Nacional de México (TecNM) y al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) por la oportunidad de realizar mis estudios de maestría y apoyar a mi formación académica.

Al Dr. Jorge Hugo Calleja Gjumlich, por su guía constante durante el proceso de esta investigación. Agradezco su confianza, sus enseñanzas y la paciencia que demostró mientras me guiaba en este camino de aprendizaje. Además, agradezco su amistad, la cual valoro enormemente. Muchas gracias.

Al Dr. Rodolfo Amalio Vargas Méndez por apoyarme con su contribución durante la realización de la investigación. Aprecio la confianza que depositó en mí, muchas gracias.

A la Dra. Alicia Martínez Rebollar y al Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez, por su participación como miembros de mi comité revisor. Sus comentarios y sugerencias fueron fundamentales para mejorar esta investigación.

A mis amigos, por brindarme su amistad, por su apoyo en los momentos difíciles y por hacer que mi estancia en Cuernavaca fuera más amena y divertida.

A todos y cada uno de ustedes, mi más profundo agradecimiento por su contribución y apoyo.

Resumen

El sistema de suministro y distribución de energía en México ha evolucionado considerablemente en el último siglo. Desde principios del siglo XX hasta la actualidad, el país ha enfrentado importantes desafíos en el sector energético. La creación de la Comisión Federal de Electricidad (CFE) en 1937 fue un momento crucial, estableciendo los cimientos para la generación, transmisión y distribución de energía eléctrica en México.

A medida que el país crecía económicamente y demográficamente, se expandió la capacidad de generación y la infraestructura de transmisión y distribución para satisfacer la creciente demanda energética. En este contexto, el concepto de hábitat y el consumo energético en el ámbito residencial cobraron gran importancia, especialmente ante la crisis global de recursos actuales.

Los picos de demanda energética en los hogares pueden afectar la calidad del suministro eléctrico, por lo que se han propuesto estrategias de gestión para mitigarlos, incluyendo la concienciación pública y la implementación de medidas prácticas. Los gestores de energía juegan un papel clave en la distribución óptima de los electrodomésticos, garantizando una gestión eficiente y sostenible de la demanda energética.

Este estudio aborda los desafíos actuales en los mercados energéticos, exacerbados por la pandemia global y el aumento del trabajo remoto, que ha incrementado la demanda energética residencial. Esto ha planteado nuevas preocupaciones sobre la capacidad de los sistemas energéticos para adaptarse a estas demandas fluctuantes. La falta de flexibilidad en la infraestructura existente puede aumentar el riesgo de apagones.

Para abordar estos desafíos, es crucial desarrollar estrategias y tecnologías para una gestión más inteligente de la demanda energética residencial. Esto incluye la optimización del consumo de energía en los hogares y la mejora de la infraestructura energética, así como la promoción de prácticas de consumo sostenible entre los usuarios.

En esta investigación se presenta un análisis detallado del comportamiento del sistema eléctrico con la implementación del algoritmo de *Grey Wolf Optimizer* (GWO) en lenguaje de Python, para gestionar eficientemente la demanda de energía. El GWO se programó para evitar sobrecargas en el sistema eléctrico, especialmente en regiones como Mexicali, donde la demanda oscila entre los 3000 y 5000 Watt's.

Abstract

The energy supply and distribution system in Mexico has evolved considerably over the last century. From the early 20th century to the present, the country has faced significant milestones and challenges in the energy sector. The creation of the Federal Electricity Commission (CFE) in 1937 was a crucial moment, laying the foundations for the generation, transmission, and distribution of electric power in Mexico.

As the country grew economically and demographically, the generation capacity and the transmission and distribution infrastructure expanded to meet the growing energy demand. In this context, the concept of habitat and energy consumption in the residential sector gained great importance, especially in the face of the current global resource crisis.

Energy demand peaks in households can affect the quality of the electric supply, so management strategies have been proposed to mitigate them, including public awareness and the implementation of practical measures. Energy managers play a key role in the optimal distribution of appliances, ensuring efficient and sustainable management of energy demand.

This study addresses the current challenges in energy markets, exacerbated by the global pandemic and the increase in remote work, which has raised residential energy demand. This has raised new concerns about the capacity of energy systems to adapt to these fluctuating demands. The lack of flexibility in the existing infrastructure can increase the risk of blackouts.

To address these challenges, it is crucial to develop strategies and technologies for smarter management of residential energy demand. This includes optimizing energy consumption in homes and improving energy infrastructure, as well as promoting sustainable consumption practices among users.

This research presents a detailed analysis of the behavior of the electrical system with the implementation of the Gray Wolf Optimizer (GWO) algorithm in Python language, to efficiently manage energy demand. The GWO was programmed to avoid overloads in the electrical system, especially in regions like Mexicali, where demand ranges between 3000 and 5000 Watt's.

Contenido

Agradecimientos	iii
Resumen	iv
Abstract	v
Lista de figuras.....	ix
Lista de tablas.....	xii
Capítulo I Introducción	1
1.1 Estado del arte.....	2
1.1.1 Generalidades de la demanda energética global actual	2
Problemas del sector productivo	4
1.1.2 Sistemas de Gestión de la Energía	5
Actualidad de los HEMS	6
1.1.3 Casas Inteligentes.....	8
1.1.4 Potencia y energía en la industria eléctrica	12
1.1.5 Estrategias para lidiar con los picos de demanda	13
1.1.6 Sistemas de Gestión de Energía del Hogar (HEMS)	15
1.1.7 Confort térmico.....	16
1.1.8 Conclusiones del estado del arte	17
1.2 Planteamiento del problema.....	18
1.3 Hipótesis.....	20
1.4 Objetivos	22
1.4.1 Objetivo general	22
1.4.2 Objetivos específicos	22
1.5 Alcances.....	22
Capítulo II Métodos de optimización	23

2.1 Costo de energía	23
2.2 Sistemas HEMS	23
2.3 Diversos algoritmos de optimización.....	28
Capítulo III Propuesta de solución.....	33
3.1 Metodología del sistema de optimización de lobo gris	34
3.1.1 Clasificación de las cargas de acuerdo a su régimen de operación	35
3.1.2 Descripción del tipo de vivienda de acuerdo al tipo y cantidad de cargas	36
3.1.3 Descripción del caso de estudio.....	45
3.1.4 Planteamiento del algoritmo-método de optimización	58
Capítulo IV Implementación de sistemas de gestión de energía en el hogar con el algoritmo lobo gris.....	60
4.1 Descripción del patrón meteorológico asociado a Mexicali	60
4.2 Criterios para valorar el impacto que el desplazamiento en tiempo de las cargas ejerce en el confort	62
4.3 Algoritmo de distribución en tiempo de las cargas, que reduzca la diferencia entre la demanda máxima y la promedio	63
4.3.1 Verificar el comportamiento del algoritmo, de acuerdo a los criterios de desplazamiento.....	65
4.4 Establecimiento de la secuencia de operación de cargas, sin optimización	66
4.5 Selección de casos de máxima demanda.....	67
4.6 Patrones de consumo.....	68
4.7 Implementación en simulación.....	71
4.7.1 Resumen detallado del código	73
4.7.2 Descripción del programa	75
Capítulo V Resultados	80
Capítulo VI Conclusiones	92

Trabajos futuros	92
Apéndice Capítulo I.....	100
Apéndice Capítulo II.....	100
Apéndice Capítulo III.....	100
Apéndice Capítulo IV	100
Anexo A. Sistema GWO.....	102

Lista de figuras

Capítulo I. Introducción

Figura 1.1 Tasa porcentual de acceso a la electricidad (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022)	3
Figura 1.2 Índice de producción energética por diferentes recursos (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022)	4
Figura 1.3 México: regionalización por estacionalidad climática (CEPAL, 2018)	5
Figura 1.4 Diagrama de puntos de paso de suministro del sistema.....	13

Capítulo II. Propuesta de solución

Figura 2.1 Mecanismo de actualización de posición del sistema GWO(Cheggaga, 2017).....	28
Figura 2.2 Representación de un sistema ACO	32

Capítulo III. Métodos de optimización

Figura 3.1 Los patrones de consumo horario donde las cargas se empalman.....	37
Figura 3.2 Cargas comunes considerada en el sistema	41
Figura 3.3 Comportamiento de la demanda en Baja California (CENACE, 2018)	47
Figura 3.4 Consumo bruto mensual MWh 2017 (CONAHCYT, 2017)	48
Figura 3.5 Comparativo Generación, Capacidad Instalada, Cargas Asociadas y Contratos de Interconexión Legados 2018-2022 (Electricidad, 2022)	49
Figura 3.6 Plano eléctrico de una residencia seleccionada	56

Capítulo IV. Implementación del HEMS con el algoritmo de lobo gris

Figura 4.1 Carga de los datos climáticos de Mexicali en lenguaje de Python.....	61
Figura 4.2 Fecha del día de temperatura más alta	62
Figura 4.3 Simulación de demanda de electrodomésticos con patrones de activación	

específicos	67
Figura 4.4 Pico de demanda que excede el suministro base del sistema de distribución ampliación de un segmento en la Figura 4. 3	68
Figura 4.5 Gráfica de demanda de diversos electrodomésticos con características similares.....	70
Figura 4.6 Demanda con asignación de colores por electrodoméstico.....	71
Figura 4.7 Impresión de nombres y horarios de encendido de los equipos	71
Figura 4.8 Funcionamiento Detallado del Sistema de Gestión de Energía.....	72
Figura 4.9 Configuración del correo de información del sistema	78
Figura 4.10 Mensaje de error simulado.....	79

Capítulo V. Resultados

Figura 5.1Carga acumulada sin la ayuda del sistema GWO	81
Figura 5.2 Carga acumulada con la ayuda del sistema GWO	81
Figura 5.3 Demanda con exclusión de algunas cargas sin GWO.....	82
Figura 5.4 Demanda con exclusión de algunas cargas con GWO.....	83
Figura 5.5 Simulación con restricciones de cargas y sin picos sin GWO.....	84
Figura 5.6 Simulación con restricciones de cargas y sin picos con GWO.....	85
Figura 5.7 Simulación con restricciones de cargas considerando la carga adicional sin GWO	86
Figura 5.8 Simulación con restricciones de cargas considerando la carga adicional con GWO	86
Figura 5.9 Pico de demanda prolongado <i>más</i> allá de lo permitido para interceder por el sistema GWO.....	88
Figura 5.10 Pico de demanda prolongado <i>más</i> allá de lo permitido para interceder por el sistema GWO.....	89
Figura 5.11 Temperatura máxima registrada durante el día más caluroso, del mes más caluroso.....	90

Figura 5.12 Temperatura máxima registrada durante el día menos caluroso, del mes más caluroso..... 90

Figura 5.13 Correo de informe al usuario del sistema GWO 91

Lista de tablas

Capítulo III. Propuesta de solución

Tabla 3.1 Clasificación de las cargas	36
Tabla 3.2 Características de las cargas consideradas	45
Tabla 3.3 Tabla poblacional de Mexicali (INEGI, s.f.).....	51
Tabla 3.4 Periodos de demanda del usuario (Electricidad, 2022).....	54
Tabla 3.5 Cantidad de electrodomésticos	57
Tabla 3.6 Participación de niveles socioeconómicos (SENER, 2014)	58

Introducción

El sistema de suministro y distribución de energía en México ha experimentado una evolución significativa a lo largo de su historia, abarcando más de un siglo de desarrollo y transformación. Desde sus primeros pasos a principios del siglo XX hasta la actualidad, este sistema ha sido testigo de importantes retos, renovaciones y desafíos que han moldeado el panorama energético del país. Uno de los elementos cruciales en esta evolución es la incorporación de los gestores de energía, quienes desempeñan un papel central en la optimización y gestión eficiente de la demanda de energía a nivel residencial y global.

La fundación de la Comisión Federal de Electricidad (CFE) en 1937 marcó un punto de inflexión en el desarrollo del sistema eléctrico mexicano, estableciendo los pilares fundamentales de generación, transmisión y distribución de energía eléctrica en el país. A medida que México experimentaba un crecimiento económico y demográfico, se llevaron a cabo expansiones significativas en la capacidad de generación y en la infraestructura de transmisión y distribución para satisfacer la creciente demanda energética.

En este contexto, es importante considerar el concepto de hábitat, el cual se puede definir como:

“El espacio construido en el que vive el hombre, un ambiente particularmente adecuado a los gustos y necesidades personales de un individuo”¹.

La vivienda, como lugar cerrado y cubierto, construido para que lo habiten las personas, es parte esencial de este hábitat. Según (Malik, 2020), el consumo energético en el ámbito residencial ha adquirido un protagonismo sin precedentes, eclipsando otros aspectos del consumo humano. Esta prominencia se ha intensificado en el contexto actual de una crisis global de recursos, donde la eficiencia energética y la gestión óptima de la demanda se han convertido en prioridades urgentes.

Los problemas asociados con los picos de demanda energética, particularmente evidentes en los hogares, se manifiestan en una serie de consecuencias adversas, incluida una disminución en la calidad del suministro eléctrico. Este fenómeno es especialmente notable debido a la naturaleza variable del consumo energético en

¹ RAE= Lugar de condiciones apropiadas para que viva un organismo, ambiente particularmente adecuado a los gustos y necesidades personales de alguien.

los hogares, influenciado por una variedad de factores, como las actividades diarias de los residentes.

Ante este panorama, se han propuesto diversas estrategias de gestión energética, destinadas a mitigar los impactos negativos de los picos de demanda. Estas estrategias incluyen la concienciación pública sobre la importancia de reducir la demanda energética en momentos críticos y la implementación de medidas prácticas para lograr este objetivo.

En este contexto, los gestores de energía emergen como figuras clave en la gestión eficiente y sostenible de la demanda energética residencial. Su papel consiste en distribuir de manera óptima los períodos de actividad de los electrodomésticos, minimizando el impacto en el confort de los residentes mientras se garantiza una utilización responsable y sostenible de los recursos energéticos disponibles. Esta labor es fundamental para asegurar la estabilidad y la eficiencia del sistema energético en el largo plazo, así como para promover un estilo de vida más sustentable y consciente en la sociedad.

1.1 Estado del arte

El estado del arte se divide en tres secciones de acuerdo con la temática investigada. En la primera parte se presentan las características generales sobre el consumo de la energía. Posteriormente, se describen los principales problemas que afectan directamente al consumo energético.

1.1.1 Generalidades de la demanda energética global actual

En la actualidad el acceso a la electricidad en los países más pobres ha comenzado a acelerarse, la eficiencia energética continúa mejorando y las energías renovables están logrando un progreso impresionante en el sector eléctrico. Ahora más que nunca se está utilizando electricidad, para la mayor parte de la población es con el objetivo de facilitar tanto el estilo (hábitos, calidad y costumbres) de vida, así como sus ocupaciones diarias ya sean en el aspecto laboral como en el doméstico.

La proporción de la población mundial que tiene acceso a este servicio aumentó del 83 % en 2010 al 87 % en 2015, y luego se aceleró al 89 % en 2017 (un aumento de 1 punto porcentual anualmente en los últimos dos años) como se puede ver en la Figura 1.1 (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022).

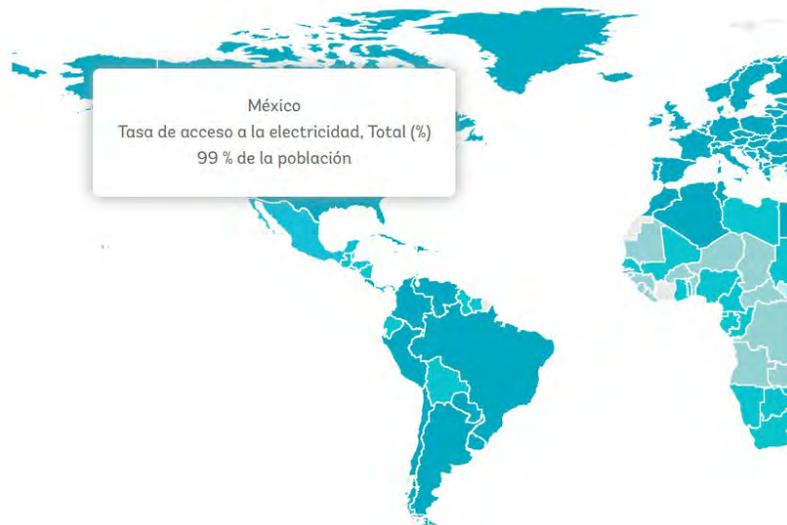


Figura 1.1 Tasa porcentual de acceso a la electricidad (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022)

En la actualidad México ha logrado proporcionar energía eléctrica al 99% de su población, esto gracias a los avances tecnológicos y diversos sistemas de desarrollo. Entre 2000 y 2009, los compromisos financieros internacionales oficiales para energía limpia y renovable en los países en desarrollo oscilaron entre 1.000 y 4.000 millones de dólares al año. Los compromisos aumentaron a \$ 9,9 mil millones en 2010 y a \$ 18,6 mil millones en 2016, un aumento de diez veces desde principios de la década de 2000. A nivel mundial, la electrificación de las zonas rurales progresó rápidamente entre 2015 y 2017.

En 2017, la cobertura rural era del 78 % en comparación con el 97 % en las zonas urbanas. Esto significa que el 87 % de las personas que actualmente no tienen electricidad viven en áreas rurales. Los futuros esfuerzos de electrificación enfrentarán las complejidades de llegar a las poblaciones desatendidas, incluidas las que viven en comunidades remotas y de difícil acceso y las que están conectadas a una red urbana frágil y sobrecargada (Ver Figura 1. 2) (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022).

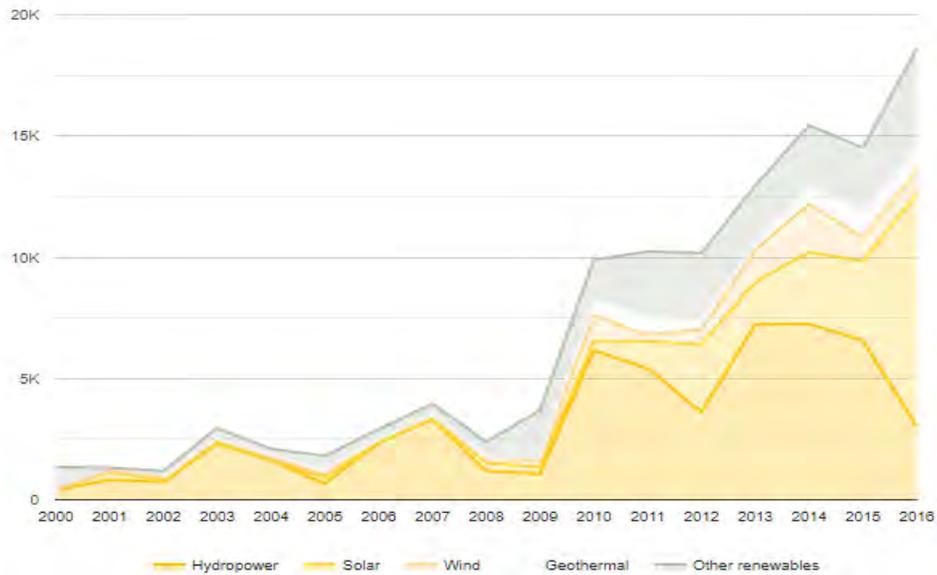


Figura 1.2 Índice de producción energética por diferentes recursos (División de Estadística de las Naciones Unidas, 2022)

Problemas del sector productivo

Uno de los retos en México es hacer más eficiente el aprovechamiento de la energía; al mismo tiempo, logra satisfacer las necesidades que requiere económicamente un país como el nuestro para los diferentes sectores que aquí conviven.

El sector residencial representa el tercer lugar del consumo de energía en México, después del sector transporte y del sector industrial. El consumo de energía de los hogares cubre la energía utilizada en edificios residenciales, incluidos los ubicados en áreas rurales. Aunque mucho se ha hablado de si la energía es esencial para mejorar el bienestar y la economía, y es un medio para reducir la pobreza y elevar el nivel de vida, para analizar esto el residencial sector, es necesario partir de tres tendencias: consumo energético del sector, crecimiento demográfico y privado (CEPAL, 2018).

Hacer eficiente este recurso esencial permite a las grandes empresas mejorar considerablemente su productividad y por tanto su competitividad, permitiéndoles producir bienes y servicios con menor gasto energético y económico.



Figura 1.3 México: regionalización por estacionalidad climática (CEPAL, 2018)

En México el consumo eléctrico para enfriamiento de espacios tiene mayor peso específico en las regiones cálida extrema y tropical como se puede ver en la Figura 1. 3. Ya en 2015 se estima que estas regiones destinaron 36,6% y 21,1% de su consumo eléctrico a este propósito, respectivamente.

Una intensidad energética nacional puede disminuir por mejoras en la eficiencia energética de los sectores de consumo, pero también por un cambio estructural en la economía del país, como en el caso de una mayor tercerización de la economía que implicaría una menor cantidad de energía para producir una unidad del producto interno bruto (PIB).

En general, el sector energético está más preocupado por la demanda, porque es el que requiere más trabajo ya que depende de la decisión de cientos de miles y no pocos empresarios, es decir, la eficacia de la oferta.

1.1.2 Sistemas de Gestión de la Energía

El HEMS (Sistema de gestión de la energía en el hogar, por sus siglas en inglés) es establecer los métodos y procesos necesarios para mejorar el desempeño energético, incluyendo la eficiencia y uso. La aplicación del sistema tiene como objetivo reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, el costo de la energía y los impactos ambientales relacionados. Por lo tanto, la aplicación de un HEMS es factible para todas las empresas y todos los tamaños, independientemente de su ubicación geográfica, cultural o social, ya que este sistema ayuda tanto en el aspecto económico, como en el productivo.

Para ello, es necesario especificar los requisitos para desarrollar e implementar una política energética, estableciendo objetivos, metas y planes de acción obligatorios y teniendo en cuenta los requisitos legales; además de proporcionarse información relacionada con el consumo de energía (Energía, 2018). La Conuee (la Comisión Nacional para el Uso Eficiente de la Energía) establece programas y acciones que propician el aprovechamiento sustentable de la energía mediante la optimización de todos sus procesos y actividades, desde su explotación hasta el consumo final.

El Programa Nacional de Sistemas de Gestión Energética (PRONASGEEn) monitorea el progreso de las políticas públicas, programas y acciones de eficiencia energética en México. Es una plataforma abierta a especialistas del sector, y al público en general, mostrando estadísticas energéticas e indicadores de eficiencia energética, construido a partir de 35 fuentes oficiales de estadísticas de distintos sectores de consumo de la energía en el país, en 5 secciones principales:

- Base de datos,
- Descomposición,
- Comparación,
- Escenarios,
- Indicadores estatales.

Para lograrlo, una de las estrategias principales del PRONASGEEn es la promoción e implementación de Redes de Aprendizaje sobre EE (Eficiencia energética) o principalmente de HEMS, donde las empresas, industrias u organizaciones participantes pueden contar con una herramienta transparente y sustentable para difundir, implementar y compartir medidas para la mejora de su desempeño energético a un costo mínimo (Energía, 2018).

Actualidad de los HEMS

La creciente demanda de electricidad y la aparición de las redes inteligentes presentan nuevas oportunidades para un sistema de gestión de energía en el hogar (o HEMS, de *Home Energy Management System*) que puede reducir el consumo de energía. Los HEMS incorpora una herramienta de respuesta al consumidor que cambia y reduce la demanda para mejorar la energía que el hogar consume.

Este sistema de oferta y demanda comúnmente crea horarios de consumo óptimos al considerar factores como costos de energía, preocupaciones ambientales, perfiles de carga y comodidad del consumidor.

Con el despliegue de medidores inteligentes se ha hecho posible el control de

cargas utilizando el SGEN con dispositivos habilitados para respuesta a la demanda. El objetivo principal de una HEM es el sistema que incluye ahorro de energía por medio de la reducción de la relación pico a promedio (PAR), el costo de consumo de electricidad, pico de demanda y energía pérdida.

En Europa y Estados Unidos, los programas de respuesta a la demanda se han implementado ampliamente para ajustar el tiempo, el consumo total de electricidad y el nivel de demanda instantánea. La respuesta del cliente se puede realizar mediante tres opciones, cada una de las cuales considera el costo y las medidas tomadas por el cliente.

- En la primera opción, los clientes pueden disminuir su consumo de electricidad durante los períodos pico críticos cuando los precios son alto para evitar excederla capacidad de suministro, esta opción impone un efecto temporal en el nivel de comodidad.
- En una la segunda opción, los clientes pueden responder a los altos precios de la electricidad cambiando el funcionamiento de ciertos electrodomésticos de los períodos de mayor demanda a los periodos de demanda más bajos.
- En la tercera opción, un cliente utiliza generación distribuida in situ. En este caso, el patrón de uso de electricidad del cliente cambia modificando su rutina diaria (Khosla, 2015).

Para lograr la reducción en el consumo de electricidad, es vital contar con información actualizada a lo largo del día sobre el uso de electricidad en los hogares. Esto permite dibujar el perfil de comportamiento del usuario en función de la demanda de electricidad del hogar para un momento específico del día.

Los principales impulsores de la eficiencia energética son: una mayor conciencia de los consumidores, el cambio de electrodomésticos, cambio en los hábitos y rutinas de los usuarios, así como conocer de loa programas de apoyo, medidas de ahorro y políticas actuales relacionadas con la eficiencia energética de los electrodomésticos con el objetivo de alentar al usuario a adquirir artículos electrónicos de menor consumo energético.

La eficiencia energética de los principales electrodomésticos está mejorando todo el tiempo. Por lo que es entendible que la mejora en la eficiencia de los electrodomésticos ayuda a mejorar la eficiencia de distribución energética de las empresas productoras. Como resultado, con el comportamiento constante del usuario, el consumo de electricidad es menor (Ilze Laicane, 2015).

1.1.3 Casas Inteligentes

La característica principal de los hogares inteligentes es la capacidad de dispositivos controladores para la programación óptima del tiempo de conexión de los electrodomésticos. Además, la instalación de paneles fotovoltaicos (PV) puede proporcionar beneficios para los consumidores el aire acondicionado (AC), puede ser programados en una forma de reducir la factura energética, aunque estos pueden contar con una desventaja la cual es que su índice de producción se reduce drásticamente si no se cuenta con la suficiente irradiancia solar.

Según la Real Academia Española (RAE²), el término "Domótica" se deriva de la combinación de las palabras latinas "domus", que significa hogar, y "telemática". Esta disciplina se define como la aplicación de técnicas de telecomunicación e informática en la transmisión de información computarizada. También conocida como automatización del hogar, la domótica implica el uso de tecnología para mejorar y controlar diversos aspectos de una vivienda, con el fin de hacerla más inteligente, eficiente y cómoda.

El objetivo es mejorar la calidad de vida de los residentes al integrar diferentes dispositivos y sistemas para que funcionen de manera coordinada:

1. **Iluminación inteligente:** Sistemas de iluminación que pueden controlarse de forma remota, programarse o responder a sensores para mejorar la eficiencia energética y la seguridad.
2. **Termostatos inteligentes:** Sistemas de control de temperatura que se pueden programar y ajustar de forma remota, aprendiendo las preferencias del usuario con el tiempo.
3. **Seguridad del hogar:** Integración de cámaras de seguridad, detectores de movimiento y cerraduras inteligentes que pueden ser monitoreadas y controladas de forma remota.
4. **Electrodomésticos inteligentes:** Electrodomésticos, como refrigeradores, hornos y lavadoras, que pueden monitorearse y controlarse a través de un sistema central.
5. **Persianas y cortinas automatizadas:** Cubiertas de ventanas motorizadas que pueden controlarse manual o automáticamente según la hora del día, la luz solar o las preferencias del usuario.

² <https://dle.rae.es/dom%C3%B3tica?m=form>. Consultada el 8 de marzo de 2024.

6. **Sistemas de control por voz:** Integración de asistentes activados por voz, como Amazon Alexa™ o Google Assistant™, para controlar diversos dispositivos y sistemas.
7. **Concentradores para el hogar inteligente:** Dispositivos centralizados que conectan y controlan diferentes aparatos domésticos inteligentes, proporcionando una interfaz unificada para los usuarios.
8. **Gestión de energía:** Monitoreo y control del consumo de energía a través de medidores y dispositivos inteligentes para optimizar la eficiencia, evitar el desperdicio de energía y reducir costos.
9. **Sistemas de entretenimiento:** Integración de sistemas de audio y video para una experiencia de entretenimiento en el hogar sin problemas e inmersiva.
10. **Riego automatizado:** Sistemas de riego inteligentes para jardines que se ajustan según las condiciones climáticas y las necesidades de las plantas.

La domótica se refiere a la integración de la tecnología en el diseño y la automatización de una variedad de sistemas en el hogar o en un edificio, con el objetivo de mejorar la calidad de vida y la eficiencia energética.

Los sistemas de domótica suelen depender de protocolos como Wi-Fi para la comunicación entre dispositivos. Además, las aplicaciones móviles y los paneles de control centralizados permiten a los usuarios administrar y monitorear su hogar inteligente desde cualquier lugar con conexión a Internet.

Por lo que respecta a las cargas, se pueden clasificar en diferentes categorías:

- La primera categoría también se conoce como cargas obligatorias, lo que a su vez implica que no se pueden reducir, controlar ni aplazar. Las cargas de referencia habituales son el sistema de iluminación, el horno y la televisión.
- El segundo grupo, es decir, las cargas de ráfaga, se conocen como cargas diferibles-flexibles o programables, ya que su período de funcionamiento se puede diferir a otro período del día para que la demanda de energía de la casa se maneje de manera más adecuada.
- El tercer tipo de carga es significativo para el usuario ya que impacta directamente en su índice de comodidad, incluye la demanda de energía, relacionada con los electrodomésticos de varios grupos que generalmente dependen del área de la residencia, las condiciones climáticas y los ocupantes que residen en la misma, tanto su número como sus ingresos.

Esta cuestión ha dado lugar a una colaboración más amplia entre diferentes fabricantes. Recientemente, los usuarios pasivos predominantes han ido cambiando a usuarios activos, que tienen la capacidad de producir energía mediante el uso de sus activos de generación instalados (Lesiba Mokgonyana, 2017).

En un sistema que se implementó en Hong Kong, tras acoplar el modelo térmico de resistencia y capacitancia (RC) de una habitación con un modelo empírico de consumo de potencia AC (aire acondicionado), obtuvieron reducciones de potencia AC bajo diferentes estrategias de control durante el periodo de respuesta de la demanda. Los resultados de la simulación muestran que las estrategias de control de restablecimiento del punto de ajuste de temperatura permiten que el consumo de energía disminuya durante el evento de respuesta de la demanda, y la reducción máxima aumenta cuando el punto de ajuste se establece más alto (Maomao hu F. X., 2017). En este estudio se percataron que, gracias al modelo que implementaron se puede obtener la dinámica térmica esencial en la habitación con aire acondicionado apoyado con una estructura simple, esto les ayudo dar capacitación a los residentes, con la ayuda de los datos recopilados por el sistema e implementando un control de supervisión y ahorro de energía.

Un ejemplo de aplicación práctica de esta modalidad se evidencia en un estudio realizado en Hong Kong (Maomao hu F. , 2017), donde se implementó un sistema que combinó un modelo térmico de resistencia y capacitancia (RC) de una habitación con un modelo empírico de consumo de potencia AC (aire acondicionado). Este enfoque resultó en reducciones significativas en el consumo de energía durante periodos de respuesta de la demanda, especialmente al regular el punto de ajuste de temperatura. Estos resultados, respaldados por datos recopilados y un control de supervisión, demuestran el potencial de los HEMS en la gestión eficiente y el ahorro de energía en entornos domésticos.

Siguiendo con la línea de investigación sobre gestión de energía en Smart Homes y su impacto en la reducción de costos y optimización del consumo, se han explorado diferentes enfoques y técnicas que enfatizan la eficiencia energética y la respuesta a la demanda. Estos estudios ofrecen perspectivas clave para entender cómo las estrategias de gestión de energía pueden beneficiar tanto a los consumidores como a las redes eléctricas.

En un estudio (Hussain, 2015), se plantea el empleo de la programación óptima de electrodomésticos en un Smart Home para minimizar los costos de energía. Esto se logra ajustando en tiempo real la tasa de activación de los dispositivos según los precios de energía. Además, la instalación de fuentes de energía renovable permite la exportación de electricidad a la red principal, ofreciendo al consumidor la oportunidad de reducir sus facturas y contribuir a la sostenibilidad energética.

(Rodríguez, 2021) introdujo un esquema de procesamiento síncrono-asincrónico que utiliza funciones y operaciones no lineales para mejorar la diversidad en GWO. Este ajuste logró un mejor equilibrio entre exploración y explotación, junto con mayor precisión y evitación de mínimos locales. Este enfoque innovador permite que el GWO explore de manera más efectiva el espacio de búsqueda, asegurando una cobertura más amplia de soluciones potenciales y evitando la convergencia prematura a óptimos locales.

(AlShabi, 2021) propuso un enfoque de GWO de múltiples grupos, donde cada grupo, o clan, consta de cuatro niveles de lobos. Esta estructura resultó en una convergencia más rápida y una búsqueda más eficiente de soluciones. El método se aplicó con éxito para extraer parámetros de una célula solar fotovoltaica. La organización en múltiples grupos permite una exploración más diversa del espacio de búsqueda, mejorando la capacidad del algoritmo para encontrar soluciones óptimas en un menor tiempo.

(Banerjee, 2022) presentó una variante modificada llamada Adult-Pup Teaching–Learning Based Interactive Grey Wolf Optimization (AP-TLB-IGWO). Aquí, los lobos adultos y cachorros actúan como agentes de búsqueda, trabajando simultánea e independientemente para explorar todo el espacio de búsqueda. El intercambio de información entre adultos y cachorros mejoró la diversificación y el equilibrio entre exploración y explotación. Este enfoque innovador permite una exploración más completa del espacio de búsqueda, mejorando la capacidad del algoritmo para encontrar soluciones óptimas y evitar la convergencia prematura a óptimos locales.

Otro enfoque destacado es el uso de programación fuera de las horas pico para reducir costos de energía mediante el monitoreo de electrodomésticos inteligentes (Fakhar, 2022). Este estudio resalta la importancia de considerar el comportamiento de los precios en el rendimiento de las técnicas de programación horaria, donde se observa un desempeño más eficiente durante las horas de menor costo energético. Esta estrategia no solo beneficia a los consumidores al reducir sus gastos energéticos, sino que también contribuye a aliviar la presión sobre las redes eléctricas durante los períodos de mayor demanda.

Además, se propone un sistema de gestión de energía para hogares inteligentes basado en una técnica heurística (Jindal, 2020). Este sistema considera las prioridades del usuario, la potencia disponible de la red y los recursos energéticos distribuidos para optimizar el consumo y mantener la estabilidad de la red eléctrica. Esta aproximación se alinea con la creciente necesidad de sistemas flexibles y adaptables que puedan gestionar de manera eficiente la energía en entornos domésticos complejos.

En el contexto de la creciente demanda y la inestabilidad en la red eléctrica debido al aumento del consumo y la descentralización de recursos energéticos, se han evaluado sistemas de almacenamiento de energía (Van Der Stelt, 2018). Estos sistemas, como el almacenamiento de energía del hogar (HES) y el almacenamiento de energía comunitaria (CES), buscan mejorar el autoconsumo de energía solar y reducir desequilibrios en la red. Esta integración de sistemas de almacenamiento es crucial para aprovechar al máximo la energía renovable y garantizar la estabilidad del suministro eléctrico.

Por último, se destaca un enfoque innovador basado en aprendizaje de refuerzo iterativo para la programación en tiempo real de electrodomésticos en hogares inteligentes (Khan, 2020). Este esquema, denominado RSOTHA-QL, utiliza agentes de aprendizaje para optimizar el consumo de energía de manera dinámica y eficiente, garantizando un mínimo consumo de energía y coordinando múltiples dispositivos en el hogar. Este tipo de enfoque demuestra cómo la inteligencia artificial y el aprendizaje automático pueden ser herramientas poderosas en la gestión energética de hogares inteligentes, permitiendo una adaptación continua a las condiciones cambiantes del entorno.

En conjunto, estos estudios y enfoques resaltan la importancia de la gestión inteligente de la energía en Smart Homes para mejorar la eficiencia, reducir costos y contribuir a la estabilidad de las redes eléctricas, al tiempo que promueven un uso más sostenible de los recursos energéticos disponibles.

1.1.4 Potencia y energía en la industria eléctrica

En la industria eléctrica, la potencia se denomina demanda. Como ejemplo, supóngase que se tienen cuatro focos de 60 Watts cada uno. Si los cuatro se conectan simultáneamente a la red eléctrica, representarán entonces una demanda de 240 Watts.

En la industria eléctrica, la energía se denomina consumo. Con el ejemplo del párrafo anterior, si los focos permanecen conectados durante dos horas, consumirán 480 Watts-Hora.

Los Watts-Hora se utilizan comúnmente, en lugar de los Joules. Las dos horas consideradas corresponden a 7200 segundos; por lo tanto, el consumo de energía será $E = (240 \text{ W})(7200 \text{ s}) = 1,728,000 \text{ J} = 1.728 \text{ MJ}$.

La empresa productora de energía eléctrica se distingue por comercializar su suministro en términos de una forma de onda de voltaje perfectamente sinusoidal, caracterizada por una amplitud y frecuencia constantes. Este enfoque se orienta

hacia la satisfacción de la demanda en potencia de los usuarios, es decir, los clientes, al mismo tiempo que se mantiene la calidad de la forma de onda del voltaje, asegurando una forma de onda sinusoidal consistente, una frecuencia estable y una amplitud invariable.

Este compromiso con la calidad del suministro eléctrico se ve reflejado en la estructura de suministro representada en el diagrama de la Figura 1.4. Este diagrama, a través de su representación gráfica, brinda una visualización clara de cómo se gestiona el seguimiento del suministro, la demanda, los picos de consumo y las posibles fallas por sobrecarga.

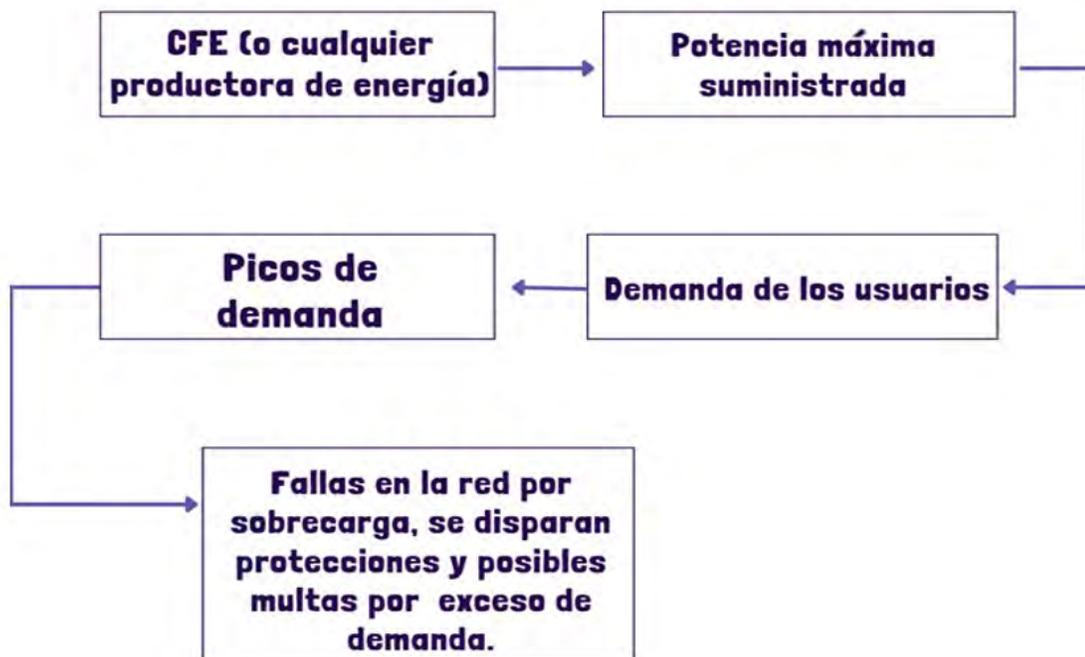


Figura 1.4 Diagrama de puntos de paso de suministro del sistema

1.1.5 Estrategias para lidiar con los picos de demanda

Reducir los picos de demanda implican la implementación de estrategias que aplanen la curva de demanda eléctrica, evitando así que la demanda máxima sobrecargue el sistema.

Control de la demanda

Conjunto de medidas y estrategias utilizadas para gestionar y regular la cantidad de

electricidad requerida por los consumidores en un determinado período de tiempo. El objetivo principal del control de la demanda eléctrica es equilibrar la oferta y la demanda de electricidad, evitando sobrecargas en la red eléctrica y mejorando la eficiencia energética.

- a) **Patrones de consumo:** Los patrones de consumo se refieren a las formas y hábitos en los que las personas utilizan los recursos y bienes y servicios para satisfacer sus necesidades y deseos. Estos patrones están influenciados por una variedad de factores, como la cultura, el entorno económico, las preferencias individuales y las tendencias sociales.
- b) **Programas de Respuesta a la Demanda:** Según (Albadi, 2008) estos programas incentivan a los consumidores a reducir o cambiar su consumo de electricidad durante los períodos de alta demanda. Estudios han demostrado que los programas de respuesta a la demanda pueden reducir significativamente los picos de demanda y mejorar la estabilidad del sistema eléctrico.
- c) **Almacenamiento de Energía:** El uso de sistemas de almacenamiento de energía, como las baterías, permite almacenar electricidad durante los períodos de baja demanda y liberarla durante los picos de demanda. (Denholm, 2010) estudiaron cómo esta tecnología se ha vuelto cada vez más viable y se utiliza para equilibrar la oferta y la demanda en tiempo real.
- d) **Eficiencia Energética:** Para (Gillingham, 2009) mejorar la eficiencia energética en edificios, industrias y transporte puede reducir la demanda total de electricidad. Esto incluye la implementación de tecnologías más eficientes y prácticas de ahorro de energía, como formas de ayudar a aplanar la curva de demanda y evitando picos de energía.

Aumentar la Capacidad Instalada

Aumentar la capacidad instalada implica la construcción de nuevas plantas generadoras de electricidad o la ampliación de las existentes. Este enfoque busca asegurar que la oferta de electricidad sea suficiente para satisfacer la demanda máxima en cualquier momento.

- a) **Desarrollo de Energías Renovables:** Uno de los métodos más comunes para aumentar la capacidad instalada es a través del desarrollo de fuentes de energía renovable, como la solar y la eólica. Según (IRENA, 2020)

(International Renewable Energy Agency), la capacidad instalada de energía renovable ha crecido significativamente en la última década, lo que ha contribuido a una mayor estabilidad y sostenibilidad del suministro eléctrico.

b) Mejora de la Eficiencia en Plantas Existentes: Otro enfoque es mejorar la eficiencia de las plantas de generación existentes propuesto por (Hammons, 2012) y (International Energy Agency., 2018) es la modernización de equipos y la implementación de tecnologías avanzadas pueden aumentar la capacidad efectiva de las plantas sin necesidad de construir nuevas instalaciones.

1.1.6 Sistemas de Gestión de Energía del Hogar (HEMS)

Para abordar este proyecto, se ha enfocado en soluciones que prescindan de la instalación de paneles solares u otras fuentes renovables, así como de baterías, centrándose en cambio en sistemas de gestión de energía para el hogar (HEMS por sus siglas en inglés). A continuación, se detallan algunos aspectos clave desarrollados durante esta investigación:

Optimización de la demanda eléctrica: Los sistemas HEMS posibilitan el monitoreo y control del consumo energético de electrodomésticos y dispositivos eléctricos en tiempo real. Analizando patrones de uso y preferencias de los usuarios, estos sistemas optimizan la demanda energética para reducir picos de consumo.

Programación inteligente: Mediante la programación, los HEMS ajustan automáticamente los ciclos de trabajo de los dispositivos para que operen en momentos de menor demanda o tarifas más bajas, maximizando el uso de energía renovable en caso de contar con ellas y minimizando costos eléctricos.

Control remoto y automatización: Los HEMS permiten a los usuarios controlar dispositivos eléctricos de forma remota mediante aplicaciones móviles o interfaces web, facilitando la gestión energética aún estando fuera de casa, lo que aumenta la conveniencia y flexibilidad.

Análisis de datos y retroalimentación: Estos sistemas recolectan datos detallados sobre el consumo energético y brindan retroalimentación a los usuarios sobre sus hábitos de consumo, permitiéndoles tomar decisiones informadas para optimizar su uso de energía y reducir su huella de carbono.

Integración con dispositivos inteligentes: Los HEMS se integran con

dispositivos inteligentes en el hogar, como termostatos y electrodomésticos conectados, para gestionar la energía de manera centralizada y coordinada, creando un ecosistema doméstico inteligente que optimiza la eficiencia energética en toda la vivienda.

1.1.7 Confort térmico

El confort térmico, definido como el bienestar subjetivo que experimenta una persona en su entorno térmico, es un aspecto crucial en el diseño de edificios y espacios urbanos. Este concepto se fundamenta en la capacidad del cuerpo humano para regular su temperatura interna y adaptarse a las condiciones ambientales. Para mantener una temperatura interna de aproximadamente 37°C, el cuerpo humano disipa calor mediante procesos de conducción, convección y evaporación.

El diseño arquitectónico y urbanístico desempeña un papel fundamental en la creación de ambientes térmicamente confortables. La arquitectura bioclimática, por ejemplo, busca aprovechar las condiciones climáticas y ambientales para proporcionar un confort térmico óptimo en el interior de los edificios. Esto implica considerar aspectos como la ubicación geográfica, la exposición solar, la ventilación natural y la orientación del edificio (Moyano, 2012).

Hoy en día los consumidores tienden a instalar paneles fotovoltaicos y dispositivos EES (Energy Efficiency Services) para satisfacer parcialmente sus demandas. Durante las horas pico de irradiancia, los paneles fotovoltaicos producen una cantidad considerable de electricidad y su producción puede almacenarse en el EES o incluso ser consumida por los aparatos del SGen (Energy Management Systems). La presencia de dispositivos EES en línea con algún otro aparato de control puede proporcionar un recurso de energía efectivo con una flexibilidad considerable para atender la demanda durante las horas pico de consumo del usuario apoyados mediante bancos de almacenamiento energético.

Además del diseño arquitectónico, el uso de tecnologías como paneles fotovoltaicos y dispositivos de eficiencia energética (EES) también contribuye a mejorar el confort térmico y reducir el consumo de energía. Durante las horas de mayor irradiación solar, los paneles fotovoltaicos generan electricidad que puede almacenarse en sistemas EES o utilizarse directamente para satisfacer la demanda energética. Esto proporciona flexibilidad y eficiencia en la gestión de la energía durante los picos de consumo (Ali Esmaeel Nezhad, 2021).

La incorporación de electrodomésticos y sistemas inteligentes en edificios también juega un papel importante en la gestión del confort térmico y la eficiencia energética. Por ejemplo, los sistemas de aire acondicionado con controladores inteligentes pueden ajustarse de manera dinámica para mantener la temperatura dentro de rangos específicos, lo que permite un uso más eficiente de la energía y una mayor comodidad para los usuarios.

Es importante destacar que la percepción del confort térmico está influenciada por diversos factores ambientales, como la humedad, la velocidad del aire y el calor radiante. Por tanto, el diseño y la gestión de espacios deben tener en cuenta estas variables para garantizar un ambiente interior óptimo en términos de confort térmico.

La temperatura del aire determina la cantidad de calor que el cuerpo cede al aire, principalmente por convección. En términos generales, se considera que el intervalo de confort térmico para la mayoría de las personas se encuentra entre los 20 °C y los 25 °C, siendo este rango una temperatura agradable y adecuada tanto en verano como en otras estaciones.

Las variaciones grandes de temperatura son indeseables. La temperatura del aire percibida como agradable está íntimamente relacionada con otros factores ambientales. Así, una temperatura ambiente insatisfactoria puede caer dentro de ciertos rangos, ajustando uno o más factores ambientales. El uso de ropa adecuada también cae en esta categoría.

1.1.8 Conclusiones del estado del arte

- De acuerdo al estado del arte, se comprende que la disgregación de las cargas en una comunidad un método práctico para gestionar de manera efectiva el consumo energético total y mejorar el confort térmico. Esto se puede lograr mediante técnicas de control inteligente, la integración de gestores de energía y la promoción de hábitos eficientes.
- La implementación de un sistema de predicción del control de temperatura basado en datos ambientales, que permita iniciar el enfriamiento de las habitaciones fuera de los horarios pico y desconectar automáticamente aparatos domésticos en espera para reducir las cargas parasitarias/innecesarias que influyen en el consumo eléctrico del usuario. Puede lograrse mediante la integración de sensores de temperatura y humedad en el sistema de gestión de energía, permitiendo ajustar la climatización de manera anticipada según las condiciones ambientales previstas.

- La disgregación de las cargas en una comunidad implica la distribución inteligente del consumo eléctrico en diferentes momentos del día, aprovechando períodos de menor demanda para realizar actividades que requieran un alto consumo de energía. Esto no solo reduce la presión sobre las redes eléctricas durante los picos de demanda, sino que también puede llevar a una optimización de los costos energéticos tanto para los proveedores como para los consumidores.
- En Mexicali, la distribución inteligente puede contribuir significativamente a mejorar el confort térmico de los residentes mientras se optimiza el uso de la energía donde las temperaturas pueden alcanzar niveles extremos, esta anticipación puede ayudar a minimizar el uso de sistemas de calefacción y aire acondicionado durante los momentos de mayor demanda eléctrica, contribuyendo así a reducir los costos energéticos y mitigar la presión sobre la red eléctrica.
- Para lograr una disgregación efectiva de las cargas, es fundamental la implementación de tecnologías de control inteligente y sistemas de gestión de energía. Estos sistemas pueden monitorear y regular el consumo de energía en tiempo real, identificando patrones de uso y ajustando automáticamente la operación de dispositivos y electrodomésticos para maximizar la eficiencia energética.
- La automatización y el control remoto de los dispositivos domésticos a través de la tecnología IoT (Internet de las cosas) permiten a los usuarios gestionar su consumo de energía de manera más eficiente y conveniente. Desde ajustar la temperatura del termostato hasta apagar luces y electrodomésticos cuando no se están utilizando, estas soluciones ofrecen un mayor control y visibilidad sobre el consumo energético en el hogar. En el contexto de Mexicali, donde la tecnología IoT está cada vez más presente en los hogares gracias a la renovación de los electrodomésticos, esta integración puede facilitar la implementación de estrategias de gestión de la demanda energética y mejorar la eficiencia en el uso de la energía eléctrica.

1.2 Planteamiento del problema

En la actualidad, los mercados energéticos se enfrentan a desafíos monumentales debido a una compleja intersección de factores climáticos, sociales y culturales,

según lo indicado por la IEA (Agencia Internacional de Energía, 2020). Dentro de este panorama, el sector residencial se destaca como uno de los mayores impulsores de la demanda energética, especialmente exacerbado durante la pandemia global. La adopción generalizada del trabajo remoto, conocido como "home office", ha generado un aumento significativo en el tiempo que las personas pasan en sus hogares, ejerciendo así una presión adicional sobre el suministro de energía.

Este cambio hacia un mayor uso residencial ha planteado nuevas preocupaciones en términos de gestión y optimización energética. La demanda eléctrica en los hogares ha experimentado fluctuaciones notables, dado que los electrodomésticos y dispositivos electrónicos, incluyendo equipos de trabajo remoto como computadoras y dispositivos de comunicación, operan durante períodos prolongados y en múltiples momentos del día.

El desafío principal radica en la capacidad de los sistemas energéticos actuales para adaptarse a estas nuevas demandas y variaciones en el consumo residencial. La falta de flexibilidad en la infraestructura existente para hacer frente a picos de demanda imprevistos puede resultar en tensiones adicionales en la red eléctrica y aumentar el riesgo de apagones.

Para abordar este desafío de manera efectiva, es crucial desarrollar estrategias y tecnologías que permitan una gestión más inteligente y adaptable de la demanda energética residencial. Esto implica no solo la implementación de medidas para optimizar el consumo de energía en los hogares, sino también la mejora de la infraestructura y la capacidad de respuesta de los sistemas energéticos a las fluctuaciones en la demanda. Asimismo, es fundamental promover la concienciación y educación sobre prácticas de consumo energético sostenible entre los usuarios residenciales, fomentando así un cambio de actitud y comportamiento hacia un uso más eficiente de la energía.

Durante una ola de calor excepcional que se suscitó en el año 2024 y un aumento repentino en la demanda eléctrica, entre el 7 y el 9 de mayo, México experimentó un notable incremento en el consumo de energía, alcanzando valores cercanos a los 50 mil megavatios (MW) (CENACE, 2024). En este contexto, las normativas y operaciones establecidas contemplan una reserva mínima del 6% para hacer frente a cualquier afectación o incremento imprevisto en la demanda. Si esta reserva desciende por debajo del 6%, se emite una alerta a los actores de la industria eléctrica, detallando la situación, mientras que al público en general se le comunica simplemente la alerta. Sin embargo, este no fue el único factor que contribuyó a la situación. Durante este periodo de alta demanda, coincidió con el mantenimiento de ciertos equipos en las centrales eléctricas, lo que generó la necesidad de

implementar medidas para asegurar el equilibrio en el suministro eléctrico del país.

Para mantener la estabilidad en el Sistema Eléctrico Nacional (SEN), se realizaron interrupciones rotativas en el servicio eléctrico: 288 minutos el martes 7 de mayo; 109 minutos el miércoles 8 de mayo y 179 minutos el jueves 9 de mayo del año 2024. Estas interrupciones se realizaron de manera escalonada para evitar que los usuarios permanecieran largos periodos sin electricidad, procurando no afectar las instalaciones críticas como hospitales, estaciones de bombeo de agua, supermercados, y antenas de comunicación, entre otros.

Los eventos ocurridos entre el 7 y el 9 de mayo resaltaron la importancia de una gestión eficiente del SEN para garantizar su seguridad y fiabilidad. La comunicación clara y la coordinación inmediata entre la Comisión Federal de Electricidad (CFE) y el Centro Nacional de Control de Energía (CENACE), junto con la implementación de medidas estratégicas para mitigar los impactos, fueron fundamentales. Como resultado de estos eventos, al menos 15 entidades sufrieron cortes de energía, incluyendo San Luis Potosí, Ciudad de México, Hidalgo, Zacatecas, Veracruz, Puebla, Estado de México, Chiapas, Querétaro, etc.

1.3 Hipótesis

La reducción de los picos de demanda a nivel residencial se plantea como una solución efectiva y menos costosa en comparación con la construcción de nuevas instalaciones de generación de energía. Este enfoque no solo requiere una menor inversión inicial, sino que también puede implementarse en un plazo de tiempo más corto. Para entender cómo una distribución efectiva de las cargas eléctricas puede lograrse sin exceder un límite de demanda predeterminado, si se entiende como distribución efectiva de las cargas eléctricas aquella en la cual no se excede un límite de demanda predeterminado gracias a la disgregación de las cargas, se propone la siguiente hipótesis:

“La aplicación de un software basado en el algoritmo de Optimización de Manada de Lobos (GWO) para la gestión dinámica de la potencia que demandan los electrodomésticos residenciales resultará en una distribución efectiva de los periodos de activación de las cargas eléctricas”.

Esta propuesta se fundamenta en la capacidad del algoritmo GWO para adaptarse dinámicamente a las condiciones cambiantes de la demanda energética residencial. Al implementar este algoritmo en un software diseñado para gestionar la potencia de los electrodomésticos, se espera que el sistema pueda identificar y optimizar los momentos óptimos para activar

cada carga eléctrica, evitando así exceder el límite de demanda establecido.

Capacidad de Adaptación Dinámica: El GWO tiene una ventaja particular en su capacidad para adaptarse a las variaciones en la demanda de energía. Esta adaptabilidad es crucial en el contexto residencial, donde el uso de electrodomésticos puede ser impredecible y variado. El algoritmo puede ajustar los tiempos de activación de los electrodomésticos en respuesta a las fluctuaciones en la demanda, con el fin de que la demanda sea lo más estable posible y dentro de sus capacidades no supere los límites establecidos.

Distribución Colaborativa de la Carga: La naturaleza colaborativa del algoritmo GWO, que emula el comportamiento de una manada de lobos, permite una distribución equilibrada de la carga eléctrica entre los diferentes electrodomésticos. Este enfoque colaborativo no solo optimiza la eficiencia energética del sistema residencial, sino que también distribuye la carga de manera equitativa, evitando sobrecargas en momentos específicos. De esta manera, se maximiza la eficiencia y se minimizan los picos de demanda.

La implementación de un software basado en GWO para la gestión de la demanda residencial en comparación con la construcción de nuevas plantas de generación, comprende que el tiempo necesario para desarrollar e implementar este software es considerablemente más corto. La reducción de los picos de demanda a través de este método contribuirá a una distribución más estable y eficiente de la carga eléctrica en los hogares.

Se espera que, mediante la optimización de los periodos de activación de los electrodomésticos, el sistema basado en GWO:

- Reduzca significativamente los picos de demanda de energía.
- Mejore la estabilidad del suministro eléctrico residencial.
- Aumente la eficiencia energética global de los hogares.
- Proporcione una solución de rápida implementación y con menores costos.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Optimizar el perfil de demanda eléctrica en una comunidad remota, de manera que se evita exceder un valor máximo, dado por la capacidad de la red de suministro eléctrico.

1.4.2 Objetivos específicos

- Caracterizar las variables ambientales y los patrones de funcionamiento que impactan en la demanda eléctrica.
- Implementar metodologías de control de demanda para satisfacer las necesidades de las residencias.
- Incorporar mecanismos de activación y desactivación remota (al nivel simulación con aplicaciones, enlaces telefónicos, etc.).

1.5 Alcances

- La funcionalidad del software basado en el algoritmo GWO se verificará aplicándolo, mediante simulación, a una residencia “típica” ubicada en Mexicali.
- Las estimaciones de consumos de los electrodomésticos se basarán en promedios publicados por CFE, o por organizaciones especializadas (v.g.: CONAE).
- Las características de los aparatos electrónicos para las residencias se duplicarán de una residencia a otra, emulando las características y uso de forma similar.
- La operación de electrodomésticos y las estrategias de control se implementarán a nivel simulación.

Métodos de optimización

En este capítulo se mencionan diversos métodos de optimización, en donde se describen sus diferentes características y ventajas durante la implementación de cada sistema.

2.1 Costo de energía

El coste de la energía es un factor crucial que influye en la economía de los usuarios. Este costo está determinado por varios aspectos, entre los cuales se incluyen el nivel de consumo y la eficiencia energética de los dispositivos y sistemas utilizados. Además, el costo de la energía varía según la forma y el momento en que se utiliza. Por ejemplo, el consumo durante las horas pico, cuando la demanda de energía es alta, suele ser más caro debido a la necesidad de generar energía adicional, lo que puede implicar el uso de fuentes menos eficientes y más costosas. Esto no solo incrementa el coste económico, sino también el impacto ambiental, ya que estas fuentes adicionales suelen contribuir a mayores emisiones de gases de efecto invernadero (José L. Msrtpinez-Godiy 1, 2021). Por lo tanto, es crucial monitorizar y gestionar los picos de demanda, ya que estos pueden causar sobrecargas en la infraestructura eléctrica, incrementando los costos de operación y mantenimiento, y aumentando la probabilidad de interrupciones en el suministro eléctrico.

2.2 Sistemas HEMS

Los Sistemas de Administración de Energía Doméstica (HEMS) son herramientas esenciales para mitigar los problemas relacionados con la demanda energética y los costos asociados. Estos sistemas están diseñados para gestionar de manera eficiente el consumo de energía en los hogares, optimizando los patrones de uso energético. Según (Shareef, 2018), los HEMS son fundamentales para crear patrones de consumo óptimos, teniendo en cuenta factores como los costos de la energía, las preocupaciones ambientales, los perfiles de carga y las demandas específicas de los consumidores. Los HEMS pueden ajustar automáticamente el uso de dispositivos domésticos para reducir el consumo durante las horas pico, aprovechar tarifas más bajas en períodos de baja demanda y disminuir el impacto ambiental del consumo energético. En resumen, los HEMS ayudan a los usuarios a reducir sus costos energéticos y contribuyen a la sostenibilidad y estabilidad del sistema eléctrico.

Medidores inteligentes: La implementación de medidores inteligentes ha revolucionado la forma en que se gestiona la carga eléctrica en los hogares mediante los HEM'S y dispositivos habilitados para la respuesta a la demanda (DR). Estos medidores permiten un monitoreo detallado y en tiempo real del consumo energético, proporcionando a los usuarios la capacidad de ajustar su consumo durante los períodos de alta demanda. Esta capacidad de respuesta contribuye significativamente a la estabilidad del sistema eléctrico, ya que reduce la presión sobre la infraestructura durante los picos de demanda. Los programas de DR, cuando se combinan con HEMS efectivos, ofrecen incentivos financieros para que los usuarios ajusten su comportamiento de consumo, lo que no solo ayuda a equilibrar la carga del sistema eléctrico, sino que también reduce las facturas de energía para los consumidores. En resumen, los medidores inteligentes son una herramienta clave para optimizar el uso de energía y mejorar la eficiencia del sistema eléctrico.

Precio de la energía: Es importante destacar que, en algunos países, los precios de la electricidad se negocian entre las empresas de servicios públicos y los grandes clientes industriales o residenciales, según lo indicado por Shareef (2018). Este tipo de negociación es viable y rentable principalmente para aquellos consumidores cuyo uso de energía representa una parte significativa de sus gastos operativos. La implementación de sistemas de control como los HEMS se justifica económicamente para estos grandes consumidores, ya que pueden beneficiarse de tarifas energéticas más bajas y programas de incentivos por la reducción del consumo. La reducción del consumo o la modificación de los patrones de uso energético ayuda a abordar los problemas relacionados con los picos de demanda, que pueden superar la capacidad de suministro de energía. Al gestionar eficientemente el consumo, estos grandes usuarios no solo ahorran en costos energéticos, sino que también contribuyen a la estabilidad y eficiencia del sistema eléctrico en general.

Costos y aire acondicionado: La inclusión de los costos asociados al aire acondicionado residencial en los programas de respuesta a la demanda es una estrategia crucial debido a la alta carga que estos sistemas imponen a las redes de suministro eléctrico. Los métodos de control mencionados por (Wang, 2020) y (Che, 2019) se centran en reducir esta carga mediante la priorización del estado virtual de carga del aire acondicionado, manteniendo la comodidad térmica en los hogares. Estas estrategias incluyen el uso de tecnologías avanzadas como los aires acondicionados inverter, que ajustan continuamente la velocidad del compresor para mantener la temperatura deseada de manera más eficiente. Además, se aplican estrategias de recuperación durante los picos de demanda para minimizar el impacto en la red eléctrica. Por ejemplo, encapsular una habitación con un aire

acondicionado inverter basado en modelos termodinámicos permite optimizar el consumo energético al mantener una temperatura constante con menor uso de energía. Este enfoque no solo reduce la carga en la red durante los picos de demanda, sino que también mejora la eficiencia energética y reduce los costos operativos para los usuarios.

Patrones de consumo: Los patrones de consumo energético de los usuarios pueden ser significativamente modificados mediante métodos de control avanzados, como los descritos por (Nezhad, 2021). Estos métodos incluyen el uso de tarifas de horario de consumo (ToU por sus siglas en inglés), que ajustan los precios de la electricidad según la hora del día, incentivando a los usuarios a consumir energía durante los períodos de baja demanda cuando las tarifas son más bajas. Además, se utilizan estrategias de auto programación en aplicaciones de sistemas de administración de energía doméstica (HEMS), que permiten a los dispositivos ajustar automáticamente su funcionamiento para optimizar el consumo energético. Estas estrategias no solo ayudan a distribuir la demanda de energía de manera más uniforme a lo largo del día, sino que también pueden resultar en ahorros significativos para los usuarios al reducir el precio de la energía.

Tipos de cargas: Las estrategias avanzadas de control de energía permiten modelar y gestionar diferentes tipos de cargas dentro de un hogar, incluyendo cargas fijas, flexibles e interrumpibles. Las cargas fijas son aquellas que requieren un suministro constante de energía, como refrigeradores y sistemas de iluminación básicos. Las cargas flexibles son aquellas que pueden ser ajustadas o retrasadas sin afectar significativamente el confort o la funcionalidad, como lavadoras y secadoras. Las cargas interrumpibles son aquellas que pueden ser temporalmente desconectadas durante los picos de demanda, como algunos sistemas de aire acondicionado y calentadores de agua. Estas estrategias permiten un mayor control sobre el funcionamiento del aire acondicionado, optimizando su uso sin comprometer el confort térmico de los usuarios, lo cual es crucial para mantener un ambiente habitable y cómodo.

Flexibilidad de programación: En todos estos sistemas de control de energía, es fundamental considerar la flexibilidad de programación a diferentes niveles de dispositivos conectados a redes inteligentes, como destaca (Mota, 2022). Los programas de control deben ser lo suficientemente flexibles para adaptarse a una amplia variedad de dispositivos y patrones de uso, asegurando que se puedan implementar de manera eficaz en diferentes contextos. Además, es esencial tener en cuenta las características demográficas de los usuarios para comprender mejor sus comportamientos y necesidades energéticas. Este enfoque permite desarrollar estrategias de control más precisas y eficaces. Con la evolución de las normativas

de producción de energía, también se pone un mayor énfasis en el control y la integración de fuentes de generación alternativas, como la energía solar y eólica, para aliviar la carga sobre los sistemas eléctricos tradicionales y mejorar la sostenibilidad energética.

Optimización de redes inteligentes: La optimización sociotécnica de las redes inteligentes para reducir los picos de demanda se vuelve factible mediante la coordinación descentralizada de horarios flexibles de uso de energía a nivel de electrodomésticos, como menciona (Fanitabasi, 2020). Esta estrategia implica coordinar el funcionamiento de los electrodomésticos de manera que su consumo se distribuya de manera más uniforme a lo largo del día, evitando picos de alta demanda. Sin embargo, es importante considerar que algunos de estos métodos pueden requerir que los usuarios renuncien a cierto grado de comodidad, ya que puede ser necesario adherirse a un horario preestablecido para la operación de sus dispositivos. Por ejemplo, los usuarios podrían tener que programar la lavadora o el lavavajillas para que funcionen durante la noche o en horarios específicos. Este enfoque puede no ser aceptable para todos, ya que muchos usuarios prefieren mantener el control sobre el uso de sus electrodomésticos según sus propios hábitos y necesidades diarias.

Soluciones con almacenamientos de energía: Otra clase de sistemas de gestión energética incluye características de almacenamiento de energía para mitigar los picos de demanda en el sistema. Estos sistemas almacenan energía durante los períodos de baja demanda y la liberan cuando la demanda es alta, lo cual ayuda a equilibrar la carga en la red eléctrica. Sin embargo, los sistemas de almacenamiento actuales a menudo no son lo suficientemente grandes para suministrar toda la energía requerida por aparatos de alto consumo, como los aires acondicionados, lo que puede afectar la comodidad del usuario (Pholboon, 2016). Además, al considerar sistemas de generación alternativa de energía, se observa que estos pueden mejorar las capacidades de almacenamiento. (Gong, 2021) muestra cómo un sistema que reduce su carga puede ser sostenido con baterías de respaldo en casos de emergencia por períodos cortos, aunque esto puede ofrecer poco confort al usuario. La eficiencia de estos sistemas depende del tipo de baterías utilizadas, que pueden variar en términos de capacidad y duración. Por ejemplo, los nuevos métodos de transporte, como los vehículos eléctricos, requieren soluciones de almacenamiento específicas debido a sus características particulares (Xiong, 2017) (Khemakhem, 2019). También es importante tener en cuenta la degradación de los sistemas de almacenamiento y el desgaste de las baterías, lo cual puede afectar su rendimiento a largo plazo (Gevorkov, 2021).

Modelos de control: Con el aumento de las instalaciones eléctricas residenciales, se observa un impacto similar en el sistema de suministro eléctrico, generando picos de demanda que a menudo ocurren en horarios vespertinos (Liu, 2016). Un modelo de control predictivo escalonado (SMPC, por sus siglas en inglés) puede ser implementado en diversos casos de bajo consumo por parte de los usuarios sin afectar su confort. Este modelo predice el consumo futuro y ajusta el suministro de energía en consecuencia, permitiendo frenar la demanda máxima en comunidades sin almacenamiento de energía electroquímica. Sin embargo, una desventaja de esta predicción es que solo puede gestionar cargas establecidas que no son desplazables debido a la falta de almacenamiento adecuado. Esto limita la flexibilidad del sistema y su capacidad para adaptarse a cambios imprevistos en la demanda energética.

Inclusión de fuentes de energía renovables: Incrementar la penetración de recursos energéticos renovables, como la generación distribuida a través de microrredes inteligentes locales y domésticas, puede ser una estrategia efectiva para reducir la demanda de energía de la red principal (Khan, 2020). Sin embargo, esta solución no es factible para todos los usuarios debido a los altos costos iniciales asociados con la instalación de estos sistemas. Por ejemplo, aunque el uso de Aire Acondicionado (AA) suele coincidir con los períodos de alta producción de energía solar, la demanda energética de un aire acondicionado de 1 tonelada requiere aproximadamente entre 6 y 8 paneles solares para ser alimentado de manera efectiva (solar, p, 2022). Esta necesidad de múltiples paneles solares implica una inversión significativa para los usuarios, lo que puede no ser económicamente viable para todos. Además, las instalaciones de generación renovable pueden ocasionar desajustes de potencia en la red, ya que la energía generada puede no coincidir perfectamente con la demanda en tiempo real, lo que pone en riesgo la estabilidad del sistema eléctrico (Elias, 2018).

Bombeo: En algunos casos, se considera el uso de procesos de bombeo de agua con sistemas de control y fuentes de generación y almacenamiento de energías alternas como una forma de gestión energética (Gevorkov, 2021). Sin embargo, este tipo de procesos no representa un factor significativo que afecte la demanda energética general, ya que usualmente se realizan durante horarios de baja demanda, como la madrugada. Esta programación permite que el bombeo de agua no cause una gran molestia para los usuarios ni una sobrecarga en los sistemas de suministro de la red eléctrica. Por lo tanto, aunque el bombeo con energía alternativa contribuye a la gestión eficiente del uso energético, su impacto en la reducción de los picos de demanda es relativamente limitado.

2.3 Diversos algoritmos de optimización

En la gestión eficiente de la demanda de energía, se ha prestado atención a diversos algoritmos meta-heurísticos que contribuyen a resolver problemas complejos de optimización. Entre estos algoritmos se encuentran los siguientes:

El algoritmo básico comprende un modelo matemático del comportamiento de caza de los lobos grises (GWO) como se puede observar en la Figura 2.1, aunque los lobos grises tienen la capacidad de reconocer la ubicación de la presa y rodearla siguiendo al líder (alfa), no se tiene información sobre la posición óptima (presa) en un espacio de búsqueda abstracto. Para simular matemáticamente el comportamiento de caza del lobo gris, se asume que los líderes (alfa, beta y delta) tienen más información sobre la posible posición de la presa. Como resultado, se guardan las tres mejores soluciones obtenidas hasta el momento, y otros agentes de búsqueda, como los omegas, se ven obligados a actualizar sus posiciones de acuerdo con las tres mejores posiciones actuales.

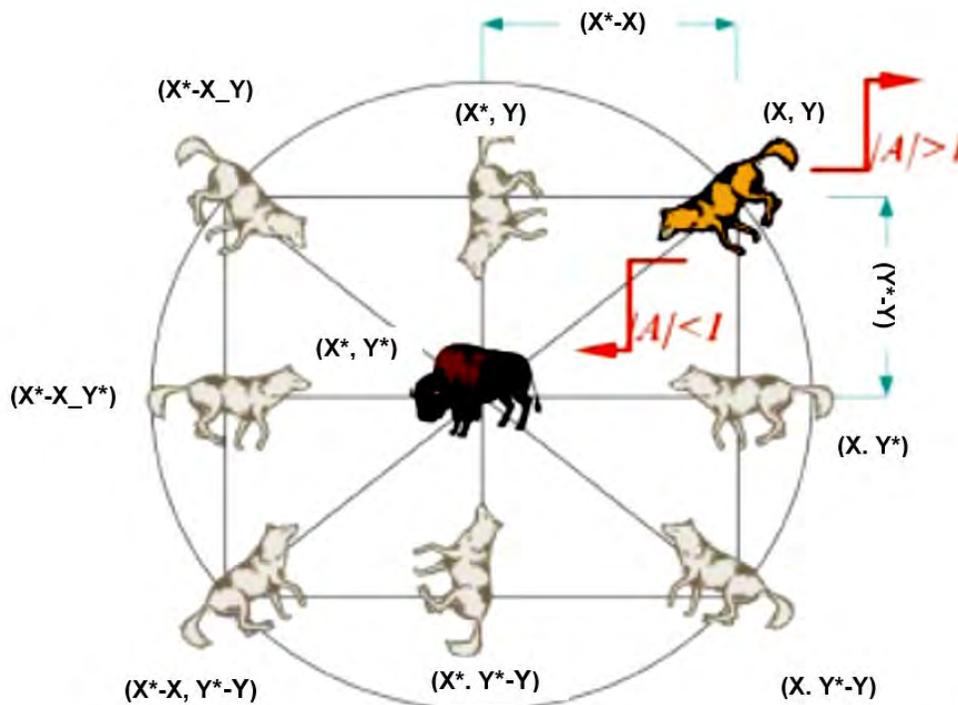


Figura 2.1 Mecanismo de actualización de posición del sistema GWO(Cheggaga, 2017)

Algoritmo de Lobo Gris:

Recientemente, el algoritmo metaheurístico Gray Wolf Optimization (GWO) ha

emergido como una estrategia efectiva en la optimización energética. Inspirado en la estructura social y comportamiento de caza de los lobos grises, el GWO se ha utilizado para abordar diversos problemas de optimización, incluyendo la gestión de energía en sistemas complejos. La implementación del GWO, junto con otros algoritmos, contribuye a enfoques diversificados para la gestión eficiente de la energía, proporcionando soluciones adaptativas y eficientes.

El algoritmo GWO ha avanzado notablemente al integrar principios de autómatas celulares (CA) en algoritmos evolutivos. Esta fusión tiene como objetivo potenciar las capacidades de exploración del GWO y mitigar el problema de quedar atrapado en óptimos locales. La integración de CA permite una mejor exploración del espacio de soluciones y ayuda a evitar la convergencia prematura a soluciones subóptimas. Este enfoque ha sido significativo para mejorar la eficacia de los algoritmos de optimización.

Dentro del marco del GWO, se ha reconocido la utilidad de incorporar principios de autómatas celulares para superar las limitaciones inherentes del algoritmo. Investigadores, como (Lu, 2020), han introducido una versión mejorada del GWO que aborda problemas específicos, integrando conceptos de autómatas celulares. Esta adaptación mejora la capacidad del GWO para explorar soluciones y reduce el riesgo de convergencia a óptimos locales, demostrando beneficios sustanciales en la optimización de sistemas complejos.

Adaptive Grey Wolf Optimizer:

En la categoría de Adaptive Grey Wolf Optimizer, se busca mejorar la eficiencia del GWO mediante la adaptación automática de sus parámetros. Este enfoque innovador incluye la combinación de técnicas de minería de datos con el GWO, como el método propuesto por (Yildirim, 2021). Este método ha sido sometido a pruebas extensivas en diversos conjuntos de datos, demostrando su eficiencia y precisión al identificar reglas de clasificación óptimas. La capacidad de adaptar automáticamente los parámetros permite al GWO responder de manera más eficaz a diferentes condiciones de optimización, mejorando tanto la velocidad de convergencia como la calidad de las soluciones encontradas.

Chaotic Grey Wolf Optimizer:

Dentro de la categoría de Chaotic Grey Wolf Optimizer, se introduce el uso de principios de teoría del caos para evitar mínimos locales y mejorar la exploración del espacio de búsqueda. Investigadores como (Lu, 2020) han propuesto múltiples versiones de GWO utilizando diferentes funciones de mapeo caótico, destacando la eficacia de estas variantes frente a problemas de ingeniería específicos. La

implementación de funciones caóticas mejora la capacidad del algoritmo para explorar el espacio de soluciones de manera más efectiva, evitando la convergencia prematura y proporcionando soluciones de alta calidad.

Dynamic Grey Wolf Optimizer:

En la categoría de Dynamic Grey Wolf Optimizer, se busca proporcionar más flexibilidad y capacidad de búsqueda mediante la modificación dinámica del tamaño de la población y el mejoramiento del intercambio de información entre los mejores lobos. Se utilizan estrategias no lineales para equilibrar la búsqueda de óptimos locales y globales. Investigaciones como las de (Luo, 2019) proponen versiones dinámicamente dimensionadas del GWO que han demostrado superar al GWO original en términos de velocidad de convergencia y calidad de las soluciones. Este enfoque dinámico permite al algoritmo ajustar su comportamiento de acuerdo con las necesidades del problema específico, mejorando su rendimiento general.

Opposition Grey Wolf Optimizer:

En la categoría de Opposition Grey Wolf Optimizer, se introduce el uso de estrategias basadas en la oposición para abordar problemas de estancamiento y falta de diversidad que el GWO estándar podría experimentar. Por ejemplo, (Jingwei and Abdullah, 2021) aplican un GWO basado en la oposición para la selección de características y clasificación de señales electromiográficas (EMG), demostrando su eficacia en comparación con métodos convencionales. Las estrategias de oposición mejoran la capacidad del GWO para explorar nuevas áreas del espacio de soluciones, aumentando la diversidad y evitando la convergencia prematura.

Structured Population Grey Wolf Optimizer:

Dentro de la categoría de Structured Population Grey Wolf Optimizer, se exploran estrategias para mejorar la eficiencia del GWO al estructurar la población en diferentes grupos en función del rango o calidad de cada subgrupo. Estos enfoques buscan abordar la complejidad de problemas de optimización a gran escala y mejorar el rendimiento del GWO. Un ejemplo es el Hierarchy-Strengthened GWO propuesto por (Qiang and Chen, 2019), diseñado para optimizar problemas de gran escala con múltiples variables de decisión. Al estructurar la población, este enfoque permite una mejor gestión de la diversidad y la convergencia, mejorando la capacidad del GWO para resolver problemas complejos.

Desarrollo Evolutivo del GWO:

En el desarrollo evolutivo del GWO, se ha introducido un enfoque que clasifica la población en lobos dominantes y omega. Mientras los primeros se entrenan con una

estrategia de aprendizaje de élite, los segundos se benefician de la evolución diferencial y un GWO mejorado. Este método busca equilibrar las estrategias de explotación y exploración, y las pruebas respaldan su eficacia y rapidez de convergencia. Al combinar diferentes estrategias de aprendizaje y evolución, este enfoque evolutivo mejora significativamente la capacidad del GWO para encontrar soluciones óptimas en un menor tiempo, manteniendo un equilibrio entre la exploración del espacio de búsqueda y la explotación de soluciones prometedoras.

Nuevo parámetro para GWO:

La mejora del comportamiento de búsqueda de GWO incluyó la introducción de un nuevo parámetro adaptable para asignar pesos adecuados a las soluciones. Además, se utilizó una operación de cruce y un parámetro adaptativo para mejorar la diversidad de la población y mantener un equilibrio entre exploración y explotación (Jeyafzam, 2021). Estas mejoras permiten al algoritmo adaptarse mejor a diferentes tipos de problemas de optimización, mejorando su rendimiento general y su capacidad para encontrar soluciones óptimas.

(Miao, 2020) implementó mejoras en GWO para superar limitaciones y aumentar la velocidad de convergencia. La incorporación de coeficientes adaptables y una nueva ecuación de actualización de posición destacó las capacidades de exploración y llevó a resultados superiores en la optimización de funciones globales conocidas. Estas mejoras permiten que el algoritmo explore de manera más efectiva el espacio de búsqueda y encuentre soluciones óptimas en un menor tiempo.

(Rezaei, 2022) introdujo una versión llamada VAGWO para abordar la falta de un operador de velocidad en la técnica de actualización de posición. Este método demostró eficiencia y precisión en la optimización de problemas altamente dimensionales y complejos. La inclusión de un operador de velocidad mejora la capacidad del algoritmo para explorar el espacio de búsqueda y encontrar soluciones óptimas en un menor tiempo, especialmente en problemas de alta dimensionalidad.

Estas son algunas de las variantes y mejoras del Algoritmo de Optimización de Lobo Gris (GWO) amplían su aplicabilidad y eficacia en una variedad de problemas de optimización, proporcionando soluciones más precisas y eficientes. Algunos otros sistemas igualmente importantes a considerar son los siguientes:

Algoritmo de Colonias de Hormigas:

Inspirado en el comportamiento de las colonias de hormigas Figura 2.2, el algoritmo de colonias de hormigas (ACO, por sus siglas en inglés) es una técnica de

optimización que busca soluciones óptimas mediante la simulación de la manera en que las hormigas encuentran los caminos más cortos hacia la comida. En el contexto de la optimización energética, este algoritmo se utiliza para identificar caminos eficientes y minimizar el consumo energético. Por ejemplo, ACO puede ser aplicado para optimizar rutas en redes de distribución de energía o para gestionar la carga en sistemas eléctricos, mejorando así la eficiencia global del sistema (Daniel Ferney Hernandez Joya, 2013).

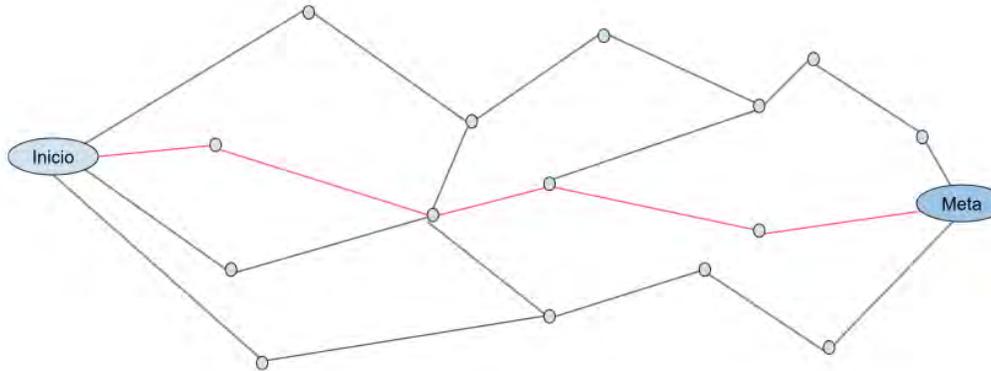


Figura 2.2 Representación de un sistema ACO

Algoritmo VNS-DEEPSO (*Variable Neighborhood Search - Distributed Evolutionary Particle Swarm Optimization*):

El algoritmo VNS-DEEPSO combina la búsqueda de vecindario variable (VNS) con la optimización evolutiva de enjambre de partículas distribuida (DEEPSO). Este enfoque híbrido se utiliza para la gestión eficiente de recursos energéticos, aprovechando la capacidad de VNS para explorar diferentes "vecindarios" de soluciones y la robustez de DEEPSO para optimizar en espacios de solución complejos. La combinación de estos métodos permite encontrar soluciones de alta calidad para problemas de optimización energética, como la planificación y distribución de recursos en redes inteligentes (Pedro J. García Guarín, 2019).

Propuesta de solución

En este capítulo se describen las generalidades que abarca las dos primeras secciones de la metodología para el desarrollo de esta investigación, en el cual se consideran varios factores que se requieren en la implementación del proceso en el control del sistema. Los picos de demanda de energía eléctrica causan desequilibrios en la capacidad de suministro y pueden comprometer la estabilidad de la red eléctrica. En este estudio, se propuso un enfoque para abordar estos desafíos mediante la distribución temporal de las cargas eléctricas, garantizando al mismo tiempo el confort del usuario. Esto se logra a través de la implementación simulada de metodologías de control de la demanda, con el objetivo de mitigar los picos de consumo que impactan el sistema eléctrico nacional.

La consideración de factores de confort abarca diversas dimensiones:

- Factores sociológicos, como el tipo de actividad realizada, el nivel educativo, el entorno familiar, las tendencias en moda, las preferencias alimenticias y la adaptación cultural.
- Factores psicológicos, que varían según las características individuales de cada usuario.
- Condiciones ambientales como la temperatura ambiente, la radiación solar, la humedad y la circulación del aire.
- Parámetros externos relacionados con el confort térmico, interconectados en las Cartas Bioclimáticas.

La creciente demanda de electricidad en el ámbito residencial ha generado una presión significativa sobre las infraestructuras eléctricas existentes. Este caso se enfoca en la gestión de cargas dentro del sistema eléctrico de una comunidad, con el propósito de optimizar los costos energéticos y mejorar el confort térmico en los hogares mediante el fomento de prácticas y tecnologías eficientes.

El hogar, como núcleo esencial de la vida cotidiana, representa el escenario principal para el consumo de energía eléctrica destinada a una variedad de actividades. Estas actividades incluyen desde el almacenamiento y preparación de alimentos hasta el cuidado de la salud de los residentes, el mantenimiento de dispositivos de entretenimiento y estudio, y las labores domésticas en general.

Para entender las particularidades de la zona, es crucial analizar sus estilos de vida, tradiciones, procesos productivos y el uso de herramientas en las actividades diarias. Estos elementos influyen en la forma en que se distribuye y utiliza la energía eléctrica en estos entornos, destacando la importancia de adaptar las soluciones energéticas a las necesidades y dinámicas específicas de cada comunidad.

El conocimiento detallado de las actividades económicas locales y la orientación económica de las comunidades son elementos clave para diseñar estrategias efectivas de ahorro energético. Esta información estadística proporciona una visión completa de los patrones de consumo energético en los hogares de la región, permitiendo identificar áreas de enfoque prioritario en la optimización del uso de la energía.

El sector de refrigeración y aire acondicionado representa un importante consumidor de energía eléctrica. A pesar de los avances tecnológicos que han mejorado la eficiencia de los sistemas residenciales de aire acondicionado, persisten hábitos subóptimos y falta de conocimiento entre los usuarios, lo que conduce a un consumo excesivo de energía. La adopción de viviendas inteligentes, equipadas con dispositivos conectados a la red, ofrece la posibilidad de controlar y supervisar de forma remota estos sistemas, optimizando su funcionamiento y reduciendo el consumo innecesario de energía.

El concepto de eficiencia humana está directamente vinculado al confort, lo que ha convertido al aire acondicionado en una necesidad básica en muchas regiones. En México, su uso se ha expandido desde las zonas del norte, donde es más habitual debido a las altas temperaturas, hacia las regiones centrales y costeras. Esta expansión refleja la importancia que la población otorga al confort térmico, lo que a su vez impulsa la demanda de sistemas de climatización eficientes y tecnologías que permitan un uso inteligente de la energía.

3.1 Metodología del sistema de optimización de lobo gris

Para llevar a cabo el desarrollo de la investigación, se siguió una serie de pasos para la programación del sistema de simulación del entorno de la residencia, con la finalidad de validar la hipótesis.

- a. Clasificar las cargas de acuerdo a su régimen de operación (fija, flexible y desplazable).
- b. Definir una vivienda tipo (tipos y cantidad de cargas).

- c. Definir un patrón meteorológico (asociado a Mexicali) (Ver sección 4.1).
- d. Establecer criterios para valorar el impacto del desplazamiento de las cargas (Ver sección 4.2).
- e. Desarrollar un algoritmo de distribución en tiempo de las cargas, que reduzca (e idealmente minimice) la diferencia entre la demanda máxima y la promedio (Ver sección 4.3).
- f. Verificar el comportamiento del algoritmo, de acuerdo a los criterios de desplazamiento (Ver sección 4.3.1).
- g. Establecer secuencia de operación de cargas, sin optimización (Ver sección 4.4).

3.1.1 Clasificación de las cargas de acuerdo a su régimen de operación

La clasificación de una carga eléctrica como se muestra en la Tabla 3.1 se dividió en fija, flexible y desplazable depende de varios factores y del contexto en el que se encuentre.

Se identifica el Tipo de Carga:

- Fija: Estas cargas son críticas y no pueden ser pospuestas, como sistemas de calefacción o refrigeración, etc.
- Flexible: Puede ajustarse, pero con ciertas restricciones. Por ejemplo, podría haber flexibilidad en la hora exacta de conexión, pero no se puede posponer indefinidamente.
- Desplazable: Aquí, la carga puede ser pospuesta o reprogramada sin afectar significativamente el rendimiento. Ejemplos incluyen la carga de baterías, electrodomésticos no esenciales, etc.

Tabla 3.1 Clasificación de las cargas

Carga	Fija	Flexible	Desplazable
Aire acondicionado	X	X	
Bomba de agua		X	
Alumbrado		X	X
Plancha		X	X
Refrigerador	X	X	X
Lavadora		X	X
Horno de μ -ondas		X	x
Licuadaora		X	
Plancha de cabello	X		X
Televisión	X	X	
Equipo de cómputo	X	X	
Cafetera	X		
Focos		X	X
Ventilador		X	X

3.1.2 Descripción del tipo de vivienda de acuerdo al tipo y cantidad de cargas

En consonancia con la información proporcionada, para esta investigación se tomó en cuenta una residencia de tamaño moderado que comprende de dos habitaciones, dos baños, una sala-comedor, cocina y pasillos. Este diseño residencial refleja un nivel económico medio-alto, sugiriendo un ambiente propicio para un núcleo familiar, principal conformado por padres y dos hijos.

La distribución de cargas eléctricas en esta vivienda se alinea con las necesidades y hábitos típicos de una familia de este perfil socioeconómico. Se contempla la presencia de electrodomésticos esenciales para el funcionamiento diario, tales como: el refrigerador, lavadora, secadora de cabello, entre otros. Además, se incluyen dispositivos de entretenimiento y confort, tales como: televisión, equipo de audio y ventiladores, que son comunes en áreas de convivencia tanto en la sala y como en las habitaciones.

Considerando la dinámica familiar descrita, se puede anticipar un uso regular y frecuente de las cargas eléctricas, especialmente en momentos clave del día, como por ejemplo durante la preparación de alimentos, el aseo personal y las actividades recreativas en la sala de estar. Esta distribución de cargas refleja el estilo de vida de una familia activa y moderna, que valora la comodidad y el bienestar en su hogar.

Resumen del Comportamiento Programado de los Electrodomésticos:

Para simular de manera realista el comportamiento de los electrodomésticos en el caso de estudio de gestión de cargas eléctricas, se asignaron patrones de activación estándar basados en el uso típico de cada dispositivo como se muestra en la Figura 3.1.

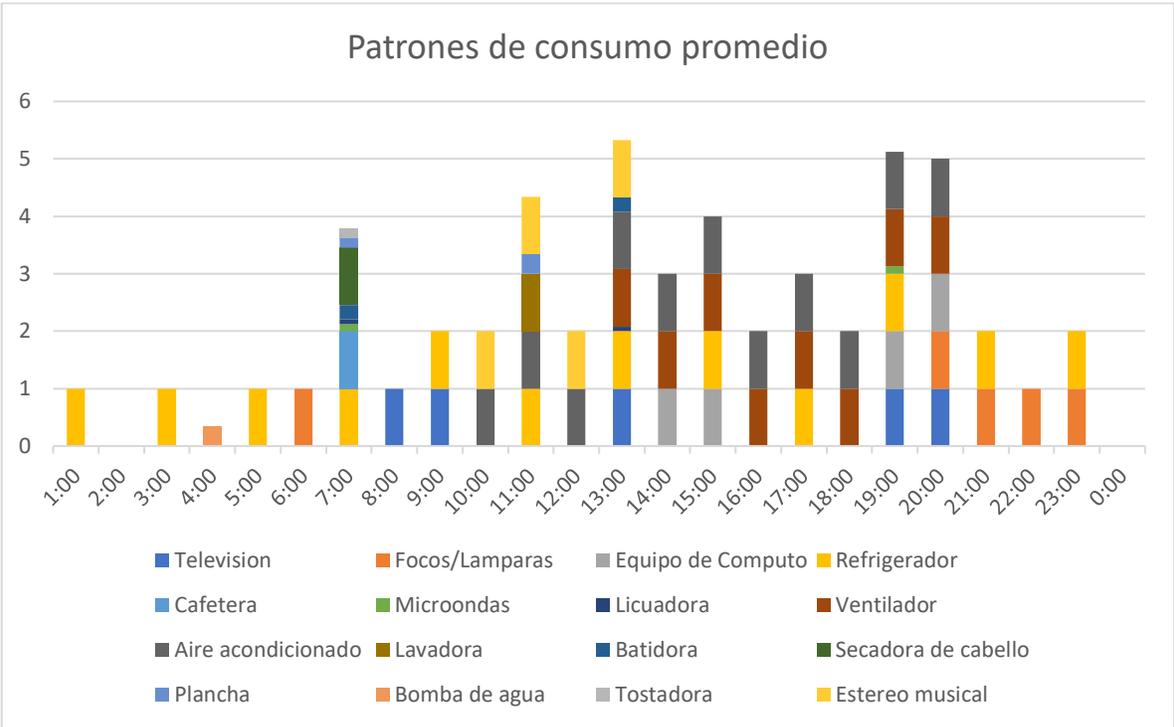


Figura 3.1 Los patrones de consumo horario donde las cargas se empalman

Estos patrones se diseñaron considerando horarios de activación comunes y la duración promedio de funcionamiento de cada electrodoméstico. A continuación, se detallan los patrones de comportamiento programados y las razones detrás de su selección:

A. Televisión:

- Comportamiento: Se activa principalmente durante las horas de ocio, que típicamente son en la tarde y la noche. Esto refleja su uso habitual para entretenimiento después de las horas laborales y antes de dormir.
- Horarios de Activación: Principalmente de 12:00 a 24:00 h (720 a 1440 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 4 y 6 horas por sesión.
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

B. Luminaria:

- Comportamiento: Se activa principalmente durante la noche para proporcionar iluminación tanto en áreas interiores como exteriores. Esto se adapta a los hábitos de sueño y actividades nocturnas.
- Horarios de Activación: Desde las 2:00 a 6:00 h (300 a 420 minutos) y de 21:20 a 24:00 h (1280 a 1440 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 1 y 4 horas por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

C. Equipo de cómputo:

- Comportamiento: Se programa para activarse durante las horas laborales habituales, coincidiendo con el tiempo de trabajo y productividad.
- Horarios de Activación: Principalmente de 12:00 a 24:00 h (720 a 1440 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 1 y 4 horas por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

D. Cafetera:

- Comportamiento: Tiene dos horarios de activación típicos, por la mañana y al medio día, para cubrir los momentos de mayor demanda de café.
- Horarios de Activación: De 6:00 a 9:00 h (360 a 540 minutos) y de 20:00 a 22:00 h (1200 a 1320 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 15 y 25 minutos por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

E. Microondas y Licuadora:

- Comportamiento: Se activan durante las horas de preparación de alimentos, reflejando los horarios habituales de desayuno, comida y cena.
- Horarios de Activación:
- Microondas: Entre 9:00 y 22:00 h (540 a 1320 minutos).
- Licuadora: Entre 12:00 y 16:00 h (720 a 960 minutos).
- Duración de Encendido:

- Microondas: Entre 5 y 15 minutos por sesión.
- Licuadora: Entre 2 y 5 minutos por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

F. Ventilador:

- Comportamiento: Se programa para activarse principalmente durante el día, cuando las temperaturas tienden a ser más altas, proporcionando confort térmico a los ocupantes del espacio.
- Horarios de Activación: De 21:00 a 24:00 h (1260 a 1440 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 30 y 120 minutos por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

G. Lavadora:

- Comportamiento: Tiene dos horarios de activación durante el día para cubrir las necesidades de lavado de ropa, adaptándose a los horarios de las tareas domésticas.
- Horarios de Activación: De 0:00 a 5:00 h (0 a 300 minutos, esto con ayuda de la programación de las lavadoras actuales en las cuales se puede programar la hora de activación) y de 9:00 a 12:00 h (540 a 720 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 30 y 60 minutos por sesión.
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

H. Secadora de cabello:

- Comportamiento: Se activa principalmente en la mañana y la noche, coincidiendo con los horarios de preparación personal.
- Horarios de Activación: De 6:00 a 9:00 h (360 a 540 minutos) y de 18:00 a 22:00 h (1080 a 1320 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 5 y 15 minutos por sesión.
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

I. Plancha:

- Comportamiento: Se activa según la necesidad del usuario, sin un horario específico, reflejando su uso variable y puntual.
- Horarios de Activación: Generalmente entre 10:00 a 12:00 h (600 a 720 minutos).
- Duración de Encendido: Variable según necesidad (puede no ser utilizada).
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

J. Bomba de agua:

- Comportamiento: Tiene dos horarios de activación durante el día, coincidiendo con los momentos de mayor demanda de agua en el hogar.

- Horarios de Activación: De 2:00 a 6:00 h (120 a 360 minutos) y de 18:00 a 21:00 h (1080 a 1260 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 30 y 45 minutos por sesión.
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

K. Tostadora:

- Comportamiento: Se activa principalmente en la mañana para el desayuno, reflejando su uso común en ese momento del día.
- Horarios de Activación: De 6:00 a 9:00 h (360 a 540 minutos) y de 20:00 a 22:00 h (1200 a 1320 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 2 y 5 minutos por sesión.
- Frecuencia: Máximo una vez al día.

L. Estéreo musical:

- Comportamiento: Se activa principalmente durante la tarde y la noche, coincidiendo con los momentos de relajación y entretenimiento.
- Horarios de Activación: De 12:00 a 22:00 h (720 a 1320 minutos).
- Duración de Encendido: Entre 30 y 120 minutos por sesión.
- Frecuencia: Hasta dos veces al día.

Estos patrones de activación se seleccionaron para representar el uso típico de cada electrodoméstico y se basan en los hábitos y necesidades diarias de los usuarios. La Figura 3.2 muestra como la programación en lenguaje de Python de los electrodomésticos, de esta manera permite una simulación más precisa y realista del comportamiento de la demanda eléctrica en el sistema estudiado.

Para cada electrodoméstico, se han identificado horarios específicos de uso que reflejan las rutinas diarias y las demandas energéticas típicas de los usuarios.

```

def simular_electrodomesticos():
    electrodomesticos = {
        "Televisión": {"horarios": [(720, 1440)], "duracion_min": 240, "duracion_max": 360, "potencia": 200, "max_encendidos": 1},
        "Luminaria": {"horarios": [(120, 360), (1200, 1440)], "duracion_min": 60, "duracion_max": 240, "potencia": 100, "max_encendidos": 2},
        "Equipo de computo": {"horarios": [(720, 1440)], "duracion_min": 60, "duracion_max": 240, "potencia": 300, "max_encendidos": 2},
        "Cafetera": {"horarios": [(360, 540), (1200, 1320)], "duracion_min": 15, "duracion_max": 25, "potencia": 600, "max_encendidos": 2},
        "Microondas": {"hora_inicio_min": 540, "hora_inicio_max": 1320, "duracion_min": 5, "duracion_max": 15, "potencia": 1600, "max_encendidos": 2},
        "Licuadora": {"hora_inicio_min": 720, "hora_inicio_max": 960, "duracion_min": 2, "duracion_max": 5, "potencia": 400, "max_encendidos": 2},
        "Ventilador": {"hora_inicio_min": 1260, "hora_inicio_max": 1440, "duracion_min": 30, "duracion_max": 120, "potencia": 70, "max_encendidos": 2},
        "Lavadora": {"horarios": [(0, 300), (540, 720)], "duracion_min": 30, "duracion_max": 60, "potencia": 455, "max_encendidos": 1},
        "Secadora de cabello": {"horarios": [(360, 540), (1080, 1320)], "duracion_min": 5, "duracion_max": 15, "potencia": 1875, "max_encendidos": 1},
        "Plancha": {"horarios": [(600, 720)], "duracion_min": 0, "duracion_max": 0, "potencia": 1200, "max_encendidos": 1},
        "Bomba de agua": {"horarios": [(120, 360), (1080, 1260)], "duracion_min": 10, "duracion_max": 30, "potencia": 400, "max_encendidos": 1},
        "Tostadora": {"horarios": [(360, 540), (1200, 1320)], "duracion_min": 2, "duracion_max": 5, "potencia": 760, "max_encendidos": 1},
        "Estéreo musical": {"horarios": [(720, 1320)], "duracion_min": 30, "duracion_max": 120, "potencia": 75, "max_encendidos": 2},
    }

```

Figura 3.2 Cargas comunes considerada en el sistema

Al modelar estos patrones de activación basados en los hábitos reales de los usuarios, la simulación resulta en una representación más precisa y realista del comportamiento de la demanda eléctrica en el sistema. Esto permite analizar mejor cómo se distribuye el consumo de energía a lo largo del día y cómo diferentes electrodomésticos contribuyen a los picos de demanda, facilitando la implementación de estrategias de gestión de la demanda y optimización del uso de la energía.

Programación Especial del Refrigerador y el Aire Acondicionado:

Para el caso del refrigerador y el aire acondicionado, se implementó una programación especial debido a la naturaleza cíclica y crítica de estos electrodomésticos, que desempeñan un papel fundamental en el confort y la seguridad del usuario. A continuación, se detalla el tipo de programación asignado para cada uno de los electrodomésticos y las razones detrás de su selección:

Refrigerador:

El refrigerador se programa para funcionar de manera continua a lo largo del día, ya que su función de enfriamiento es esencial para preservar los alimentos y mantener su frescura. Se simula un ciclo de activación basado en intervalos regulares de tiempo, reflejando el funcionamiento cíclico del compresor del refrigerador.

La duración de cada ciclo de activación y el tiempo de espera entre ciclos se

determinan dentro de rangos realistas para simular el comportamiento típico del refrigerador en condiciones normales de uso. Se considera la potencia demandada por el refrigerador durante cada ciclo de activación para calcular su contribución a la demanda eléctrica total del sistema.

Modelo Matemático del Refrigerador:

Transferencia de Calor:

La transferencia de calor del exterior al interior del refrigerador, Q_{in} , puede modelarse utilizando la Ley de Fourier para la conducción del calor o la Ley de Newton para la convección, dependiendo de las condiciones específicas.

Por ejemplo:

$$Q_{in}=UA(T_{ext}-T_{int}) \quad (3.1)$$

Donde:

- U es el coeficiente global de transferencia de calor.
- A es el área de transferencia de calor.
- T_{ext} es la temperatura exterior.
- T_{int} es la temperatura interior.

Compresión del Refrigerante:

La energía consumida por el compresor para mantener la temperatura interior, W_{comp} , puede modelarse utilizando la ecuación de trabajo en un ciclo de compresión:

$$W_{comp} = m \cdot (h_2 - h_1) \quad (3.2)$$

Donde:

- m es el flujo másico de refrigerante.
- h_1 y h_2 son las entalpías del refrigerante en los puntos de entrada y salida del compresor, respectivamente.

Eficiencia del Refrigerador:

La eficiencia del refrigerador, n , puede definirse como la relación entre la energía transferida al interior del refrigerador y la energía consumida por el compresor:

$$n = \frac{Q_{in}}{W_{comp}} \quad (3.3)$$

Donde:

Q_{in} es la energía transferida del interior del refrigerador.

W_{comp} es la potencia del compresor del refrigerador.

n es la eficiencia del refrigerador

Aire Acondicionado

El aire acondicionado se programa para activarse en períodos específicos del día, coincidiendo con las horas de mayor temperatura y demanda de enfriamiento en el ambiente interior. Se simula un ciclo de activación que comienza y termina en momentos predefinidos, reflejando los patrones de uso comunes del aire acondicionado durante el día.

Se implementa una lógica de control para ajustar la activación del aire acondicionado en función de la demanda eléctrica total del sistema y las condiciones ambientales, evitando picos de demanda excesivos y optimizando su uso para mantener el confort térmico de manera eficiente. Se establece un umbral de activación y desactivación para limitar el tiempo de funcionamiento del aire acondicionado y prevenir un consumo excesivo de energía.

Modelo Matemático del Aire Acondicionado:

Transferencia de Calor:

La transferencia de calor del espacio interior al aire acondicionado, Q_{in} , y la transferencia de calor del aire acondicionado al exterior, Q_{out} , pueden modelarse de manera similar a como se hizo para el refrigerador.

Ciclo de Refrigeración:

Las etapas del ciclo de refrigeración (compresión, condensación, expansión y evaporación) pueden modelarse utilizando ecuaciones que describan la relación entre la presión, la temperatura y el volumen del refrigerante en cada etapa.

Carga Térmica del Espacio:

La carga térmica del espacio interior, Q_{load} , puede modelarse considerando las fuentes internas de calor (personas, electrodomésticos, iluminación, etc.), así como la ganancia de calor debido a la radiación solar y la ventilación. Esta carga térmica puede variar según la hora del día y las condiciones climáticas externas.

Razones de la Programación Especial:

- El refrigerador y el aire acondicionado son electrodomésticos críticos que tienen un impacto significativo en la calidad de vida y el bienestar de los usuarios.
- La programación especial se diseñó para reflejar el comportamiento realista de estos electrodomésticos y garantizar su funcionamiento óptimo para cumplir con sus funciones específicas (conservación de alimentos y enfriamiento del ambiente).
- Se consideraron factores como la eficiencia energética, el confort térmico y la seguridad del usuario al diseñar los patrones de activación y desactivación de estos electrodomésticos.
- La programación especial permite una simulación más precisa y detallada de la demanda eléctrica del sistema, lo que facilita la identificación de oportunidades de optimización y la implementación de estrategias de gestión de cargas más efectivas.

En la Tabla 3.2 se muestran los electrodomésticos seleccionados como los más comunes dentro de una residencia típica en Mexicali. Esta selección se basa en un estudio detallado de los patrones de uso y la disponibilidad de electrodomésticos en hogares de la región.

Tabla 3.2 Características de las cargas consideradas

Electrodoméstico	W	Marca
Aire acondicionado	1850	(Elite Serie C High Wall Inverter, 2022)
Televisión	200	(conermex)
Luminaria	100	(conermex)
Equipo de cómputo	300	(conermex)
Refrigerador	317	(Samsung México, 2022)
Cafetera	600	(conermex)
Microondas	1600	(Samsung México, 2023)
Licuada	400	(conermex)
Ventilador	70	(conermex)
Lavadora	455	(SAMSUNG, 2022)
Secadora de cabello	1875	(CONAIR, 2023)
Plancha	1200	(BLACK+DECKER, 2020)
Bomba de agua	400	(conermex)
Tostadora	760	(BLACK+DECKER, 2020)
Estéreo musical	75	(conermex)

NOTA: Los valores de cada electrodoméstico se obtuvieron de las placas de los mismos, con el fin de asegurar sus valores.

3.1.3 Descripción del caso de estudio

La ciudad de Mexicali, ubicada en el estado de Baja California, México, se enfrenta a una serie de desafíos significativos en relación con la demanda de energía y la capacidad insuficiente de suministro eléctrico. Estos desafíos se vuelven más acuciantes durante la temporada estival, cuando las temperaturas extremas generan un aumento considerable en la demanda de energía, especialmente para la operación de sistemas de aire acondicionado.

Problemas específicos:

Elevada demanda de potencia en época estival:

- Pico máximo: La demanda de potencia alcanza su punto culminante durante el verano, especialmente entre las 14:00 y las 18:00 horas, momentos en los

cuales las temperaturas alcanzan sus niveles máximos. Esta cúspide de demanda puede exceder la capacidad del sistema eléctrico, desencadenando sobrecargas y cortes en el suministro.

- Incremento del consumo: El empleo de sistemas de aire acondicionado y ventiladores experimenta un significativo aumento durante la estación veraniega, lo cual incrementa la carga sobre la red eléctrica.
- Factores adicionales: El crecimiento demográfico, la expansión urbana y el desarrollo industrial también contribuyen al incremento de la demanda.

La demanda de energía en Mexicali sigue un patrón estrechamente relacionado con las horas más calurosas del día, como se puede observar en una representación gráfica en las (CENACE, 2018) Figura 3.1 y Figura 3.2. Muestran cómo la demanda aumenta progresivamente a lo largo del día, alcanzando su punto máximo durante las horas de mayor temperatura, así como las temporadas de verano son las de mayor demanda. Este fenómeno subraya la estrecha correlación entre las condiciones climáticas extremas y la necesidad de energía para la refrigeración, especialmente durante esta temporada en la región, ya que la población busca mantener una temperatura confortable en sus hogares y lugares de trabajo.

Como se puede observar en la Figura 3.1, se anticipa que la demanda energética aumente de manera significativa conforme los usuarios comienzan sus actividades laborales. Este incremento en la demanda no se limita al horario laboral, sino que persiste e incluso se intensifica al concluir las jornadas de trabajo. Esto se debe, en gran medida, a que una considerable parte de la industria en Mexicali opera en varios turnos a lo largo del día y la noche.

Además, los usuarios residenciales y comerciales encienden sus sistemas de confort térmico, principalmente aires acondicionados, para mantener una temperatura adecuada en sus hogares y lugares de trabajo. Este comportamiento, característico de las altas temperaturas estivales, provoca un aumento sostenido en la demanda eléctrica.

Las compañías proveedoras de energía se ven entonces obligadas a satisfacer una demanda creciente y continua como se observa en la Figura 3.3, lo cual incrementa el riesgo de sobrecarga en los sistemas de suministro. Esta situación eleva la probabilidad de apagones y fallos en la red eléctrica, afectando tanto a usuarios residenciales como industriales. Por lo tanto, se vuelve crucial implementar estrategias efectivas de gestión de demanda y optimización de recursos para mitigar estos riesgos y asegurar un suministro eléctrico confiable.



Figura 3.3 Comportamiento de la demanda en Baja California (CENACE, 2018)

En la Figura 3.4 se puede observar que, durante la temporada de verano, que abarca aproximadamente desde mayo hasta agosto, las temperaturas aumentan considerablemente. Este incremento térmico provoca una demanda proporcionalmente mayor por parte de los usuarios.

Durante estos meses, la elevación de las temperaturas genera una necesidad exponencial de energía, ya que los sistemas de aire acondicionado y otros dispositivos de enfriamiento se utilizan de manera intensiva para mantener ambientes confortables.

La correlación entre el aumento de la temperatura y la demanda energética destaca la importancia de desarrollar estrategias de gestión y optimización de recursos energéticos, para poder satisfacer esta demanda creciente sin comprometer la estabilidad y confiabilidad del suministro eléctrico.

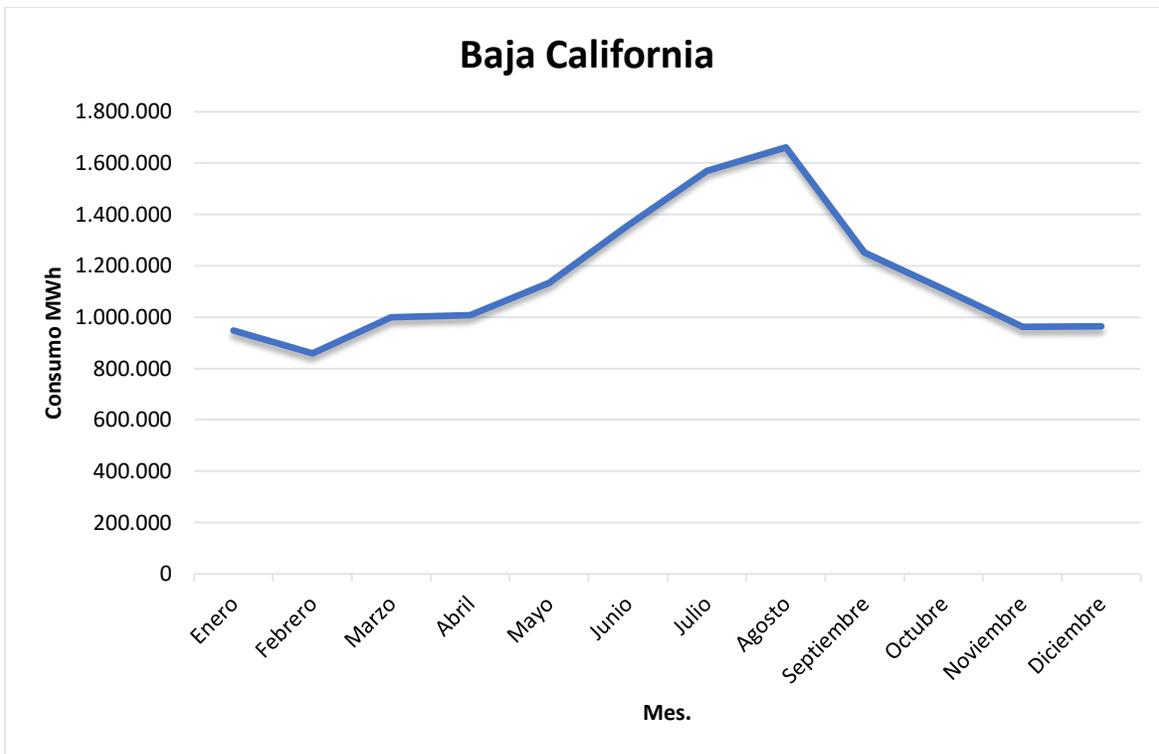


Figura 3.4 Consumo bruto mensual MWh 2017 (CONAHCYT, 2017)

Insuficiencia en el suministro de potencia eléctrica:

- **Infraestructura deficiente:** La infraestructura eléctrica en Mexicali no ha sido desarrollada al mismo ritmo que la demanda, resultando en una insuficiencia en el suministro de energía.
- **Falta de inversión:** La carencia de inversión en nuevas plantas generadoras y redes de distribución limita la capacidad del sistema para satisfacer la creciente demanda.
- **Interrupciones en el suministro:** Los cortes en el suministro eléctrico son frecuentes en Mexicali, especialmente durante el verano, debido a la sobrecarga del sistema eléctrico.

Un estudio realizado por CFE en 2022 encontró que la demanda de energía en Mexicali aumenta un 10% por cada grado Celsius que aumenta la temperatura.

Durante el año 2021, el Centro Nacional de Control de Energía (CENACE, 2018) dispuso de más de 13,290 MW de Potencia de CFE Generación, Sin embargo, en febrero de 2022 solo le reconoció ingresos por la Potencia de dos Centrales (Mexicali y Baja California III, es decir por 740 MW), los cuales ascendieron a 2,670

MDP, mismos que fueron transferidos a la EPS CFE Suministrador de Servicios Básicos.

Como se puede observar en la Figura 3.3, la Comisión Federal de Electricidad (CFE) ha enfrentado dificultades para mantener la generación de energía de sus centrales al ritmo de la demanda creciente por parte de la población. Este desajuste se ha visto acentuado durante la pandemia de COVID-19, cuando las medidas de confinamiento obligaron a la población a permanecer en sus domicilios para evitar la propagación del virus.

Durante este periodo, la demanda de energía en el sector residencial experimentó un notable incremento debido a la adopción de nuevos modelos de trabajo, comúnmente conocidos como "Home Office". Este cambio en el patrón de consumo energético resultó en una presión adicional sobre la red de suministro, ya que más personas utilizaban dispositivos eléctricos y sistemas de climatización en sus hogares.

Aunque en el año 2022 se observó una disminución en la demanda, esta no se estabilizó en proporción con la capacidad de producción de la CFE, como se puede apreciar claramente en la Figura 3.5.

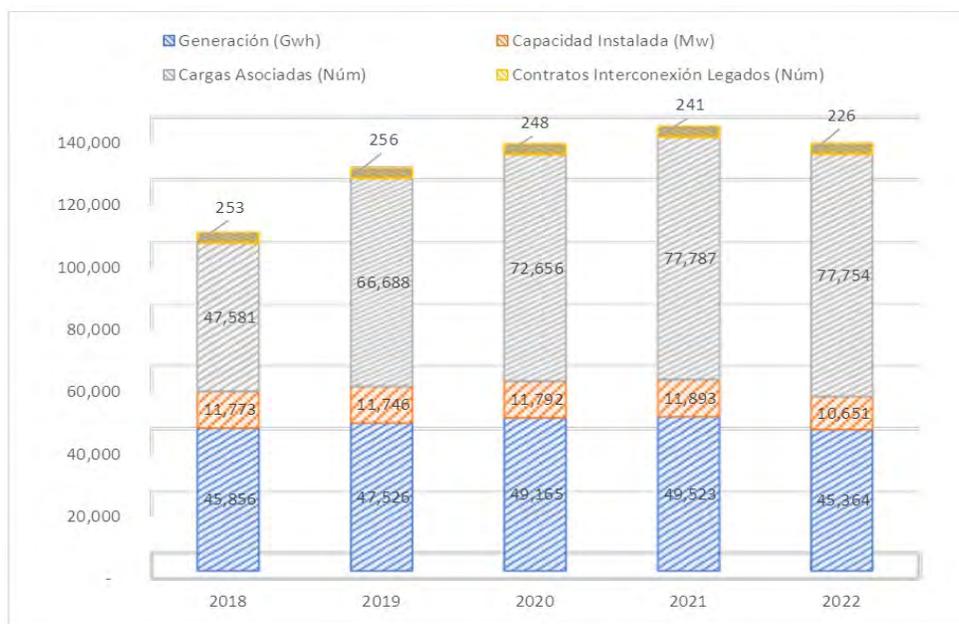


Figura 3.5 Comparativo Generación, Capacidad Instalada, Cargas Asociadas y Contratos de Interconexión Legados 2018-2022 (Electricidad, 2022)

Impactos negativos de las interrupciones:

- Económicos: Los cortes en el suministro eléctrico y la insuficiencia del mismo

pueden tener un impacto adverso en la actividad económica, especialmente en sectores tales como la industria y el comercio.

- **Sociales:** Las interrupciones en el suministro de energía pueden ocasionar molestias e inconvenientes significativos para la población, tales como la interrupción de servicios básicos y la pérdida de alimentos perecederos. Además, estos cortes pueden generar gastos adicionales para los hogares y negocios, que deben invertir en soluciones alternativas como generadores eléctricos o alimentos de reemplazo.
- **Ambientales:** La generación de energía eléctrica a partir de combustibles fósiles conlleva un impacto ambiental negativo, contribuyendo al cambio climático y a la contaminación del aire. En contraste, los cortes en el suministro de energía renovable no tienen estas mismas consecuencias, ya que las fuentes renovables no emiten contaminantes ni gases de efecto invernadero durante su funcionamiento. Sin embargo, es crucial mejorar la estabilidad y confiabilidad de las energías renovables para minimizar las interrupciones en el suministro y asegurar una transición energética sostenible ya que las interrupciones de cualquiera de los dos tipos representan problemas para los usuarios.

Caracterización de la población de la región

La demografía joven y la disminución en el número de hijos por familia en Mexicali tienen un impacto directo en los patrones de demanda eléctrica de la región.

Concentración en rangos de edad jóvenes (0 a 40 años): Los hogares con personas jóvenes tienden a tener un mayor uso de dispositivos electrónicos y electrodomésticos modernos, como televisores, computadoras, teléfonos inteligentes y sistemas de entretenimiento. Esto puede generar picos de demanda de electricidad durante las horas de mayor actividad, como las tardes y las noches, cuando estos dispositivos están en uso.

Tendencia descendente en la natalidad: Con familias más pequeñas, la cantidad de electrodomésticos por hogar tiende a ser menor en comparación con hogares con más hijos como se puede observar en la Tabla 3.3. Sin embargo, aunque el número absoluto de electrodomésticos puede ser menor, la demanda por unidad de hogar puede ser más alta debido a la adopción de tecnologías más avanzadas y consumidoras de energía, como aires acondicionados, sistemas de calefacción eléctrica y electrodomésticos de alta gama.

Aumento en la proporción de personas solteras o sin hijos: Las personas solteras o sin hijos, especialmente en el rango de edad de 20 a 35 años, tienden a tener hábitos de consumo eléctrico diferentes a los hogares con niños. Por ejemplo, pueden utilizar más energía en dispositivos de entretenimiento, iluminación y sistemas de climatización personalizados, como ventiladores o calefactores individuales.

El perfil demográfico de Mexicali influye en los patrones de demanda eléctrica al determinar la cantidad y el tipo de dispositivos eléctricos utilizados en los hogares. La comprensión de estas tendencias demográficas es fundamental para el diseño de estrategias de gestión de la demanda eléctrica y para garantizar la disponibilidad y eficiencia del suministro de energía en la región.

Tabla 3.3 Tabla poblacional de Mexicali (INEGI, s.f.)



Factor de potencia

Se considera que el factor de potencia es un indicador del aprovechamiento adecuado de la energía. El factor de potencia puede tomar valores entre 0 y 1, donde 1 es el valor ideal que indica que toda la energía consumida por los dispositivos se transforma en trabajo (conuee, 2018).

Algunos beneficios al corregir el factor de potencia son:

- Reducción del costo de su facturación de energía eléctrica (se evitan penalizaciones).

- Disminución de pérdidas eléctricas en los conductores por el efecto Joule.
- Reducción de pérdidas por caída de tensión.
- Aumento de la disponibilidad de potencia en transformadores y líneas de transmisión.

La demanda se refiere a la cantidad de potencia requerida o utilizada en un momento dado, mientras que el consumo se refiere a la cantidad total de energía que se utiliza durante un período de tiempo específico. Se puede expresar como:

$$P = \frac{E}{t} \quad (3.4)$$

La ecuación 2.1 es válida cuando la demanda se mantiene constante donde:

- P representa la demanda de energía en potencia (en watts).
- E representa la energía requerida o utilizada (en julios o kilowatts-hora).
- t representa el tiempo en el que se necesita para aprovechar la energía (por ejemplo, en segundos, minutos u horas).

En el contexto de la industria eléctrica, el consumo es la cantidad total de energía utilizada durante un período de tiempo específico. Se expresa como:

$$E_{TOTAL} = P t \quad (3.5)$$

donde:

- E_{total} representa el consumo total de energía (en julios o kilowatts-hora).
- t representa el tiempo durante el cual se utiliza la energía (generalmente en horas).

Tarifa

A nivel residencial, en México existen diferentes tarifas para el consumo de energía eléctrica: 1, 1A, 1B, 1C, 1D, 1E, 1F y DAC. El usuario debe contratar la tarifa con la cual se asegure su consumo esté cubierto, considerando que cada tarifa va aumentando el costo en proporción al consumo: de manera escalonada, el precio del Watt-hora aumenta conforme aumenta el consumo durante el periodo de facturación. La lógica de esta política de precios se basa en los subsidios que ofrece

el gobierno: por un lado, a menor consumo, mayor es el subsidio. Adicionalmente, y dependiendo de la localidad, el subsidio es mayor en proporción a la temperatura promedio durante el verano.

Demanda contratada

La demanda contratada es la cantidad de energía que un cliente considera que va a consumir de manera constante durante un período de tiempo determinado. Esta demanda es acordada entre el cliente y la empresa de suministro eléctrico y se establece en función de las necesidades específicas del cliente y las capacidades de la infraestructura eléctrica. Algo importante de aclarar es que “carga instalada”, es aquella presente en el domicilio del consumidor (estamos en aplicaciones domésticas) independientemente de que esté activa o inactiva, y “Carga conectada”, como aquella que se encuentra energizada en un momento dado.

Según la comisión federal de electricidad (Electricidad, 2022), “La demanda contratada la fijará inicialmente el usuario; su valor no será menor del 60% de la carga total conectada, ni menor de 10 kilowatts o la capacidad del mayor motor o aparato instalado”.

“En el caso de que el 60% de la carga total conectada exceda la capacidad de la subestación del usuario, sólo se tomará como demanda contratada la capacidad de dicha subestación a un factor de 90%”.

Esta demanda contratada es importante para la planificación y la gestión del suministro eléctrico, ya que la empresa de electricidad debe estar preparada para satisfacer las necesidades de potencia del cliente en todo momento.

La demanda es la potencia relativa a un intervalo de tiempo específico, que absorbe su carga para funcionar. La demanda contratada la fijará inicialmente el usuario, representa la cantidad de potencia eléctrica que los consumidores necesitan para satisfacer sus necesidades eléctricas en un momento dado.

Periodos base

Los periodos de mayor demanda energética en Mexicali según (Electricidad, 2022), (CENACE, 2018) y (SENER, SENEGOB, 2018), como se muestra en los horarios en la Tabla 3.4 son:

- **Verano:** Junio a agosto: La demanda de energía aumenta considerablemente debido a las altas temperaturas, que pueden superar los 50°C. El uso de aires acondicionados y ventiladores aumenta significativamente, lo que incrementa la carga en la red eléctrica.

Pico máximo: El pico máximo de demanda suele ocurrir entre las 14:00 y las 18:00 horas, cuando las temperaturas son más altas y la mayoría de las personas están en casa o en el trabajo.

- **Invierno:** Diciembre a febrero: La demanda de energía también aumenta durante el invierno, debido al uso de calefactores y otros dispositivos para combatir las bajas temperaturas. Sin embargo, el aumento no es tan significativo como en verano.

Pico máximo: El pico máximo de demanda en invierno suele ocurrir entre las 18:00 y las 22:00 horas, cuando las temperaturas son más bajas y la gente está en casa.

- **Otros factores:** Días festivos: La demanda de energía también puede aumentar durante los días festivos, como Navidad y Año Nuevo, debido al mayor uso de aparatos electrónicos y al aumento de la actividad comercial.

Tabla 3.4 Periodos de demanda del usuario (Electricidad, 2022)

Temporada de verano		
Día de la semana	Intermedio (h)	Punta (h)
Lunes a viernes	0:00 – 14:00 18:00 – 24:00	14:00 – 18:00
Sábado	0:00 – 24:00	
Domingo y festivo	0:00 – 24:00	

Sistema eléctrico

Infraestructura y organización encargada de generar, transmitir y distribuir la energía eléctrica en un país. Este sistema está compuesto por una red interconectada de plantas generadoras de electricidad, líneas de transmisión de alta tensión, subestaciones eléctricas y redes de distribución que llegan a los usuarios finales.

Tiene como objetivo garantizar el suministro de energía eléctrica de manera segura, confiable y eficiente para satisfacer la demanda de los diferentes sectores de la

sociedad, como residencial, comercial, industrial y público.

Términos y conceptos

La interacción entre trabajo, energía y potencia constituye un pilar fundamental en el ámbito de la física y la electricidad. El trabajo W puede calcularse por medio de:

$$W = Fd \quad (2.3)$$

donde F es la fuerza aplicada y d es la distancia a lo largo de la cual se aplica la fuerza. Pueden establecerse entonces las siguientes definiciones:

- Energía: capacidad de desarrollar trabajo. A mayor energía, más trabajo. En el sistema MKS, la energía se mide en Joules.
- Potencia: tasa a la cual se desarrolla el trabajo. En el sistema MKS, la potencia se mide en Watts.

En electricidad, la potencia P está dada por

$$P = VI \quad (2.4)$$

donde V es el voltaje (expresado en volts) e I es la corriente (expresada en amperes). Sea $p(t) = v(t) i(t)$; la energía E se define matemáticamente como:

$$E = \int_{t_1}^{t_2} p(t) dt \quad (2.5)$$

Por lo tanto:

$$p(t) = \frac{dE}{dt} \quad (2.6)$$

Características de la residencia simulada

Dentro del contexto de la simulación de perfiles de demanda energética en Mexicali, se puede considerar una serie de factores adicionales para entender cómo se relacionan con los perfiles demográficos y las características de los hogares en la región:

Tamaño y composición de los hogares: Al limitar la simulación a residencias con un máximo de dos habitaciones, una sala y una cocina, se puede obtener un perfil de demanda más específico y representativo de la población objetivo. Además, se podría incluir la presencia de dos baños, lo cual es común en muchas residencias

de Mexicali. Esto es especialmente relevante considerando la tendencia hacia familias más pequeñas y hogares con personas solteras o sin hijos en la región. Lo cual se puede observar en la Figura 3.6, mostrando como las residencias se acoplan a la cantidad de miembros de los núcleos familiares que tienden a descender en cantidad de integrantes del mismo, por lo cual ya no se requiere de un gran número de habitaciones.

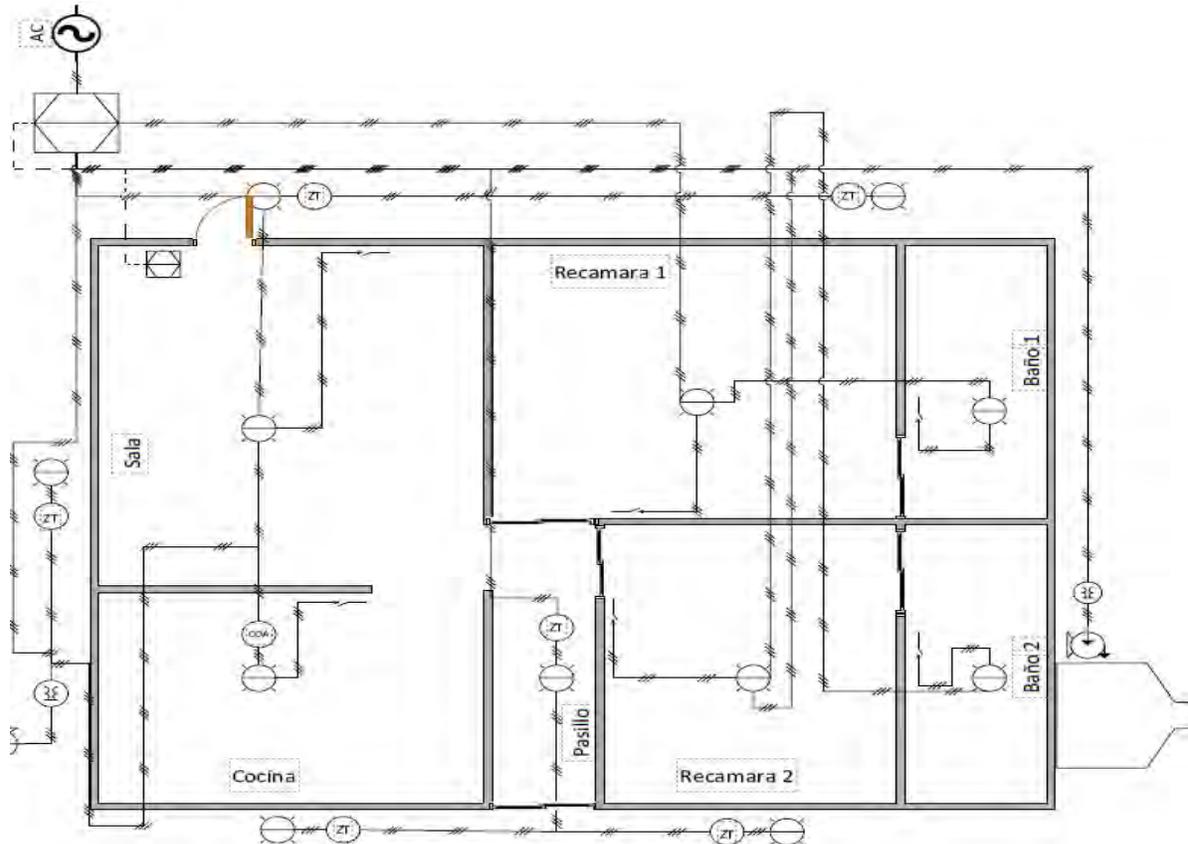


Figura 3.6 Plano eléctrico de una residencia seleccionada

Selección de electrodomésticos y dispositivos: Se puede enfocar la simulación en los electrodomésticos más comunes y relevantes para este tipo de hogares con la cantidad que se muestra en la Tabla 3.5, como refrigeradores, aires acondicionados, lavadoras, secadoras, televisores, computadoras y sistemas de iluminación.

Tabla 3.5 Cantidad de electrodomésticos

Electrodoméstico	Cantidad
Aire acondicionado	1
Televisión	1
Luminaria	5/7 ³
Equipo de cómputo	1
Refrigerador	1
Cafetera	1
Microondas	1
Licuadaora	1
Ventilador	1
Lavadora	1
Secadora de cabello	1
Plancha	1
Bomba de agua	1
Tostadora	1
Estéreo musical	1

Nivel económico medio/alto: Como se puede observar en la Tabla 3.6, dado que se considera que la población tiene un nivel económico medio alto, es razonable suponer que los electrodomésticos seleccionados serán de alta calidad y eficiencia energética, a veces la antigüedad de los aparatos es lo que más incide en la eficiencia. Además, se espera que estos dispositivos sean programables y compatibles con sistemas de gestión de energía avanzados, lo que facilita la implementación del algoritmo de conexión y desconexión de cargas, lo que puede influir en los patrones de consumo energético y en la demanda eléctrica en diferentes momentos del día.

³ Se activan una cantidad aleatoria de 3 a 5 focos en la simulación.

Tabla 3.6 Participación de niveles socioeconómicos (SENER, 2014)

Estado	Municipio	A/B	C+	C	C-	D
Baja California	Tijuana	29.5%	11.6%	57.5%	0%	1.5%
	Mexicali	39%	6.8%	53.8%	0%	34%
	Ensenada	29.4%	13.3%	42.5%	0%	13.7%

Distribución de los niveles socioeconómicos:

- ✓(A/B) ALTO
- ✓ (C+) MEDIO ALTO
- ✓ (C)MEDIO
- ✓ (C-) MEDIO BAJO
- ✓ (D+) BAJO ALTO

Comportamiento de consumo eléctrico: Con base en las características demográficas y las especificaciones de los hogares simulados, se puede prever un comportamiento de consumo eléctrico particular. Por ejemplo, se puede esperar un uso intensivo de aire acondicionado durante las horas más calurosas del día, así como un consumo significativo de energía en horas de la noche para actividades de entretenimiento y preparación de alimentos.

Al simular perfiles de demanda energética en Mexicali, es importante considerar no solo las características demográficas de la población, sino también las especificidades de los hogares y los dispositivos eléctricos utilizados. Esto permite desarrollar algoritmos de gestión de carga más precisos y efectivos, adaptados a las necesidades y comportamientos energéticos de la comunidad local.

3.1.4 Planteamiento del algoritmo-método de optimización

En el marco de este estudio, se abordará la simulación del comportamiento de las cargas eléctricas durante sus periodos de activación normales. Se focalizo especialmente en el aprovechamiento de los tiempos de stand-by⁴ o periodos de espera inherentes a los procesos cíclicos de activación de ciertas cargas esenciales, como es el caso del refrigerador, el cual opera cíclicamente para mantener la temperatura adecuada de los alimentos.

⁴ Stand-by = periodo de espera del su proceso cíclico de activación

Para llevar a cabo este análisis, se emplearon diversos datos fundamentales. En primer lugar, se utilizarán datos meteorológicos pertinentes a la región de interés. Además, se tomarán en cuenta estimaciones de consumo proporcionadas por la Comisión Federal de Electricidad (CFE), así como las características eléctricas detalladas de cada una de las cargas contempladas en el estudio.

La metodología consistirá en la simulación de distintos escenarios que representen los momentos de máxima demanda eléctrica. Esto se logrará mediante la programación de los momentos de encendido de las cargas, generando así picos de demanda que reflejen situaciones de alta exigencia en el suministro eléctrico.

Es importante destacar que, en este análisis, se reconocerá la existencia de cargas que no pueden ser desplazadas sin comprometer el confort o la funcionalidad del usuario. Estas cargas serán identificadas y consideradas como elementos clave en el diseño de estrategias de gestión de la demanda eléctrica.

Implementación de sistemas de gestión de energía en el hogar con el algoritmo lobo gris

En esta sección se presenta la implementación del sistema desarrollado para optimizar la demanda energética en una residencia apta para familias conformadas por padres y dos hijos, contando con quince electrodomésticos los cuales idealmente simulan la demanda típica.

4.1 Descripción del patrón meteorológico asociado a Mexicali

En esta sección se describen las funciones que se utilizaron para la programación del patrón meteorológico del sistema, para el cual se empleó en cuenta un conjunto de datos de 10 años de temperaturas en la región de Mexicali con un intervalo de 10 minutos establecido entre cada medición.

Funciones:

- **datos_dia(calor, agno, monat, tag):** Esta función toma como entrada el conjunto de datos climáticos (calor), un año (agno), un mes (monat) y un día (tag). Busca en los datos climáticos la temperatura máxima registrada para ese día específico y devuelve la fecha, la temperatura máxima y todas las temperaturas registradas en ese día.
- **dia_mas_caluroso(calor):** Esta función busca el día más caluroso en el conjunto de datos climáticos proporcionado. Itera sobre todos los años, meses y días en los datos climáticos, encuentra el día con la temperatura máxima más alta y devuelve la fecha, la temperatura máxima y todas las temperaturas registradas en ese día.

Cargar los Datos Climáticos:

- Se carga el archivo mexicali.mat que contiene los datos climáticos de Mexicali utilizando la función `scipy.io.loadmat()` y se almacena en la variable calor.

Buscar el Día más Caluroso:

- Se llama a la función `dia_mas_caluroso(calor)` para encontrar el día más caluroso en los datos climáticos.
- La función devuelve la fecha del día más caluroso, la temperatura máxima registrada en ese día y todas las temperaturas registradas a lo largo del día.
- Se imprime la fecha del día más caluroso y la temperatura máxima registrada.

```
import scipy.io
import numpy as np

# Función para obtener datos del minisplit
def datos_dia(calor, agno, monat, tag):
    anum = calor['anum'].flatten()
    mes = calor['mes'].flatten()
    giorno = calor['giorno'].flatten()
    x = np.where((anum == agno) & (mes == monat) & (giorno == tag))[0]
    temper = calor['tempe'][x]
    fecha = '{}/{}'.format(monat, agno)
    temp_max = np.max(temper)
    return fecha, temp_max, temper

# Función para encontrar el día más caluroso
def dia_mas_caluroso(calor):
    anos = np.unique(calor['anum'])
    meses = np.unique(calor['mes'])
    dias = np.unique(calor['giorno'])
    temp_max_global = -np.inf
    fecha_mas_caluroso = None
    temperaturas_mas_calurosas = None

    for agno in anos:
        for monat in meses:
            for tag in dias:
                try:
                    fecha, temp_max, temperaturas = datos_dia(calor, agno, monat, tag)
                    if temp_max > temp_max_global:
                        temp_max_global = temp_max
                        fecha_mas_caluroso = fecha
                        temperaturas_mas_calurosas = temperaturas
                except:
                    continue

    return fecha_mas_caluroso, temp_max_global, temperaturas_mas_calurosas

# Cargar el archivo mexicali.mat
calor = scipy.io.loadmat('mexicali.mat')

# Buscar el día más caluroso automáticamente
fecha, temp_max, temperaturas = dia_mas_caluroso(calor)
print('El día más caluroso registrado en Mexicali fue el:', fecha)
print('Temperatura máxima registrada durante el día:', temp_max, '°C')
```

Figura 4.1 Carga de los datos climáticos de Mexicali en lenguaje de Python

Utilizar datos reales de temperatura como se muestra en la Figura 4. 1, ayudan en la simulación de perfiles de demanda eléctrica es beneficioso por varias razones. En primer lugar, la temperatura ambiental es un factor clave que influye en el consumo de energía, especialmente en regiones con climas extremos como Mexicali, donde

las altas temperaturas son comunes durante gran parte del año. Al integrar datos reales de temperatura en la simulación, se puede capturar con mayor precisión cómo varía el consumo de energía en respuesta a las condiciones climáticas cambiantes.

Además, al considerar la temperatura real en la simulación, se puede evaluar de manera más precisa el impacto del uso de sistemas de enfriamiento, como el aire acondicionado, en la demanda eléctrica. Esto permite identificar cómo fluctúa la carga eléctrica en función de las condiciones térmicas y cómo se puede gestionar de manera más eficiente el uso de estos sistemas para garantizar el confort térmico sin incurrir en costos excesivos de energía.

La región de Mexicali es especialmente adecuada para la simulación debido a su clima cálido y árido, con temperaturas que a menudo superan los 40 grados Celsius durante los meses de verano. Esta alta demanda de enfriamiento hace que el consumo de energía relacionado con el aire acondicionado sea significativo, lo que proporciona un escenario realista para analizar el impacto de estos sistemas en la demanda eléctrica.

También se imprime la fecha y temperatura más alta en la simulación como se muestra en la **Figura 4. 2** para comprender el comportamiento del aire acondicionado dado que Mexicali es una región donde los sistemas de enfriamiento son esenciales para mantener el confort térmico en los hogares y otros espacios habitables. Por lo tanto, comprender cómo varía la demanda eléctrica en respuesta a las condiciones climáticas y al uso de sistemas de enfriamiento es fundamental para diseñar estrategias de gestión de la demanda energética que sean efectivas y sostenibles en esta región.

El día más caluroso registrado en Mexicali fue el: 2005/7/18
Temperatura máxima registrada durante el día: 49.1 °C

Figura 4.2 Fecha del día de temperatura más alta

4.2 Criterios para valorar el impacto que el desplazamiento en tiempo de las cargas ejerce en el confort

Establecer criterios para valorar el impacto que el desplazamiento en tiempo de las cargas ejerce en el confort implica considerar varios aspectos clave que aseguren

tanto la eficiencia energética como el bienestar de los ocupantes del hogar. Aquí se detallan estos criterios:

Priorización de Cargas Esenciales: Se asigna prioridad a cargas críticas para el confort y el bienestar, como el refrigerador o el sistema de calefacción/aire acondicionado. Estos electrodomésticos no pueden ser desplazados en el tiempo para garantizar su funcionamiento constante y evitar cualquier compromiso en las funciones esenciales del hogar.

Optimización de Cargas Flexibles: Se identifican cargas con flexibilidad en sus horarios de funcionamiento, como la lavadora. Estos electrodomésticos pueden ser desplazados en el tiempo para evitar superposiciones con otras cargas prioritarias o para aprovechar períodos de menor demanda energética, lo que contribuye a una gestión más eficiente de la energía.

Distribución Equilibrada: Se busca distribuir equitativamente las cargas flexibles a lo largo del día, evitando concentraciones excesivas de consumo en momentos específicos. Esta distribución uniforme ayuda a mantener una carga eléctrica balanceada y reduce los picos de demanda, lo que mejora la eficiencia del sistema eléctrico y puede reducir costos asociados.

Consideración de Preferencias del Usuario: Se tienen en cuenta las preferencias y rutinas de los usuarios al programar el desplazamiento en el tiempo de las cargas. Por ejemplo, se evita programar la activación de electrodomésticos durante períodos de descanso o sueño para no interferir con el confort y el descanso de los ocupantes, lo que asegura una experiencia más satisfactoria para los usuarios.

4.3 Algoritmo de distribución en tiempo de las cargas, que reduzca la diferencia entre la demanda máxima y la promedio

El algoritmo del Lobo Gris es una técnica de control que se utiliza para gestionar la demanda de energía eléctrica de manera eficiente. Su objetivo principal es reducir la diferencia entre la demanda máxima y la demanda promedio, lo que puede ayudar a minimizar los picos de carga y optimizar el uso de la energía eléctrica. A continuación, se describe detalladamente el comportamiento del sistema del Lobo Gris:

Variables de Entrada:

1. Demanda Actual: Es la demanda de energía eléctrica en un momento específico.
2. Ajuste de Cargas: Es un factor que representa la capacidad del sistema para ajustar las cargas eléctricas.
3. Hora Actual: Indica el momento del día en el que se realiza el control de la demanda.
4. Carga Acumulada: Representa la carga acumulada en el sistema en un momento dado.
5. Carga Prioritaria: Son aquellas cargas que tienen prioridad y no pueden ser desplazadas en el tiempo.

Ajuste Dinámico de Objetivos:

1. Se calcula dinámicamente un objetivo de demanda y un objetivo de ajuste de cargas.
2. El objetivo de demanda se calcula como una combinación lineal entre la demanda actual y el ajuste de cargas.
3. El objetivo de ajuste de cargas también se calcula como una combinación lineal entre el ajuste de cargas actual y el ajuste de cargas anterior.

Cálculo de la Señal de Control:

1. Se calcula una señal de control en función de la diferencia entre la demanda actual y el objetivo de demanda, así como del ajuste de cargas.
2. Esta señal de control se utiliza para determinar si se debe apagar o posponer la activación de ciertas cargas eléctricas.

Apagado Selectivo de Cargas:

1. Si la señal de control es negativa, lo que indica que la demanda actual es mayor que el objetivo de demanda, se considera la posibilidad de apagar ciertas cargas.

2. Se establece un umbral para el apagado del aire acondicionado si la demanda actual supera cierto límite, lo que ayuda a evitar picos de carga excesivos.

Posposición de Cargas No Críticas:

1. Si la señal de control es negativa, también se pospone la activación de ciertas cargas no críticas para reducir la demanda instantánea.
2. Se excluyen las cargas prioritarias de esta posposición para garantizar su funcionamiento continuo.

4.3.1 Verificar el comportamiento del algoritmo, de acuerdo a los criterios de desplazamiento

El sistema del Lobo Gris puede verificar el comportamiento del algoritmo de acuerdo a los criterios de desplazamiento establecidos. Para ello, se realizan las siguientes acciones:

Seguimiento de la Demanda y la Carga Acumulada: El sistema monitorea continuamente la demanda de energía eléctrica y la carga acumulada en el sistema en diferentes momentos del día. Esto implica registrar la demanda en cada intervalo de tiempo y mantener un registro de la carga acumulada en el sistema en cada minuto del día. Al analizar estos datos, el sistema puede identificar patrones de consumo y evaluar si se están cumpliendo los objetivos de distribución de cargas.

Análisis de los Ajustes Realizados: Se analiza los ajustes realizados por el algoritmo en los horarios de funcionamiento de las cargas eléctricas. Esto incluye verificar si se han pospuesto o apagado cargas no críticas en respuesta a la señal de control generada por el algoritmo. Se registra cada ajuste realizado para su posterior análisis y evaluación. Además, se evalúa cómo estos ajustes afectan la demanda total y la comodidad de los usuarios.

Evaluación de la Distribución de Cargas: Se evalúa la distribución de cargas a lo largo del día para determinar si se han desplazado en el tiempo de acuerdo a los criterios establecidos. Se verifica si se han minimizado los picos de demanda y si se ha optimizado el uso de la energía eléctrica. Esto implica examinar la distribución de cargas en cada ciclo periódico de tiempo y compararla con los criterios establecidos. El sistema busca una distribución equilibrada de cargas que garantice un consumo eficiente de energía.

Comparación con los Criterios de Desplazamiento: El sistema compara el comportamiento del algoritmo con los criterios de desplazamiento definidos anteriormente. Esto permite verificar si el algoritmo está cumpliendo con los objetivos establecidos y si está minimizando la diferencia entre la demanda máxima y la demanda promedio. Se realiza una comparación detallada entre las acciones tomadas por el algoritmo y los criterios establecidos, identificando cualquier desviación o área de mejora. Esta comparación ayuda a ajustar el algoritmo para mejorar su rendimiento y eficacia en la gestión de la demanda eléctrica.

4.4 Establecimiento de la secuencia de operación de cargas, sin optimización

La decisión de establecer una secuencia de operación de cargas sin optimización se basa en la necesidad de comprender el comportamiento básico del sistema eléctrico y de los electrodomésticos antes de implementar estrategias más avanzadas de gestión de la demanda energética. Aquí hay algunas razones clave para esta elección:

Comprensión del Comportamiento Básico: Antes de implementar técnicas de optimización, es crucial comprender cómo funcionan los electrodomésticos individualmente y cómo interactúan en el sistema eléctrico. La función `simular_electrodomesticos()` simula el comportamiento de diferentes electrodomésticos para obtener una comprensión inicial de estos aspectos.

Simplicidad y Claridad: Al comenzar con una secuencia de operación básica, se evitan complicaciones innecesarias y se facilita la comprensión tanto para los usuarios como para los desarrolladores. La función simula los electrodomésticos con horarios y duraciones predefinidos, lo que establece una base sólida para futuras optimizaciones.

Evaluación de Cargas Individuales: La función simula cada electrodoméstico de forma individual, lo que permite identificar patrones de uso, picos de demanda y posibles problemas de eficiencia energética. Esto es crucial para comprender cómo cada carga contribuye al consumo total de energía y a la demanda eléctrica del sistema.

Análisis de Impacto: Al establecer una secuencia de operación básica, se puede analizar el impacto de cada carga en el consumo total de energía y en la demanda eléctrica del sistema. La función proporciona información detallada sobre el consumo de cada electrodoméstico, lo que es fundamental para tomar decisiones informadas sobre futuras estrategias de optimización.

4.5 Selección de casos de máxima demanda

De acuerdo a condiciones ambientales, considerando como “peor” caso aquel donde todas las cargas consideradas “entran” al mismo tiempo, causando un pico de demanda mayor a la capacidad del sistema eléctrico que suministra el servicio, como se puede observar en la **Figura 4. 3** y **Figura 4. 4**, en el periodo de la “peor” semana del mes más caluroso, ya que se considerará que es cuando se usará el aire acondicionado con mayor abundancia por los usuarios.

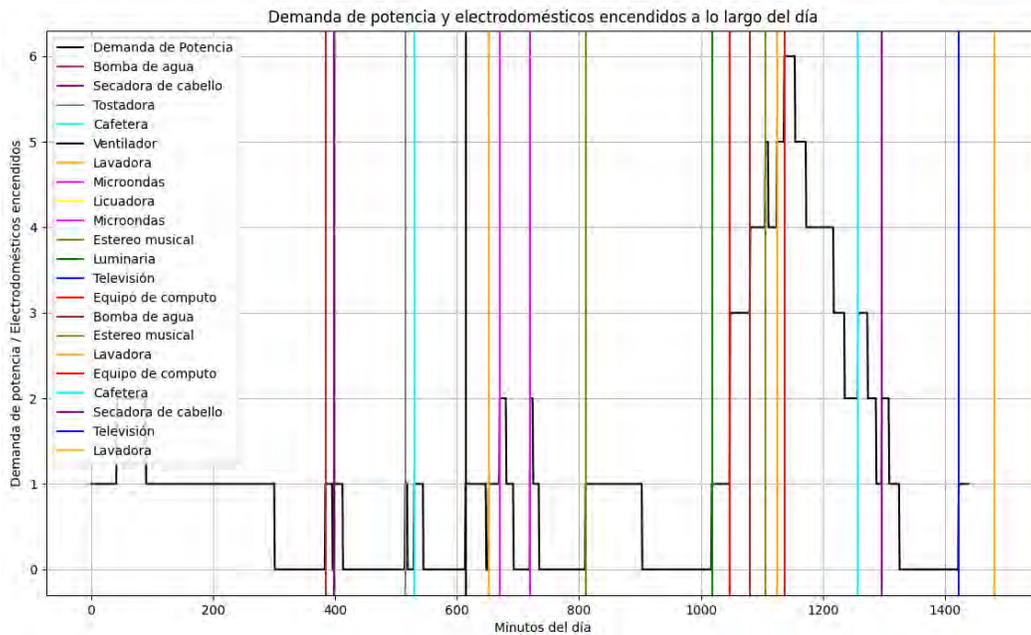


Figura 4.3 Simulación de demanda de electrodomésticos con patrones de activación específicos

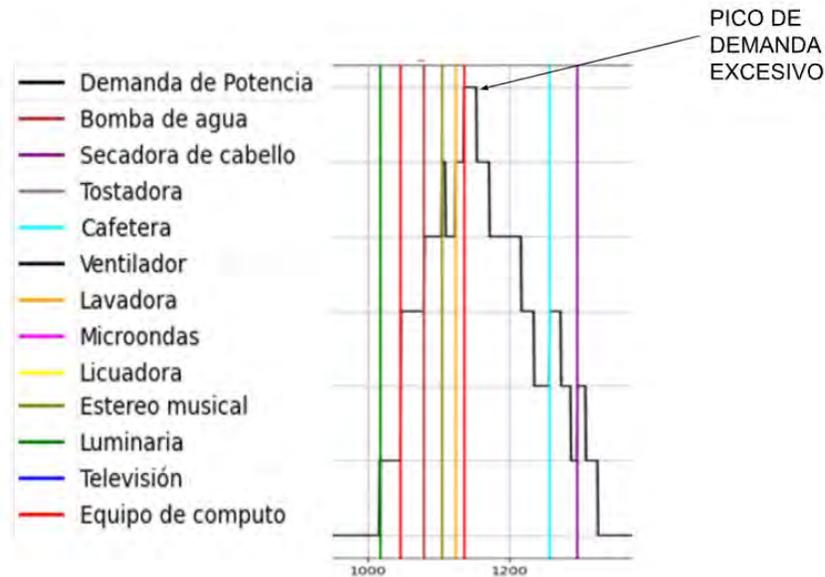


Figura 4.4 Pico de demanda que excede el suministro base del sistema de distribución ampliación de un segmento en la Figura 4. 3

4.6 Patrones de consumo

La asignación de patrones de funcionamiento a los electrodomésticos con mayor índice de consumo es una estrategia lógica para gestionar eficientemente la carga eléctrica en una comunidad. Sin embargo, es importante reconocer que no todos los electrodomésticos de alto consumo son necesariamente los que más demandan con respecto al tiempo en términos de potencia. Se deben considerar también aquellos que tienen períodos de activación más repetitivos a lo largo del día, ya que pueden contribuir significativamente a la carga eléctrica total.

En ambientes caseros se identifican dos electrodomésticos como cargas críticas de confort: el aire acondicionado y el refrigerador. El aire acondicionado se destaca como el principal consumidor de energía debido a su alta carga para el sistema eléctrico, especialmente durante los períodos de uso prolongado en climas cálidos. Por otro lado, el refrigerador, aunque no necesariamente tiene la misma demanda de potencia que el aire acondicionado, tiene la particularidad de activarse repetidamente a lo largo del día para mantener una temperatura constante en su interior.

Al designar estos electrodomésticos como cargas críticas de confort, se reconoce su importancia para el bienestar y la comodidad en el hogar. Establecer patrones de funcionamiento para estos electrodomésticos, se puede optimizar su uso para reducir la carga eléctrica durante los períodos de alta demanda. Por ejemplo, programar el aire acondicionado para que funcione a temperaturas más altas

durante las horas pico de consumo o ajustar la frecuencia de activación del refrigerador para minimizar su impacto en la carga eléctrica total.

Continuando con la estrategia de asignar patrones de funcionamiento a los electrodomésticos según su índice de consumo y comportamiento, es importante considerar la bomba de agua y la plancha en el contexto de la gestión de carga eléctrica en la comunidad.

La bomba de agua, al igual que el refrigerador, puede considerarse una carga crítica debido a su función esencial en el suministro de agua para el hogar. Sin embargo, su patrón de funcionamiento difiere, ya que tiende a activarse de manera intermitente durante el día. En este sentido, se ha identificado que programar su funcionamiento durante la madrugada, cuando la demanda general de energía es más baja, puede ayudar a reducir la carga eléctrica total y evitar conflictos con otros electrodomésticos de mayor demanda durante el día.

Por otro lado, la plancha presenta un comportamiento similar al del refrigerador en términos de activación repetitiva a lo largo del día, pero con un propósito diferente. Mientras que el refrigerador mantiene una temperatura constante, la plancha experimenta cambios de temperatura debido a su ciclo de calentamiento y enfriamiento durante el proceso de planchado. Aunque su demanda de potencia puede ser menor que la del aire acondicionado o la bomba de agua, su patrón de uso frecuente puede contribuir significativamente a la carga eléctrica total.

Por lo tanto, al establecer un patrón de funcionamiento para la plancha, se puede optimizar su uso para evitar que coincida con otros electrodomésticos de alta demanda. Por ejemplo, programar su funcionamiento durante horas específicas del día cuando la demanda general de energía es menor.

La asignación de patrones de funcionamiento a los electrodomésticos con mayor índice de consumo, como el aire acondicionado y el refrigerador como se muestra en la **Figura 4. 5**, es una medida lógica para gestionar eficientemente la carga eléctrica en una comunidad. Al priorizar el confort y la seguridad alimentaria, se pueden establecer estrategias que optimicen el uso de estos electrodomésticos sin comprometer el bienestar de los residentes.

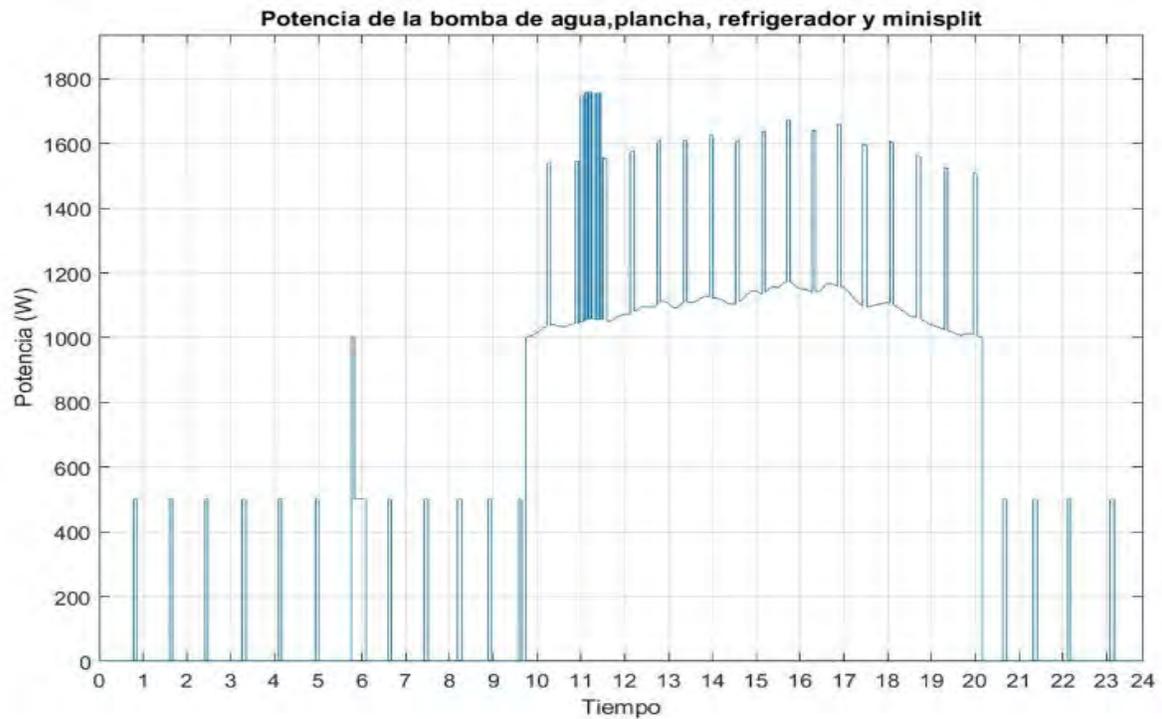


Figura 4.5 Gráfica de demanda de diversos electrodomésticos con características similares

Agregar colores a la simulación de perfiles de demanda eléctrica es beneficioso por varias razones. En primer lugar, ayuda a visualizar de manera clara y rápida las diferentes categorías de electrodomésticos y sus patrones de funcionamiento. Al asignar colores distintivos a cada tipo de electrodoméstico, como rojo para el aire acondicionado, verde para el refrigerador y azul para la lavadora, se facilita la identificación y comprensión de los datos.

Además, el uso de colores puede resaltar las variaciones en los patrones de consumo a lo largo del día, lo que permite identificar tendencias y picos de demanda de manera intuitiva. Por ejemplo, si los electrodomésticos de climatización están representados en azul, es fácil identificar los momentos en que se produce un aumento significativo en el consumo de energía debido al uso del aire acondicionado.

Otra ventaja de utilizar colores en la simulación es la capacidad de distinguir entre diferentes horarios de funcionamiento de los electrodomésticos. Por ejemplo, se pueden asignar tonos más oscuros para representar las horas de la noche y tonos más claros para las horas del día. Esto proporciona una representación visual como se observa en la **Figura 4.6** de cómo varía el consumo de energía a lo largo del ciclo diario y ayuda a identificar patrones de uso.

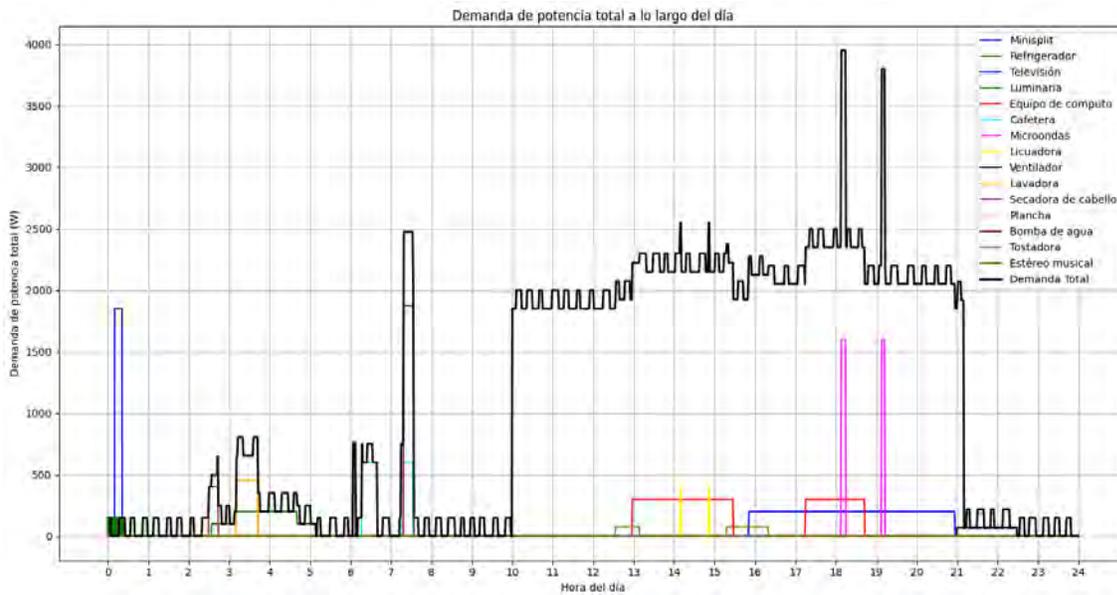


Figura 4.6 Demanda con asignación de colores por electrodoméstico

Además, como se muestra en la **Figura 4.7** imprimir los nombres de los electrodomésticos y sus horarios de funcionamiento en la simulación añade una capa adicional de información que facilita la interpretación de los resultados. Al mostrar claramente que electrodomésticos están activos en cada momento y durante cuánto tiempo, los usuarios pueden entender mejor cómo se distribuye la carga eléctrica en el sistema y cómo se pueden optimizar los horarios de funcionamiento para mejorar la eficiencia energética.



Figura 4.7 Impresión de nombres y horarios de encendido de los equipos

4.7 Implementación en simulación

Este proceso detallado muestra cómo el sistema de gestión de energía interactúa con la simulación del sistema, el algoritmo Lobo Gris, y cada electrodoméstico para optimizar la demanda de energía y garantizar un uso eficiente de la electricidad en

el hogar. El diagrama proporciona una representación visual clara y organizada de estas interacciones, lo que facilita la comprensión del funcionamiento del sistema.

1. Inicio de la Simulación: La simulación del sistema de gestión de energía comienza con la activación del sistema de gestión de energía.
2. Generación de Demanda de Energía: El sistema de gestión de energía interactúa con la simulación del sistema para generar la demanda de energía esperada para el período de simulación.
3. Iteración por cada minuto del día: Consulta y Actualización del Estado de los Electrodomésticos: Durante cada minuto del día, el sistema de gestión de energía continúa consultando el estado de cada electrodoméstico para conocer su consumo actual.
4. Optimización de la Demanda por el Algoritmo Lobo Gris: La demanda de energía generada es optimizada por el algoritmo Lobo Gris, que proporciona una señal de control al sistema de gestión de energía.
5. Modificación del Consumo de los Electrodomésticos: El sistema de gestión de energía modifica el consumo de los electrodomésticos según la señal de control proporcionada por el algoritmo Lobo Gris para optimizar la demanda de energía.
6. Finalización de la Simulación: Una vez completada la simulación para cada minuto del día, se finaliza el proceso de simulación.

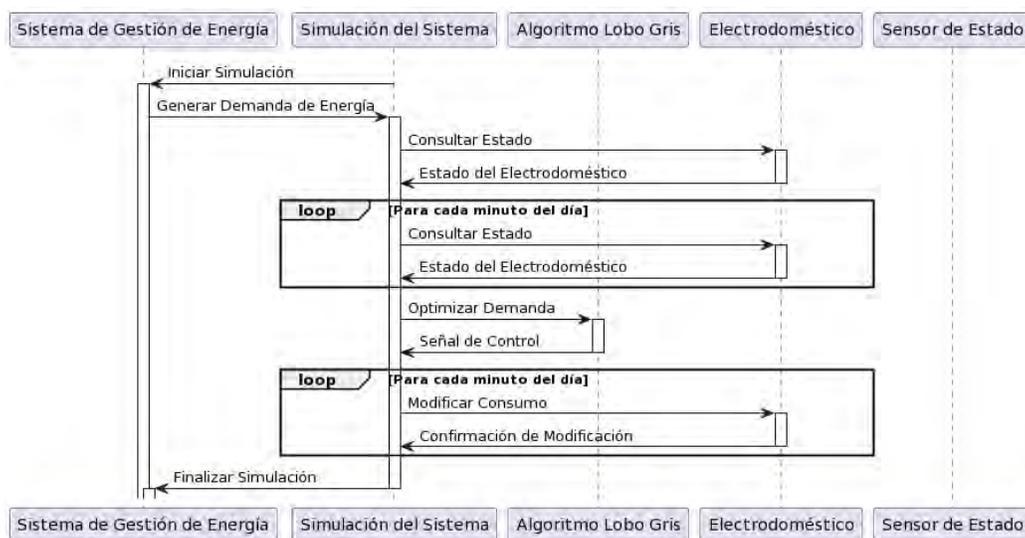


Figura 4.8 Funcionamiento Detallado del Sistema de Gestión de Energía

En la Figura 4. 8 se puede observar el detallado funcionamiento del sistema gestor de energía como se explica en los puntos anteriores.

4.7.1 Resumen detallado del código

Funcionalidad General:

Simulación de la demanda de energía original y optimizada: El código simula la demanda de energía eléctrica en un entorno doméstico para diferentes electrodomésticos a lo largo del día. Luego, utiliza el algoritmo "Lobo Gris" para optimizar esta distribución de cargas y ajustar la demanda de energía de manera eficiente.

Implementación de un algoritmo de optimización (Lobo Gris): Se utiliza el algoritmo "Lobo Gris" para ajustar la distribución de cargas eléctricas y gestionar la demanda de energía. Este algoritmo se basa en el comportamiento de los lobos grises en la naturaleza para realizar ajustes en la distribución de cargas.

Graficación de la demanda de energía antes y después de la optimización: El código genera gráficos que muestran la demanda de energía original y la demanda optimizada después de aplicar el algoritmo "Lobo Gris". Esto permite visualizar y comparar los cambios en la demanda de energía.

Ventajas:

Facilita la evaluación de la eficacia del algoritmo de optimización: Al mostrar las demandas de energía antes y después de la optimización, el código facilita la evaluación de la eficacia del algoritmo "Lobo Gris" en la gestión de la demanda de energía.

Identifica posibles mejoras en la gestión de la demanda de energía: Comparar las demandas de energía original y optimizada ayuda a identificar áreas donde se pueden realizar mejoras en la gestión de la demanda de energía para lograr un uso más eficiente de los recursos eléctricos.

Contribuye a ahorros económicos: Optimizar la distribución de cargas eléctricas puede llevar a reducciones en el consumo de energía durante los picos de demanda, lo que puede resultar en ahorros económicos tanto para los proveedores como para los consumidores de energía.

Implementación de cada sección:

Función para enviar correo electrónico: Esta función permite enviar notificaciones por correo electrónico en caso de errores durante la ejecución del algoritmo.

Algoritmo Lobo Gris: Implementa el algoritmo de optimización "Lobo Gris" para gestionar la demanda de energía. Utiliza una serie de parámetros para calcular una señal de control que ajusta la distribución de cargas eléctricas.

Simulación del sistema de energía original: Genera la demanda de energía original para los diferentes electrodomésticos a lo largo del día. Esta demanda se basa en datos históricos o patrones predefinidos de uso de electrodomésticos.

Optimización de la demanda: Utiliza el algoritmo "Lobo Gris" para optimizar la distribución de cargas eléctricas y ajustar la demanda de energía. La optimización se realiza en función de la carga acumulada y otros parámetros definidos por el algoritmo.

Graficación de la demanda de energía: Muestra gráficamente la demanda de energía original y optimizada para facilitar la comparación y el análisis.

Modelo Matemático:

El modelo matemático utilizado se basa en el algoritmo "Lobo Gris", que es un algoritmo de optimización inspirado en el comportamiento de los lobos grises en la naturaleza. La función de control del algoritmo "Lobo Gris" utiliza un conjunto de parámetros (α , β , umbral_aire_acondicionado, tiempo_max_apagado) para calcular una señal de control que ajusta la distribución de cargas eléctricas.

Ecuaciones de Funcionalidad:

La función de control del algoritmo "Lobo Gris" utiliza una combinación lineal de la demanda actual, la demanda objetivo y una señal de control para ajustar la distribución de cargas eléctricas.

$$\begin{aligned} \text{Señal de Control} & & (4.1) \\ &= \alpha \cdot (\text{Demanda Objetivo} - \text{Demanda Actual}) + \beta \\ &\cdot \text{Ajuste Objetivo} \end{aligned}$$

Donde:

α y β son los parámetros de ajuste.

Demanda Objetivo es la demanda objetivo calculada en función de la demanda actual y otros factores.

Ajuste Objetivo es un ajuste objetivo calculado en función de la demanda actual y otros factores.

Esta ecuación describe cómo se calcula la señal de control que determina cómo ajustar la distribución de cargas eléctricas para optimizar la demanda de energía en el algoritmo "Lobo Gris".

4.7.2 Descripción del programa

Descripción general del modelo subyacente y cómo se representa matemáticamente de forma general y simplificada del proceso.

Modelo General:

El código simula el consumo de energía a lo largo del tiempo en un entorno doméstico. Define un horario de actividades y asigna consumos de energía a diferentes dispositivos eléctricos. Luego, utiliza un algoritmo de control (Lobo Gris) para ajustar el consumo de energía en función de la carga acumulada y el costo de la energía.

Variables:

- Carga acumulada: La carga acumulada de energía en un momento dado.
- Costo energía: El costo total de la energía consumida.

Algoritmo de Lobo Gris:

El algoritmo de Lobo Gris ajusta la señal de control (Señal _ conexión) en función de la carga acumulada actual, el costo de la energía y un conjunto de parámetros (Alpha y Beta).

Tasa de aprendizaje (Alpha):

La tasa de aprendizaje (Alpha) α es un parámetro que determina qué tan rápido el algoritmo debe aprender y ajustarse a los cambios en la demanda y los objetivos. Es un número entre 0 y 1. Un valor más alto implica ajustes más rápidos, pero también puede hacer que el sistema sea más propenso a oscilaciones y variaciones bruscas. En este caso, Alpha se ha fijado en 0.5, lo que significa que el sistema está configurado para aprender moderadamente rápido.

Factor de ajuste (Beta) β :

El factor de ajuste (Beta) es otro parámetro que se utiliza para suavizar los cambios en los objetivos a lo largo del tiempo. También es un número entre 0 y 1. Un valor más alto de beta dará más peso a los objetivos anteriores, lo que suavizará las fluctuaciones. En este caso, beta se fija en 0.5, lo que significa que el sistema utiliza un enfoque equilibrado entre los objetivos actuales y los anteriores para suavizar el ajuste.

Dado que el algoritmo GWO (Grey Wolf Optimizer) es una técnica de optimización metaheurística inspirada en el comportamiento social de los lobos grises. Este algoritmo ha demostrado ser eficaz para resolver una variedad de problemas de optimización en diferentes campos, incluidos la ingeniería, la ciencia de datos y la optimización de sistemas energéticos.

En el contexto específico del caso desarrollado, donde se utiliza el algoritmo GWO para controlar la demanda de energía eléctrica y gestionar el funcionamiento de los electrodomésticos, el sistema puede ser bastante robusto si se implementa y se ajusta correctamente. Aquí hay algunas razones por las cuales el algoritmo GWO podría ser robusto en este escenario:

Adaptabilidad: El algoritmo GWO es adaptable y puede ajustar dinámicamente su comportamiento en función de las condiciones del entorno y las demandas de energía en tiempo real. Esto permite gestionar eficazmente los cambios en la demanda y optimizar el consumo de energía según sea necesario.

Optimización global: El GWO está diseñado para buscar soluciones óptimas en un espacio de búsqueda amplio y multidimensional. Esto significa que puede encontrar soluciones que sean óptimas o cercanas a óptimas para los problemas de optimización complejos que pueden surgir en la gestión de la demanda de energía.

Gestión de múltiples restricciones: El algoritmo GWO puede manejar eficientemente múltiples restricciones y objetivos en el proceso de optimización. Esto es importante ya que hay restricciones específicas, como los límites de consumo de energía y las

necesidades de los usuarios.

Implementación flexible: El algoritmo GWO se puede implementar de manera flexible y adaptarse a diferentes contextos y requisitos. Esto te permite ajustar y personalizar el algoritmo según las necesidades específicas del sistema de gestión de energía.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que ningún algoritmo es perfecto y siempre hay consideraciones específicas del dominio y del problema que deben tenerse en cuenta. Además, el rendimiento del algoritmo GWO dependerá en gran medida de cómo se ajusten los parámetros y cómo se diseñe el sistema en su conjunto.

Por lo cual se implementaron esas secciones de información vía correo, como factor de incertidumbre, donde se puede informar al usuario de problemas inminentes o que la carga no podrá ser administrada correctamente por variables imprevistas la demanda de potencia del sistema.

Simulación de la demanda de energía original y optimizada:

- El código simula la demanda de energía eléctrica en un entorno doméstico para varios electrodomésticos a lo largo del día. Utiliza datos históricos o patrones predefinidos para generar esta demanda.
- Luego, utiliza el algoritmo "Lobo Gris" para optimizar esta distribución de cargas eléctricas y ajustar la demanda de energía de manera eficiente.

Implementación de un algoritmo de optimización (Lobo Gris):

- El algoritmo "Lobo Gris" se utiliza para ajustar la distribución de cargas eléctricas y gestionar la demanda de energía. Está inspirado en el comportamiento de los lobos grises en la naturaleza para realizar ajustes en la distribución de cargas.
- Se basa en una combinación lineal de la demanda actual, la demanda objetivo y una señal de control para ajustar la distribución de cargas eléctricas de manera óptima.

Graficación de la demanda de energía antes y después de la optimización:

Se generan gráficos que muestran la demanda de energía original y la demanda optimizada después de aplicar el algoritmo "Lobo Gris".

Esto permite visualizar y comparar los cambios en la demanda de energía, facilitando la evaluación de la eficacia del algoritmo de optimización.

Respecto a la funcionalidad de enviar correos, el código incluye una función llamada `enviar_correo_error` que utiliza el protocolo SMTP para enviar correos electrónicos en caso de errores durante la ejecución del algoritmo. Aquí está la explicación detallada de cómo funciona esta funcionalidad:

Configuración del correo electrónico:

Se definen los detalles del correo como se observa en la Figura 4. 9 donde se muestra el emisor (dirección de correo electrónico de Gmail y contraseña) y del correo receptor.

Se establece la conexión con el servidor SMTP de Gmail utilizando el puerto 587.

```
import smtplib
from email.mime.text import MIMEText
from email.mime.multipart import MIMEMultipart

# Configuración del correo electrónico
email_emisor = "tu_correo@gmail.com"
password = "tu_contraseña"
email_receptor = "correo_destino@example.com"

def enviar_correo_error(asunto, mensaje):
    # Configuración del mensaje
    msg = MIMEMultipart()
    msg['From'] = email_emisor
    msg['To'] = email_receptor
    msg['Subject'] = asunto

    # Cuerpo del mensaje
    cuerpo_mensaje = mensaje
    msg.attach(MIMEText(cuerpo_mensaje, 'plain'))

    try:
        # Conexión con el servidor SMTP de Gmail
        server = smtplib.SMTP('smtp.gmail.com', 587)
        server.starttls()
        server.login(email_emisor, password)

        # Envío del correo electrónico
        server.send_message(msg)
        server.quit()
        print("Correo enviado correctamente")
    except Exception as e:
        print("Error al enviar el correo:", str(e))

# Ejemplo de uso
asunto = "Error en la ejecución del algoritmo"
mensaje = "Se ha producido un error durante la ejecución del algoritmo."
enviar_correo_error(asunto, mensaje)
```

Figura 4.9 Configuración del correo de información del sistema

Creación del mensaje de correo:

Se crea un mensaje de correo utilizando la librería `email.mime` para agregar el asunto, el cuerpo del mensaje y otros detalles necesarios.

Envío del correo electrónico:

Una vez configurado el mensaje, se envía utilizando el método `server.send_message(msg)` del servidor SMTP configurado.

Finalmente, se cierra la conexión SMTP con `server.quit()`.

La funcionalidad de enviar correos se implementa en el código para notificar al usuario en caso de errores durante la ejecución del algoritmo. Esto permite una gestión proactiva de posibles problemas y una comunicación eficiente sobre el estado del sistema como se muestra en la **Figura 4. 10**.



Figura 4.10 Mensaje de error simulado

En este correo el usuario puede observar cuáles son sus patrones de demanda basado en la gráfica que recibe en formato PNG, así poder reducir de forma consciente los momentos en los cuales tiene mayor demanda, en el Anexo A se muestra el código de programación del sistema implementado en la simulación del caso de estudio.

Resultados

El caso de estudio presenta un análisis detallado del comportamiento de un sistema de energía eléctrica y la implementación de un algoritmo de optimización para gestionar eficientemente la demanda de energía. El objetivo principal de este estudio es evaluar la efectividad del algoritmo "Lobo Gris" en la optimización de la distribución de cargas eléctricas, con el fin de reducir costos y mejorar la eficiencia energética.

En el contexto actual la sostenibilidad y el uso eficiente de recursos son prioritarios, por lo que la gestión inteligente de la demanda energética se vuelve crucial. El estudio se fundamenta en datos simulados del comportamiento del sistema eléctrico, utilizando parámetros específicos para evaluar la efectividad del algoritmo en la gestión de la demanda.

Se sigue una estructura clara. Comienza con una descripción detallada del sistema simulado y los parámetros clave utilizados en el análisis. Luego, se adentra en la explicación del funcionamiento del algoritmo "Lobo Gris" y su aplicación para optimizar la distribución de cargas eléctricas. Posteriormente, se presentan y analizan los resultados antes y después de la optimización, seguidos de una discusión sobre las implicaciones y conclusiones del estudio.

Es fundamental destacar que el sistema GWO (Grey Wolf Optimizer) se diseñó con un rango de protección específico, considerando que el suministro eléctrico en la región de Mexicali oscila entre los 2000 y los 5000 Watts. Esta protección asegura que el sistema no exceda los límites establecidos, evitando así problemas de sobrecarga.

Las imágenes incluidas en el presente documento ilustran claramente la diferencia entre la simulación sin la ayuda del sistema GWO y la simulación con su implementación. La **Figura 5. 1** muestra la demanda acumulada sin la ayuda del sistema GWO, y se aprecia que los picos de demanda son más pronunciados, especialmente por la tarde, con un máximo que supera los 4 kW.

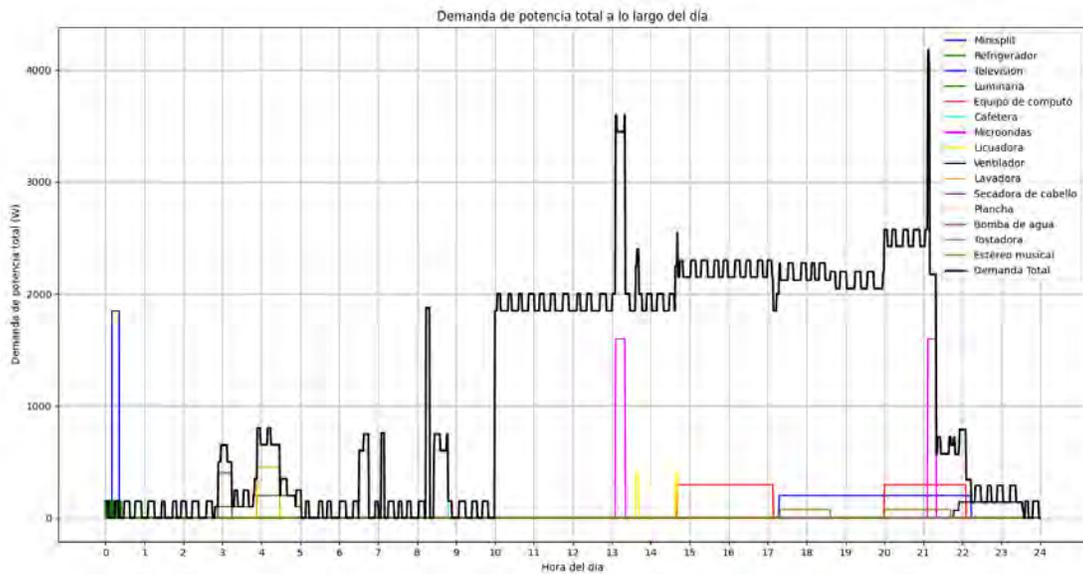


Figura 5.1 Carga acumulada sin la ayuda del sistema GWO

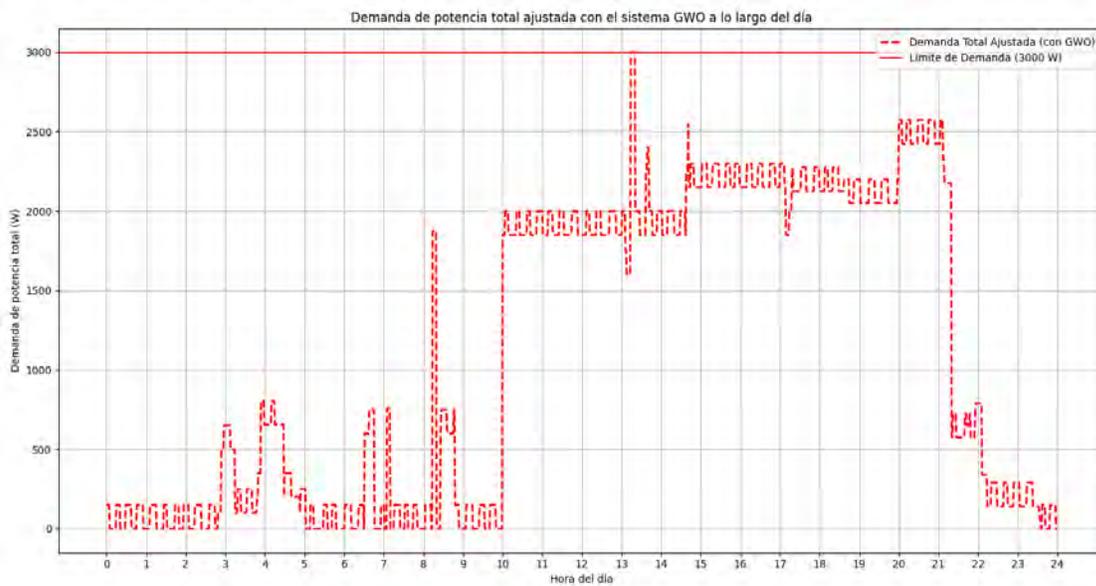


Figura 5.2 Carga acumulada con la ayuda del sistema GWO

Por otro lado, la Figura 5.2 muestra la demanda acumulada con la ayuda del sistema GWO. Se observa que el pico de demanda es del orden de 3 kW, lo que ayuda al sistema a evitar sobrecargas. Esta gestión más eficiente de la demanda es crucial para mantener la estabilidad del suministro eléctrico y evitar problemas de capacidad.

Es importante tener en cuenta que, aunque el sistema puede postergar la activación de cargas por periodos cortos, existen picos que no pueden mitigarse por completo

debido a las limitaciones de tiempo y a la necesidad de mantener la comodidad del usuario. No obstante, la capacidad del sistema para enviar alertas por correo electrónico en caso de imprevistos proporciona una capa adicional de seguridad y control.

Debe tenerse en cuenta que los periodos de activación son aleatorios dentro de rangos específicos, así como el tiempo que permanecen prendidos para que el escenario sea lo más realista posible.

Teniendo en cuenta estos puntos, se desarrollaron simulaciones donde se excluyen algunos electrodomésticos, para simular un comportamiento y demanda diferente, como se observa en la Figura 5. 3, en la que se excluyeron los siguientes tres electrodomésticos:

- # "Equipo de computo": {"horarios": [(720, 1440)], "duracion_min": 60, "duracion_max": 240, "potencia": 300, "max_encendidos": 2},
- # "Secadora de cabello": {"horarios": [(360, 540), (1080, 1320)], "duracion_min": 5, "duracion_max": 15, "potencia": 1875, "max_encendidos": 1},
- # "Bomba de agua": {"horarios": [(120, 360), (1080, 1260)], "duracion_min": 10, "duracion_max": 30, "potencia": 400, "max_encendidos": 1},

En la figura 5.3 se aprecia que, dos veces en el transcurso del día, la demanda supera los 3.5 kW.

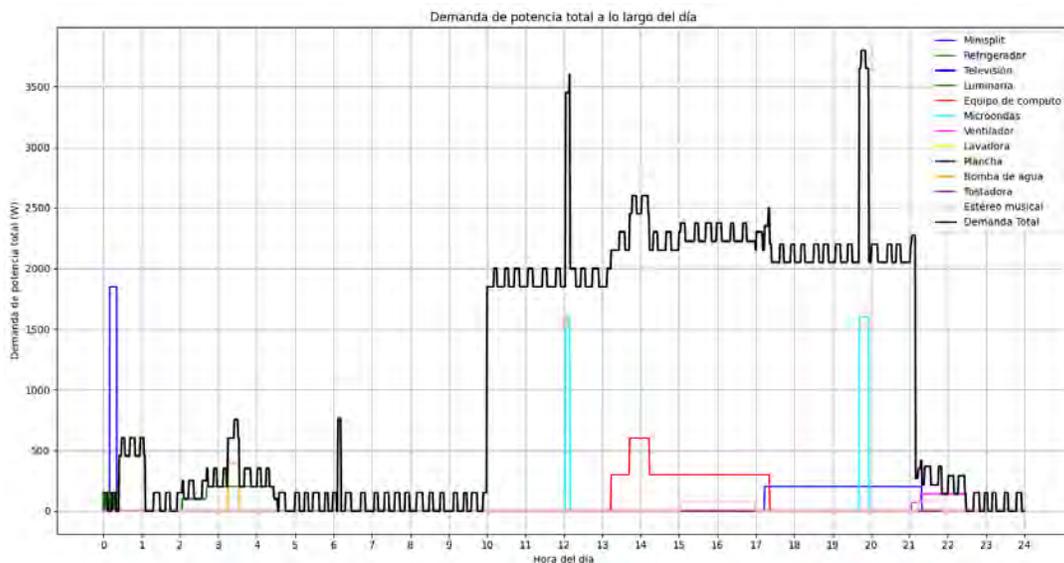


Figura 5.3 Demanda con exclusión de algunas cargas sin GWO

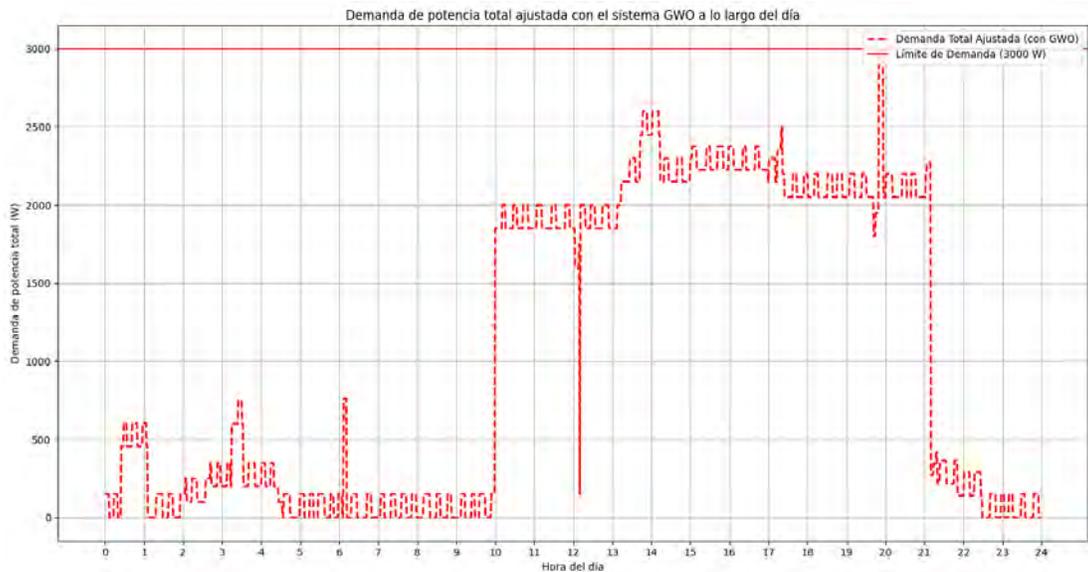


Figura 5.4 Demanda con exclusión de algunas cargas con GWO

El comportamiento con ayuda del algoritmo GWO se muestra en la **Figura 5.4**. Al excluir la secadora y la bomba de agua, la demanda se comportó de forma diferente en los horarios simulados.¹

Se llevaron a cabo otras pruebas para evaluar el comportamiento del sistema, considerando la restricción de ciertos electrodomésticos. La clasificación se organizó de manera que se mantuvieron 8 electrodomésticos con clasificación fija y/o flexible, y 4 con clasificación flexible y/o desplazable, como se muestra en la Tabla 2. 1. El objetivo de estas pruebas fue comprender cómo reaccionaría el sistema ante estos cambios en la clasificación y manejo de los electrodomésticos.

Para ello, se establecieron horarios fijos para visualizar el impacto en dos simulaciones diferentes. En la primera simulación, se analizaron las cargas de los electrodomésticos clasificados, observando su comportamiento y el impacto en la demanda total del sistema. En la segunda simulación, se implementó un quinto electrodoméstico del tipo flexible y/o desplazable, manteniendo exactamente las mismas demandas en los mismos horarios que en la primera simulación. Esto permitió comparar el comportamiento del sistema con y sin el quinto electrodoméstico añadido.

Como se observa en la Figura 5. 5, el sistema considera únicamente las cargas mencionadas previamente. Las 13 cargas se activaron en los horarios establecidos sin generar ningún pico de demanda que superara el límite establecido. Este resultado muestra que el sistema fue capaz de manejar las cargas dentro de los parámetros esperados.

Asimismo, en la Figura 5. 6 se evidencia que el sistema GWO (Grey Wolf Optimizer) es capaz de interpretar que no se generó ningún pico de demanda. Por esta razón, no fue necesario que el sistema actuara durante la simulación, manteniéndose la demanda en su forma original.

Estas pruebas demuestran la eficacia del sistema para manejar la demanda de los electrodomésticos bajo diferentes escenarios, destacando la capacidad del GWO para mantener la estabilidad del sistema y prevenir picos de demanda. Esta característica es crucial para garantizar un uso eficiente de los recursos energéticos, evitando sobrecargas y optimizando el rendimiento del sistema en general.

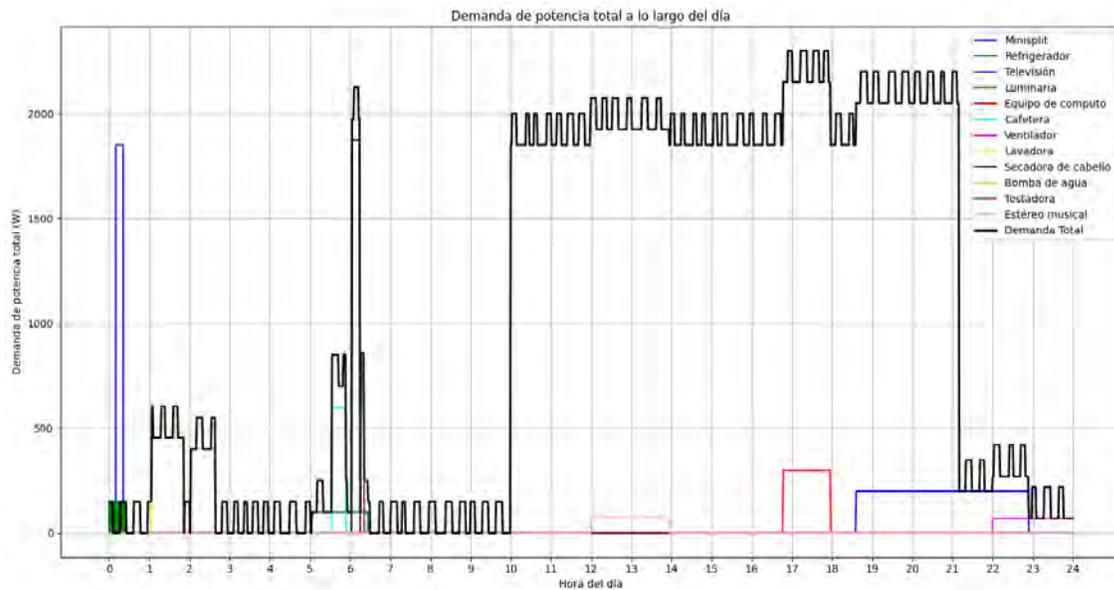


Figura 5.5 Simulación con restricciones de cargas y sin picos sin GWO

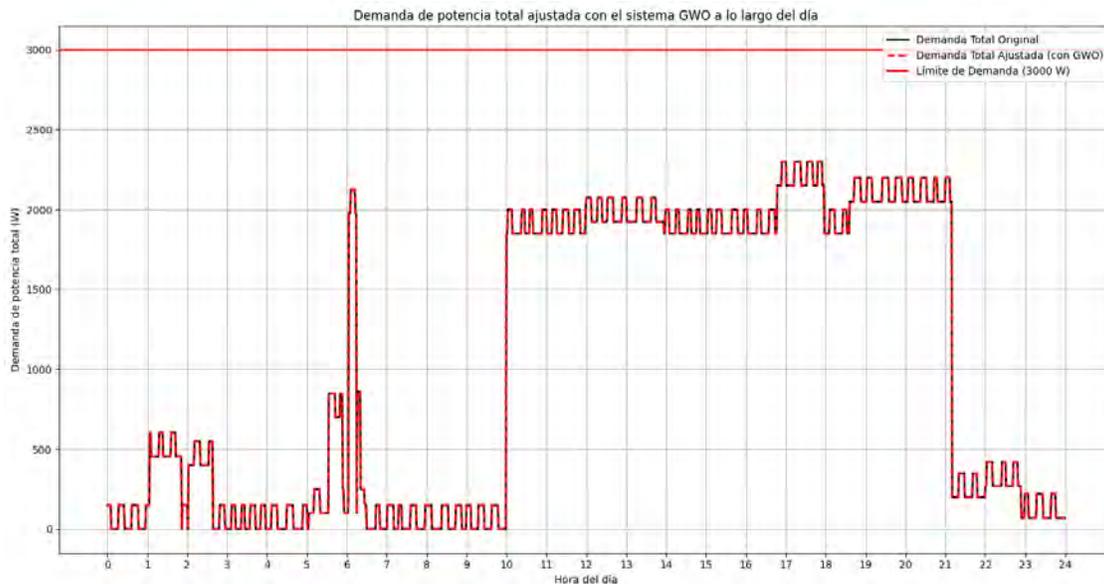


Figura 5.6 Simulación con restricciones de cargas y sin picos con GWO

En la segunda simulación, se aplicaron las mismas restricciones de cargas que en la primera, pero se incrementó la cantidad de cargas, al añadirse una quinta carga. El objetivo de esta modificación fue exponer el pico de demanda y demostrar la capacidad del sistema para identificar cuándo la demanda de las cargas supera el límite establecido. En tales situaciones, el sistema debe actuar de manera adecuada para desactivar y/o desplazar la carga que genera el pico de demanda, asegurando así la estabilidad y eficiencia operativa del sistema.

Esta simulación permitió observar el comportamiento del sistema bajo condiciones de mayor demanda y su capacidad para gestionar eficientemente los recursos disponibles. El propósito era verificar si el sistema podía adaptarse a la inclusión de una carga adicional sin comprometer la estabilidad operativa. Al agregar la quinta carga, se pretendía generar una situación de estrés para el sistema, obligándolo a reaccionar y tomar decisiones para mantener la demanda dentro de los límites seguros.

En la Figura 5. 7 se observa un comportamiento similar al de la simulación anterior, aunque con la adición del quinto electrodoméstico que forzó la demanda a superar el límite establecido. La figura muestra claramente cómo la incorporación de la carga adicional provoca un aumento en la demanda total, superando los niveles previamente controlados. Sin embargo, lo más destacable es la intervención del sistema GWO.

En la Figura 5. 8 se observa la intervención del sistema GWO para reducir el pico de demanda por debajo del límite. La figura ilustra cómo el GWO actúa de manera

eficiente al identificar el exceso de demanda y tomar medidas correctivas. El sistema desactiva o desplaza las cargas en exceso, logrando que la demanda vuelva a niveles aceptables sin causar interrupciones significativas en el suministro de energía

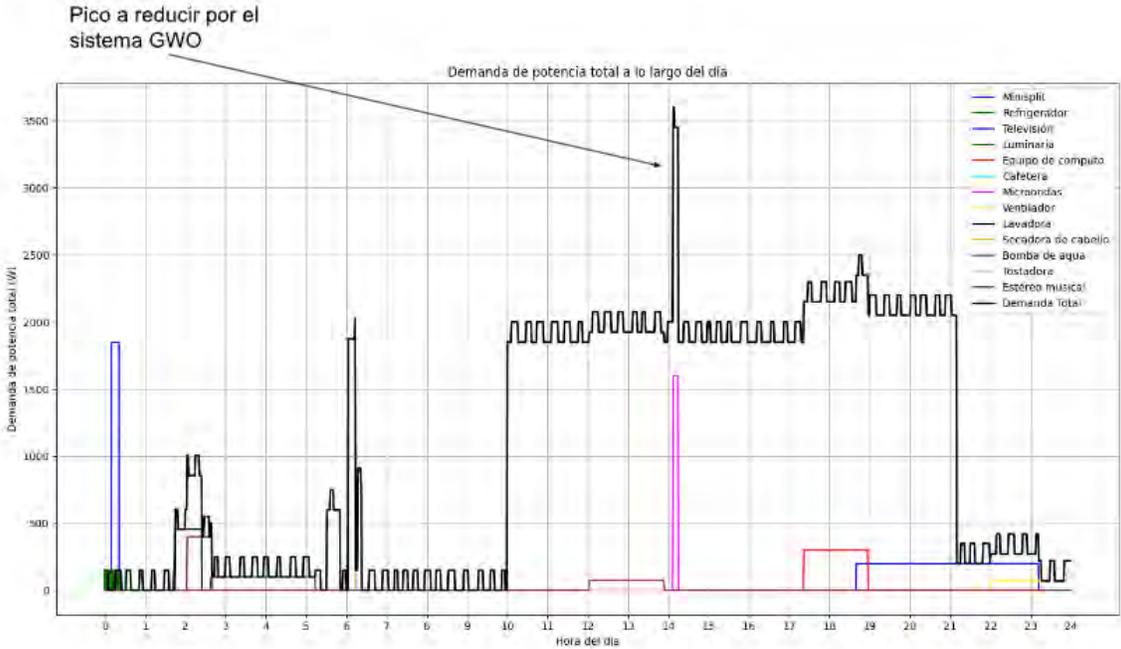


Figura 5.7 Simulación con restricciones de cargas considerando la carga adicional sin GWO



Figura 5.8 Simulación con restricciones de cargas considerando la carga adicional con GWO

Uno de los casos más destacados en la simulación de la demanda energética en Mexicali se presenta en las Figura 5. 9 y Figura 5. 10, donde se ilustra cómo el sistema y los usuarios gestionan el encendido de electrodomésticos durante períodos de alta demanda. Este caso es particularmente revelador de los desafíos y las respuestas del sistema a la hora de manejar la carga energética en un hogar típico.

En la Figura 5. 9, observamos un escenario en el que el usuario enciende varios electrodomésticos simultáneamente, lo que resulta en un significativo pico de demanda energética. Este aumento brusco y sostenido en la demanda supera rápidamente el límite establecido por el sistema para el consumo eléctrico.

Encendido Simultáneo: El usuario ha activado varios dispositivos al mismo tiempo, como el aire acondicionado, el microondas y la lavadora, lo que genera un aumento inmediato en el consumo de energía. Este uso concurrente de electrodomésticos provoca un pico en la demanda que persiste durante un período prolongado, excediendo el umbral de consumo seguro establecido por el sistema.

Respuesta del Sistema:

Reducción de la Demanda: El GWO implementa varias estrategias para disminuir el consumo, como apagar temporalmente ciertos dispositivos no esenciales. En este caso, el aire acondicionado, que contribuye significativamente al pico de demanda, es el candidato principal para ser apagado.

Por otro lado, la Figura 5. 10 proporciona una continuación del escenario mostrado en la Figura 2, enfocándose en las limitaciones operativas del sistema GWO y la necesidad de mantener ciertos niveles de confort para los usuarios.

Evolución del Pico de Demanda:

Prolongación del Pico: A pesar de los esfuerzos iniciales del GWO para reducir la demanda, el pico de consumo persiste debido a la duración prolongada del uso de los electrodomésticos. El sistema tiene restricciones sobre cuánto tiempo puede mantener apagado un dispositivo esencial como el aire acondicionado. En este caso, después de un período predefinido, el sistema debe volver a encender el aire acondicionado para asegurar que la temperatura interna del hogar no suba a niveles incómodos o inseguros.

A pesar de que el aire acondicionado se apaga temporalmente para mitigar la demanda, el sistema GWO está programado para reactivarlo automáticamente una vez que se alcanza el límite máximo de tiempo permitido sin operación, independientemente de si la demanda aún supera el límite establecido. Al reactivar

el aire acondicionado, la demanda energética puede seguir excediendo el umbral. Sin embargo, esta acción es necesaria para mantener un ambiente confortable en el hogar, destacando la complejidad de equilibrar la eficiencia energética con las necesidades de los usuarios.

Para este caso en particular, en la Figura 5. 10 se dejó de forma intencionada la “sombra” de la demanda original para poder visualizar de forma más efectiva que el pico de demanda permanece por un par de minutos incluso después de la intervención del sistema.

Este caso demuestra la dualidad en la gestión de la demanda energética: por un lado, la necesidad de reducir los picos de consumo para evitar sobrecargas en la red, y por otro, la obligación de asegurar el confort y la seguridad de los residentes. El sistema GWO muestra su capacidad para intervenir y reducir la demanda temporalmente, pero también sus limitaciones, ya que debe respetar los parámetros de confort, reactivando el aire acondicionado tras un período de inactividad predeterminado.

Estas observaciones son cruciales para mejorar la eficiencia de los sistemas de gestión energética en hogares residenciales. Entender cuándo y cómo intervenir para equilibrar la demanda y el confort del usuario es clave para desarrollar estrategias más efectivas y sostenibles en el manejo del consumo de energía.

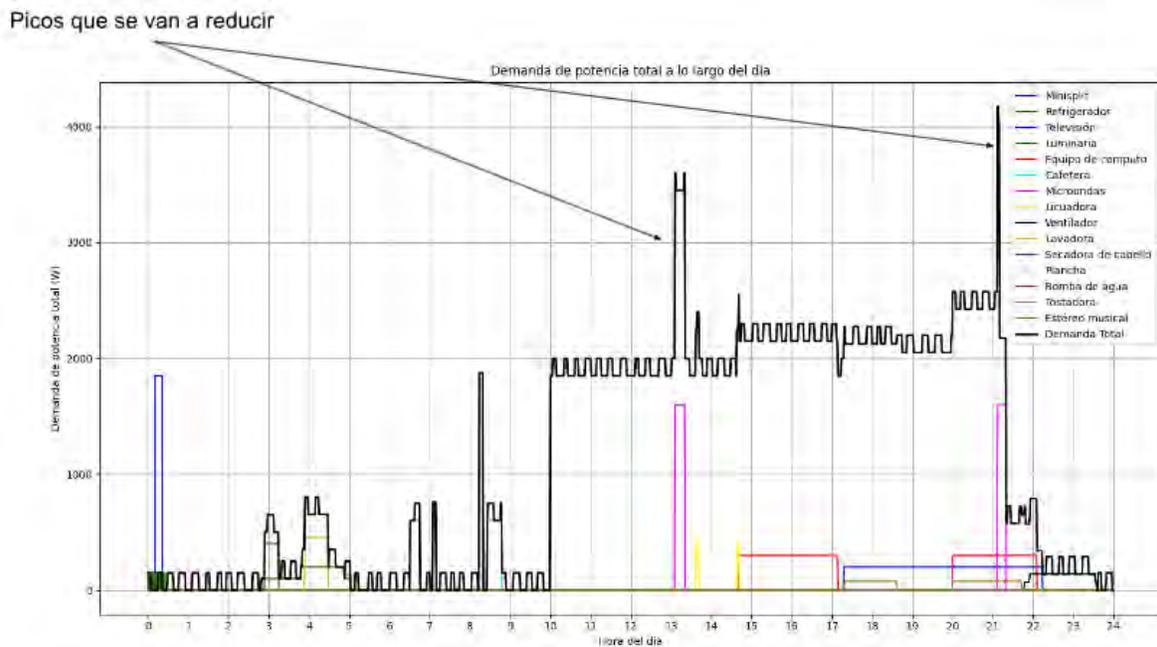


Figura 5.9 Pico de demanda prolongado más allá de lo permitido para interceder por el sistema GWO

Pico que no se puede reducir principalmente por periodos de activación.

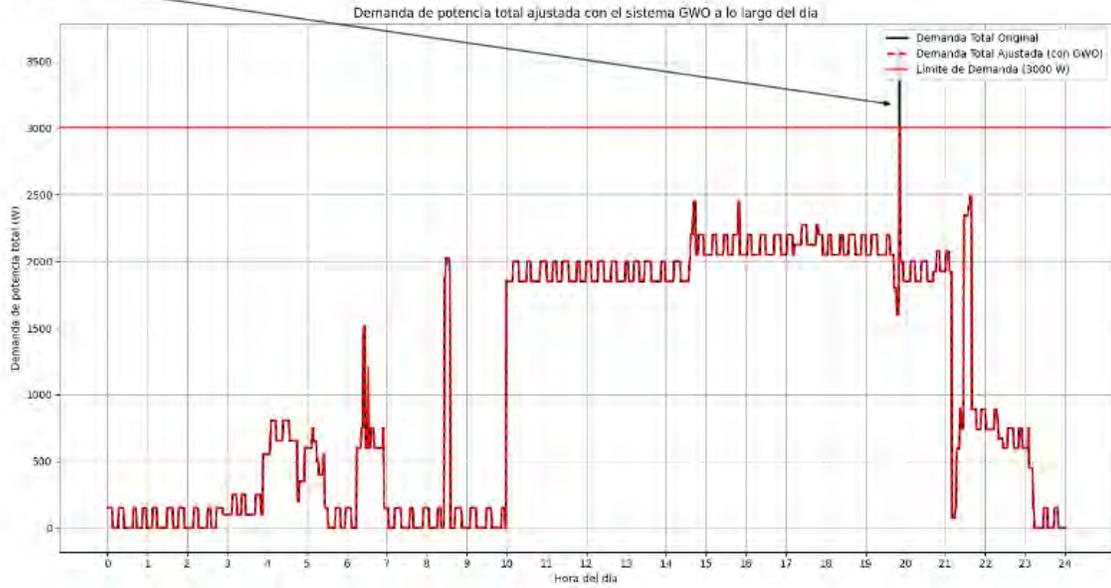


Figura 5.10 Pico de demanda prolongado más allá de lo permitido para interceder por el sistema GWO

También se desarrollaron pruebas con diferentes temperaturas de la región, como es el día más caluroso del que se tiene registro en la base de dtos. Esto se observa en la **Figura 5. 9**, que corresponde al día más caluroso con una temperatura máxima de 49.1°C.

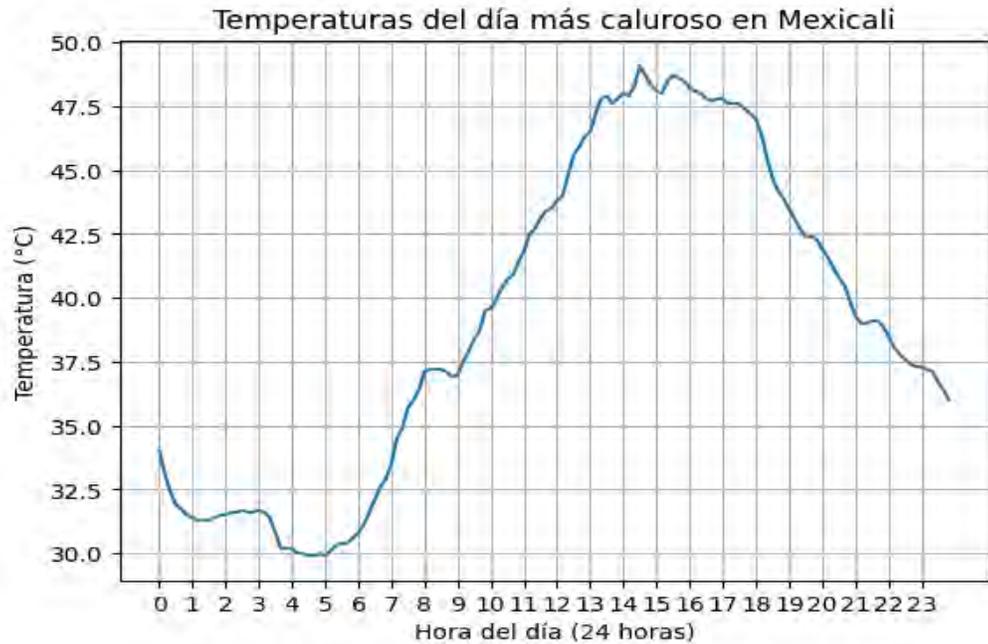


Figura 5.11 Temperatura máxima registrada durante el día más caluroso, del mes más caluroso

También se desarrollaron simulaciones con el día de la temperatura mínima registrada, como se puede observar en la **Figura 5. 10**. Se registraron temperaturas más bajas en comparación con las temperaturas regulares, especialmente por la madrugada cuando se alcanzó una temperatura mínima de 24.1 °C.

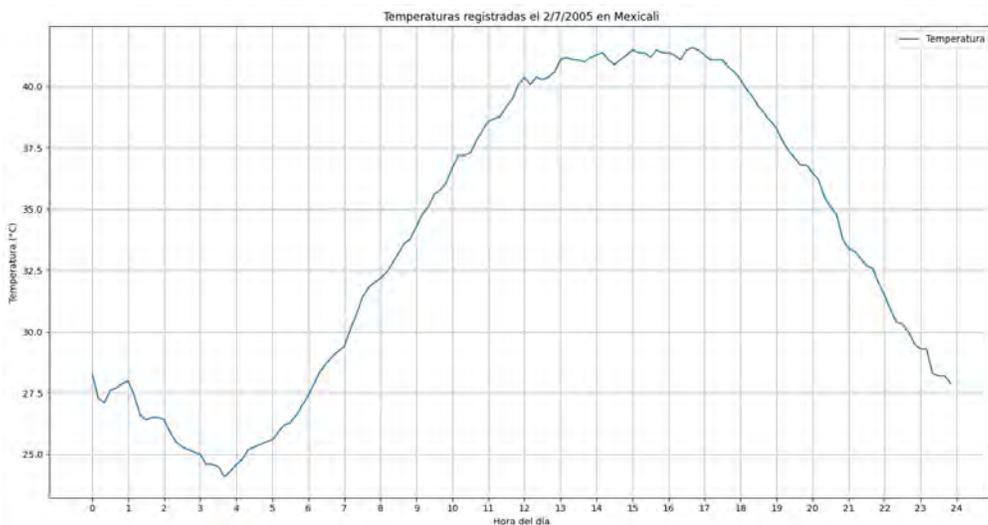


Figura 5.12 Temperatura máxima registrada durante el día menos caluroso, del mes más caluroso

El usuario recibe en el correo electrónico las gráficas y posibles errores que el sistema encuentre en la simulación, como se puede observar en la Figura 5. 11. Se muestra una serie de simulaciones de correos y gráficas enviadas al usuario para informarle acerca de las diversas asignaciones del sistema.

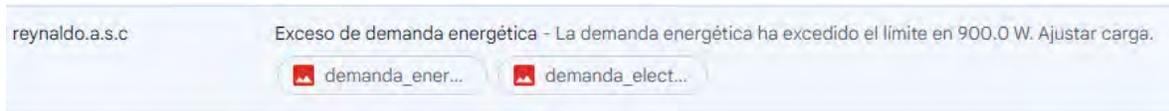


Figura 5.13 Correo de informe al usuario del sistema GWO

Con una serie de pruebas exhaustivas se demuestra que es posible gestionar la demanda de potencia de los electrodomésticos con la ayuda de sistemas de gestión HEMS, particularmente con el algoritmo GWO, el cual tiene las características de los lobos de buscar su presa (los riesgos de picos de demanda), rodearla en manada (determinar qué cargas están activas y comprender si la activación inmediata de una carga extra constituye una posible amenaza), y caza (la gestión de las opciones que tiene para cumplir con su objetivo), Lo anterior, contemplando que el factor de incertidumbre del sistema puede cubrirse por medio de la alerta que se enviaría al usuario para informarle que está en riesgo de sufrir una sobrecarga anormal y que, por cuestiones de comodidad, el sistema está programado para no afectarlo. El usuario podría optar por la opción de esperar, para no exceder el límite de demanda al sistema de suministro.

Conclusiones

El estudio se centra en evaluar la efectividad del algoritmo GWO para optimizar la distribución de cargas eléctricas en el campo de la gestión inteligente de la demanda de energía en entornos residenciales, especialmente en regiones con altas demandas de refrigeración, con el objetivo de mejorar la eficiencia energética en un contexto de creciente preocupación por la sostenibilidad y el uso eficiente de los recursos energéticos.

El sistema GWO contribuye a mitigar los picos de demanda generados por las actividades cotidianas del usuario. La capacidad de postergar la activación de las cargas no debe exceder los 5 minutos, ya que períodos más largos podrían afectar las actividades y comodidad del usuario como se menciona en (Gellings, 1981) donde hacen un estudio de como los aires acondicionados pueden ser suspendidos por 8 minutos sin afectar la comodidad del usuario, periodos donde se implementan cargas que no consuman demasiado tiempo. Mediante una serie de numerosas pruebas, se demuestra que es posible gestionar la demanda de potencia de los electrodomésticos con la ayuda de sistemas de gestión HEMS, en particular con el sistema GWO.

Este sistema comprende mediante su identificación del electrodoméstico qué cargas están activas y evalúa si la activación inmediata de una nueva carga representa una amenaza potencial. El sistema ofrece opciones de gestión para cumplir con su objetivo. Se destaca que el factor de incertidumbre para la activación de las cargas fuera de los horarios establecidos dentro de la programación del sistema puede abordarse mediante alertas enviadas al usuario, advirtiéndole sobre posibles sobrecargas anormales. Aunque el sistema está diseñado para no afectar la comodidad del usuario, sin exigir demasiada potencia del sistema de suministro, una de las funciones del HEMS es liberar al usuario de estas preocupaciones, teniendo en cuenta que, bajo determinadas condiciones, la meta de reducir la demanda máxima no es alcanzable.

Trabajos futuros

El desarrollo del presente caso de estudio abre varias avenidas para futuras investigaciones y mejoras en la gestión de la demanda eléctrica residencial. Algunas de las posibles soluciones y áreas de investigación incluyen: Optimización

avanzada con inteligencia artificial, redes neuronales y deep learning, integración de fuentes de energía renovable, optimización multicriterio, la programación para que el sistema permita considerar la inclusión de dispositivos adicionales, como sistemas de seguridad, aspiradoras, etc., que también contribuyen significativamente al consumo energético en los hogares mexicalenses, consulta del Estado de los Electrodomésticos: El sistema de gestión de energía consulta el estado actual de cada electrodoméstico en el hogar a través de un sensor de estado.

Referencias

- Agencia Internacional de Energía. (2020). *IEA*. Recuperado el 30 de Abril de 2024, de Mercados de energía: Perspectivas y análisis 2020-2025: <https://www.iea.org/data-and-statistics>
- Albadi, M. H.-S. (2008). A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 1989-1996.
- Ali Esmael Nezhad, A. R. (2021). Home energy management system for smart buildings with inverter-based air conditioning system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 0142-0615.
- AlShabi, M. a. (2021). Multi-group grey wolf optimizer (MG-GWO) for estimating photovoltaic solar cell model. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 1655-1670.
- Banerjee, N. a. (2022). AP-TLB-IGWO: Adult-pup teaching-learning based interactive grey wolf optimizer for numerical optimization. *Applied Soft Computing*, 109000.
- BLACK+DECKER. (2020). *BLACK+DECKER*. Recuperado el 13 de Julio de 2023, de <https://mx.blackanddeckerhogar.com/productos/planchas-y-mas/planchas-de-vapor/ir1920.aspx>
- CENACE. (2018). *CENACE.GOB*. Recuperado el 15 de Mayo de 2024, de <https://www.cenace.gob.mx/graficademanda.aspx>
- CENACE. (10 de Mayo de 2024). *Ante ola de calor atípica y un incremento en la demanda, CENACE*. Recuperado el 28 de Mayo de 2024, de <https://www.gob.mx/cenace/articulos/ante-ola-de-calor-atipica-y-un-incremento-en-la-demanda-cfe-y-cenace-garantizan-el-suministro-de-energia?idiom=es>
- CEPAL, N. a. (2018). *Informe nacional de monitoreo de la eficiencia energética de México, 2018*,. CEPAL.
- Che, Y. a. (2019). Demand response from the control of aggregated inverter air conditioners. *IEEE Access*, 88163 - 88173.
- Cheggaga, A. Y. (2017). Grey wolf optimizer for optimal design of hybrid renewable energy system PV-Diesel Generator-Battery: Application to the case of Djanet city of Algeria. *Solar Energy*, 941-951.

- CONAHCYT. (2017). *Plataforma Nacional de Energía, Ambiente y Sociedad*. Recuperado el 3 de Octubre de 2023, de <https://energia.conacyt.mx/planeas/electricidad/demanda>
- CONAIR. (2023). *CONAIRMEXICO*. Recuperado el 14 de Julio de 2023, de <https://www.conairmexico.com/secadoras>
- conermex. (s.f.). *conermex*. Recuperado el 14 de Julio de 2023, de <https://www.conermex.com.mx/webinar/tabla-consumos-CFE.pdf>
- conuee. (2018). *CFE.gob*. Recuperado el 12 de Diciembre de 2022, de <https://www.gob.mx/>: <https://www.gob.mx/conuee/acciones-y-programas/herramienta-para-el-ajuste-del-factor-de-potencia>
- Daniel Ferney Hernandez Joya, J. M. (2013). Algoritmo metaheurístico basado en sistemas de hormigas para la administración de energía en microredes industriales. *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica*.
- Denholm, P. E. (2010). The Role of Energy Storage with Renewable Electricity Generation . *National Renewable Energy Laboratory*.
- División de Estadística de las Naciones Unidas. (2022). *Rama de Divulgación y Datos de Desarrollo*. Obtenido de Energy Sector Management Assistance Program: <https://unstats.un.org/sdgs/report/2019/goal-07/>
- Electricidad, C. f. (2022). *CFE*. Recuperado el 21 de Marzo de 2023, de https://app.cfe.mx/aplicaciones/ccfe/tarifas/tarifas_negocio.asp?Tarifa=HMCF&Anio=2017#:~:text=La%20demanda%20contratada%20la%20fijar
- Elias, A. R. (2018). Estudio de estabilidad transitoria en sistemas eléctricos de potencia con integración de sistemas de almacenamiento de energia. *Repositorio de tesis de la UNAM*, 83.
- Elite Serie C High Wall Inverter. (2022). *CARRIER ELITE*. Recuperado el 13 de Julio de 2023, de <https://www.carrier.com.mx/content/downloads/minisplits/76.pdf>
- Energía, C. N. (13 de julio de 2018). *conuee*. Obtenido de <https://www.gob.mx/conuee/acciones-y-programas/el-sistema-de-gestion-de-la-energia>
- Fakhar, M. (2022). IERS:Instant Energy Scheduling Recommendations for Cost Saving in Smart Homes. *IEEE Access*, 52178-52195.
- Fanitabasi, F. a. (2020). Appliance-level flexible scheduling for socio-technical smart

- grid optimization. *IEEE Access*, 119880 - 119898.
- Gellings, C. W. (1981). Power/energy: Demand-side load management: The rising cost of peak-demand power means that utilities must encourage customers to manage power usage. *IEEE Spectrum*, 49-52.
- Gevorkov, L. a. (2021). Model of Solar Photovoltaic Water Pumping System for Domestic Application. *28th International Workshop on Electric Drives: Improving Reliability of Electric Drives (IWED)*, 1 - 5.
- Gillingham, K. N. (2009). Energy efficiency economics and policy. *Annual Review of Resource Economics*, 597-620.
- Gong, H. a. (2021). Peak reduction and long term load forecasting for large residential communities including smart homes with energy storage. *IEEE Access*, 19345 - 19355.
- Hammons, T. J. (2012). Efficiency improvements in coal-fired power stations. *Energy Conversion and Management*, 53(1), 1-13.
- Hussain, I. a. (2015). A review on demand response: Pricing, optimization, and appliance scheduling. *Procedia Computer Science*, 843-850.
- Ilze Laicane, D. B. (2015). Evaluation of Household Electricity Savings. Analysis of Household Electricity Demand Profile and User Activities. *Energy Procedia*, 285_292.
- INEGI. (s.f.). *INEGI.org*. Recuperado el 4 de Diciembre de 2023, de <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825926533>
- International Energy Agency. (2018). *World Energy Outlook*. Recuperado el 28 de Febrero de 2023, de <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2018>
- IRENA. (2020). *Renewable Capacity Statistics*. Recuperado el 20 de Noviembre de 2023, de <https://www.irena.org/publications/2020/Mar/Renewable-Capacity-Statistics-2020>.
- Jeyafzam, F. a. (2021). Improvement of grey wolf optimizer with adaptive middle filter to adjust support vector machine parameters to predict diabetes complications. *Neural Computing and Applications*, 15205-15228.
- Jindal, A. a. (2020). A Heuristic-Based Appliance Scheduling Scheme for Smart Homes. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 3242-3255.

- Jingwei and Abdullah, A. R. (2021). Opposition based competitive grey wolf optimizer for EMG feature selection. *Evolutionary Intelligence*, 1691-1705.
- JOSÉ L. MARTÍNEZ-GODOY¹, Z. F.-C.-C. (2021). A peak demand control algorithm for multiple controllable loads in industrial processes. *IEEE Access*, 116315 - 116225.
- Khan, M. a. (2020). Real-Time Scheduling of Operational Time for Smart Home Appliances Based on Reinforcement Learning. *IEEE Access*, 116520-116534.
- Khemakhem, S. a. (2019). Impact of Electric Vehicles integration on residential demand response system to peak load minimizing in smart grid. *19th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering(STA)*, 572 - 577.
- Khosla, K. y. (2015). Home energy management systems in future Smart Grid: A systematic review. *1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*, 479_483.
- Lesiba Mokgonyana, J. Z. (2017). Optimal location and capacity planning for distributed generation with independent power production and self-generation,. *Applied Energy*, 140-150.
- Liu, A. L. (2016). Demand side management with stepped model predictive control. *Australasian Universities Power Engineering Conference*, 1 - 6.
- Lu, C. a. (2020). Chaotic-based grey wolf optimizer for numerical and engineering optimization problems. *Memetic Computing*, 371-398.
- Luo, K. (2019). Enhanced grey wolf optimizer with a model for dynamically estimating the location of the prey. *Applied soft computing*, 225-235.
- Malik, M. Z. (2020). Integration of Renewable Energy Project: A Technical Proposal for Rural Electrification to Local Communities. *IEEE Access*, 91448-91467.
- Maomao hu, F. (2017). Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey-box room thermal model. *Applied Energy*, 324-335.
- Maomao hu, F. X. (2017). Investigation of demand response potentials of residential air conditioners in smart grids using grey-box room thermal model. *Applied Energy*, 324-335.

- Miao, Z. a. (2020). Grey wolf optimizer with an enhanced hierarchy and its application to the wireless sensor network coverage optimization problem. *Applied Soft Computing*, 106602.
- Mota, B. a. (2022). Residential load shifting in demand response events for bill reduction using a genetic algorithm. *Energy*, 124978.
- Moyano, M. P. (2012). *Confort térmico*. Universidad de Cuenca, Cuenca.
- Nezhad, A. E. (2021). Home energy management system for smart buildings with inverter-based air conditioning system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 107230.
- Pedro J. García Guarín, J. C. (2019). Implementación del algoritmo VNS-DEEPSO para el despacho de energía en redes distribuidas inteligentes. *INGE CUC*.
- Pholboon, S. a. (2016). Community power flow control for peak demand reduction and energy cost savings. *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe*, 1 - 5.
- Qiang and Chen, X. a. (2019). Hierarchy strengthened grey wolf optimizer for numerical optimization and feature selection. *IEEE Access*, 7812-78028.
- Rezaei, F. a.-S.-B. (2022). An enhanced grey wolf optimizer with a velocity-aided global search mechanism. *Mathematics*, 351.
- Rodríguez, A. a.-G.-C.-C. (2021). Group-based synchronous-asynchronous grey wolf optimizer. *Applied Mathematical Modelling*, 226-243.
- SAMSUNG. (12 de 05 de 2022). *samsung.com*. Recuperado el 10 de 04 de 2023, de https://downloadcenter.samsung.com/content/UM/202210/20221025060152315/WA3500B_GOOD_NoFilter_UM_DC68-04305H-00_MES_R_220713.pdf
- Samsung México. (9 de Julio de 2022). *Samsung México*. Recuperado el 15 de Julio de 2023, de <https://www.samsung.com/mx/refrigerators/top-mount-freezer/rt6300a-top-mount-freezer-flat-door-design-456l-black-rt48a6h87b1-em/>
- Samsung México. (4 de Enero de 2023). *Samsung México*. Recuperado el 25 de Agosto de 2023, de <https://www.samsung.com/mx/microwave-ovens/built-in/microware-with-rapid-defrost-ame8114st-xax/?available-online>

- SENER. (2014). *EVALUACIÓN DE LA MAGNITUD Y DEL IMPACTO DE LAS IMPORTACIONES DE ELECTRODOMÉSTICOS INEFICIENTES*. Recuperado el 6 de Marzo de 2024, de chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/315526/7_IMPACTO_ELECTRODOMESTICOS.pdf
- SENER. (2018). *SENER.GOB*. Recuperado el 28 de Enero de 2024, de https://www.gob.mx/sener
- Shareef, H. a. (2018). Review on home energy management system considering demand responses, smart technologies, and intelligent controllers. *IEEE Access*, 24498 - 24509.
- solar, p. (2022). *Tu panel*. Recuperado el 22 de Octubre de 2023, de https://tupanel.solar/paneles-solares/paneles-solares-para-aire-acondicionado/#:~:text=El%20n%C3%BAmero%20de%20paneles%20solares,paneles%20solares%20para%20alimentarse%20adecuadamente
- Van Der Stelt, S. a. (2018). Techno-economic analysis of household and community energy storage for residential prosumers with smart appliances. *Applied Energy*, 266-276.
- Wang, J. a. (2020). Control Strategies of Large-scale Residential Air Conditioning Loads Participating in Demand Response Programs. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 880 - 893.
- Xiong, R. a. (2017). A novel method to obtain the open circuit voltage for the state of charge of lithium ion batteries in electric vehicles by using H infinity filter. *Applied energy*, 346 - 353.
- Yildirim, G. A. (2021). New adaptive intelligent grey wolf optimizer based multi-objective quantitative classification rules mining approaches. *J Ambient Intell Human Comput* , 9611–9635.

Apéndice Capítulo I

Consumo: Acción y efecto de consumir (gastar energía).

Demanda: Cuantía global de las compras de bienes y servicios realizados o previstos por una colectividad.

Energía: Capacidad que tiene un sistema para realizar un trabajo, y que se mide en julios.

Potencia: Cantidad de energía producida o consumida por unidad de tiempo.

Tarifas: Precio unitario fijado por las autoridades para los servicios públicos realizados a su cargo.

HEMS: Sistema de gestión de energía en el hogar.

Apéndice Capítulo II

Eficiencia: Capacidad de lograr los resultados deseados con el mínimo posible de recursos

Stand-by: Periodo de espera del su proceso cíclico de activación

Apéndice Capítulo III

GWO: Sistema de optimización del lobo gris.

ACO: Algoritmo de colonias de hormigas

VNS-DEEPSO: Búsqueda de vecindario variable: optimización del enjambre de partículas evolutivas distribuidas.

Apéndice Capítulo IV

PNG: Gráficos de red portátiles

MIMEText: extensiones multipropósito de correo de internet.

Random: Simulación de aleatoriedad.

MIMEMultipart: Múltiples partes. Indica que el mensaje está compuesto por varias partes, cada una de las cuales puede tener su propio tipo de contenido y encabezados.

Scipy: biblioteca de código abierto para Python, que se utiliza para la computación científica y técnica.

Numpy: biblioteca fundamental para el cálculo numérico en Python. El nombre "NumPy" es una abreviatura de "Numerical Python".

Smtplib: biblioteca estándar en Python que se utiliza para enviar correos electrónicos usando el protocolo SMTP (Simple Mail Transfer Protocol)

Anexo A. Sistema GWO

```
import scipy.io
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import random
import smtplib

from email.mime.multipart import MIMEMultipart
from email.mime.text import MIMEText
from email.mime.base import MIMEBase
from email import encoders

# Función para obtener datos del minisplit
def datos_dia(calor, agno, monat, tag):
    anum = calor['anum'].flatten()
    mes = calor['mes'].flatten()
    giorno = calor['giorno'].flatten()
    x = np.where((anum == agno) & (mes == monat) & (giorno == tag))[0]
    temper = calor['tempe'][x]
    fecha = '{}/{}'.format(monat, agno)
    temp_max = np.max(temper)
    return fecha, temp_max, temper

# Función para encontrar el día más caluroso
def dia_mas_caluroso(calor):
    anos = np.unique(calor['anum'])
    meses = np.unique(calor['mes'])
    dias = np.unique(calor['giorno'])
    temp_max_global = -np.inf
    fecha_mas_caluroso = None
    temperaturas_mas_calurosas = None

    for agno in anos:
        for monat in meses:
            for tag in dias:
                try:
                    fecha, temp_max, temperaturas = datos_dia(calor,
agno, monat, tag)
                    if temp_max > temp_max_global:
                        temp_max_global = temp_max
                        fecha_mas_caluroso = fecha
                        temperaturas_mas_calurosas = temperaturas
                except:
                    continue
```

```

    return fecha_mas_caluroso, temp_max_global,
    temperaturas_mas_calurosas

def simular_minisplit(temperaturas, setpoint=25, potencia_minima=1450,
potencia_maxima=1850, diferencia_potencia_por_grado=30):
    hora_inicio = 10 * 60
    hora_fin = 21 * 60
    tiempo = np.arange(len(temperaturas)) * 10
    diferencia_temperatura = temperaturas - setpoint
    potencia = potencia_minima + diferencia_temperatura *
diferencia_potencia_por_grado
    potencia = np.clip(potencia, potencia_minima, potencia_maxima)
    potencia[(tiempo < hora_inicio) | (tiempo > hora_fin)] = 0
    return tiempo, potencia

def simular_compresor(tiempo_simulacion, tiempo_min_encendido,
tiempo_max_encendido, intervalo_min, intervalo_max,
potencia_refrigerador):
    encendido_por_minuto = [0] * tiempo_simulacion
    tiempo_actual = 0
    veces_encendido = 0
    while tiempo_actual < tiempo_simulacion:
        tiempo_encendido = random.randint(tiempo_min_encendido,
tiempo_max_encendido)
        tiempo_actual += tiempo_encendido
        if tiempo_actual <= tiempo_simulacion:
            veces_encendido += 1
            for i in range(tiempo_actual - tiempo_encendido,
min(tiempo_actual, tiempo_simulacion)):
                encendido_por_minuto[i] = potencia_refrigerador
                tiempo_restante = tiempo_simulacion - tiempo_actual
                if tiempo_restante >= intervalo_min:
                    tiempo_standby = random.randint(intervalo_min,
min(intervalo_max, tiempo_restante))
                    tiempo_actual += tiempo_standby
                else:
                    break
    return encendido_por_minuto

def simular_electrodomesticos():
    electrodomesticos = {
        "Televisión": {"horarios": [(720, 1440)], "duracion_min": 240,
"duracion_max": 360, "potencia": 200, "max_encendidos": 1},

```

```

    "Luminaria": {"horarios": [(120, 360), (1280, 1440)],
"duracion_min": 60, "duracion_max": 240, "potencia": 100,
"max_encendidos": 2},
    "Equipo de computo": {"horarios": [(720, 1440)],
"duracion_min": 60, "duracion_max": 240, "potencia": 300,
"max_encendidos": 2},
    # "Cafetera": {"horarios": [(360, 540), (1200, 1320)],
"duracion_min": 15, "duracion_max": 25, "potencia": 600,
"max_encendidos": 2},
    "Microondas": {"hora_inicio_min": 540, "hora_inicio_max":
1320, "duracion_min": 5, "duracion_max": 15, "potencia": 1600,
"max_encendidos": 2},
    # "Licuadora": {"hora_inicio_min": 720, "hora_inicio_max": 960,
"duracion_min": 2, "duracion_max": 5, "potencia": 400,
"max_encendidos": 2},
    "Ventilador": {"hora_inicio_min": 1260, "hora_inicio_max":
1440, "duracion_min": 30, "duracion_max": 120, "potencia": 70,
"max_encendidos": 2},
    "Lavadora": {"horarios": [(0, 300), (540, 720)],
"duracion_min": 30, "duracion_max": 60, "potencia": 455,
"max_encendidos": 1},
    # "Secadora de cabello": {"horarios": [(360, 540), (1080,
1320)], "duracion_min": 5, "duracion_max": 15, "potencia": 1875,
"max_encendidos": 1},
    "Plancha": {"horarios": [(600, 720)], "duracion_min": 0,
"duracion_max": 0, "potencia": 1200, "max_encendidos": 1},
    "Bomba de agua": {"horarios": [(120, 360), (1080, 1260)],
"duracion_min": 10, "duracion_max": 30, "potencia": 400,
"max_encendidos": 1},
    "Tostadora": {"horarios": [(360, 540), (1200, 1320)],
"duracion_min": 2, "duracion_max": 5, "potencia": 760,
"max_encendidos": 1},
    "Estéreo musical": {"horarios": [(720, 1320)], "duracion_min":
30, "duracion_max": 120, "potencia": 75, "max_encendidos": 2},
}
colores = ['blue', 'green', 'red', 'cyan', 'magenta', 'yellow',
'black', 'orange', 'purple', 'pink', 'brown', 'gray', 'olive', 'lime']
demandas_de_potencia = {nombre: [0] * 1440 for nombre in
electrodomesticos}
veces_encendido = {nombre: 0 for nombre in electrodomesticos}
horas_encendido = {nombre: [] for nombre in electrodomesticos}

for nombre, info in electrodomesticos.items():
    if "horarios" in info:
        for horario in info["horarios"]:

```

```

        while veces_encendido[nombre] <
info["max_encendidos"]:
            hora_inicio = random.randint(horario[0],
horario[1] - info["duracion_min"])
            duracion = random.randint(info["duracion_min"],
info["duracion_max"])
            if hora_inicio + duracion <= horario[1]:
                for i in range(hora_inicio, hora_inicio +
duracion):
                    demandas_de_potencia[nombre][i % 1440] +=
info["potencia"]
                    veces_encendido[nombre] += 1
                    horas_encendido[nombre].append(hora_inicio)
            else:
                while veces_encendido[nombre] < info["max_encendidos"]:
                    hora_inicio = random.randint(info["hora_inicio_min"],
info["hora_inicio_max"] - info["duracion_min"])
                    duracion = random.randint(info["duracion_min"],
info["duracion_max"])
                    if hora_inicio + duracion <= info["hora_inicio_max"]:
                        for i in range(hora_inicio, hora_inicio +
duracion):
                            demandas_de_potencia[nombre][i % 1440] +=
info["potencia"]
                            veces_encendido[nombre] += 1
                            horas_encendido[nombre].append(hora_inicio)

                return demandas_de_potencia, colores, veces_encendido,
horas_encendido

# Función GWO para ajuste de demanda
def lobo_gris(demanda_actual, demanda_total, limite_demanda):
    ajuste = 0
    if demanda_total > limite_demanda:
        ajuste = demanda_total - limite_demanda
        ajuste = max(0, ajuste) # Asegurar que el ajuste no sea
negativo
    return ajuste

# Cargar el archivo mexicali.mat
calor = scipy.io.loadmat('mexicali.mat')

# Buscar el día más caluroso automáticamente
fecha, temp_max, temperaturas = dia_mas_caluroso(calor)
print('El día más caluroso registrado en Mexicali fue el:', fecha)

```

```

print('Temperatura máxima registrada durante el día:', temp_max, '°C')

# Simulación del minisplit
tiempo, potencia_minisplit = simular_minisplit(temperaturas)

# Simulación del compresor del refrigerador
tiempo_simulacion = 24 * 60
tiempo_min_encendido = 5
tiempo_max_encendido = 10
intervalo_min = 7
intervalo_max = 15
potencia_refrigerador = 150
encendido_por_minuto = simular_compresor(tiempo_simulacion,
tiempo_min_encendido, tiempo_max_encendido, intervalo_min,
intervalo_max, potencia_refrigerador)

# Simulación de otros electrodomésticos
demandas_de_potencia, colores, veces_encendido, horas_encendido =
simular_electrodomesticos()

# Gráfica de la demanda total de potencia
plt.figure(figsize=(15, 8))

# Graficar la demanda de potencia del minisplit
plt.plot(tiempo / 60, potencia_minisplit, label='Minisplit',
color='blue')

# Graficar la demanda de potencia del refrigerador
horas = [i / 60 for i in range(24 * 60)]
plt.plot(horas, encendido_por_minuto, label='Refrigerador',
color='green')

# Graficar la demanda de potencia de otros electrodomésticos
for i, (nombre, demanda) in enumerate(demandas_de_potencia.items()):
    plt.plot(range(1440), demanda, color=colores[i], label=nombre)

# Demanda total acumulada
demanda_total = [sum(demandas[i] for demandas in
demandas_de_potencia.values()) + potencia_minisplit[i // 10] +
encendido_por_minuto[i] for i in range(1440)]
plt.plot(range(1440), demanda_total, color='black', label='Demanda
Total', linewidth=2)

# Formatear el eje x para mostrar las horas

```

```

plt.xticks(ticks=[i * 60 for i in range(25)], labels=[str(i) for i in
range(25)])

plt.xlabel('Hora del día')
plt.ylabel('Demanda de potencia total (W)')
plt.title('Demanda de potencia total a lo largo del día')
plt.grid(True)
plt.legend(loc='upper right')
plt.tight_layout()

# Guardar la gráfica en un archivo
plt.savefig('demanda_total.png')

plt.show()

# Aplicar el sistema GWO
limite_demanda = 3000 # Límite de demanda en Watts
demanda_ajustada = []
ajuste_total = [0] * 1440
horas_encendido_ajustadas = {nombre: [] for nombre in
demandas_de_potencia}
interrupciones = {nombre: [] for nombre in demandas_de_potencia}

# Variables para el control de apagado del minisplit
minisplit_apagado = False
minisplit_reinicio_en = 0
ultima_interrupcion = -30

for minuto in range(1440):
    demanda_actual = demanda_total[minuto]

    # Apagar el minisplit si la demanda supera el límite y si se
    # cumplen las condiciones
    if demanda_actual > limite_demanda and not minisplit_apagado and
minuto >= ultima_interrupcion + 30:
        minisplit_apagado = True
        minisplit_reinicio_en = minuto + 8
        ultima_interrupcion = minuto
        print(f"Aire acondicionado apagado en el minuto {minuto}
debido a demanda alta")

    # Reiniciar el minisplit si han pasado 8 minutos desde el apagado
    if minisplit_apagado and minuto >= minisplit_reinicio_en:
        minisplit_apagado = False

```

```

        print(f"Aire acondicionado encendido en el minuto {minuto}
después de 8 minutos")

# Ajustar la demanda total si el minisplit está apagado
if minisplit_apagado:
    ajuste = potencia_minisplit[minuto // 10]
    demanda_total[minuto] -= ajuste

ajuste = lobo_gris(demanda_actual, demanda_actual, limite_demanda)
demanda_ajustada.append(demanda_actual - ajuste)
ajuste_total[minuto] = ajuste

# Simular de nuevo los electrodomésticos con la optimización
for nombre, demanda in demandas_de_potencia.items():
    for hora in horas_encendido[nombre]:
        if demanda_total[hora] > limite_demanda:
            ajuste = ajuste_total[hora]
            hora_ajustada = int(hora - ajuste)
            horas_encendido_ajustadas[nombre].append(hora_ajustada)
            interrupciones[nombre].append((hora_ajustada, ajuste))
        else:
            horas_encendido_ajustadas[nombre].append(hora)

# Imprimir las horas de encendido originales y ajustadas
print("Horas de encendido sin optimización:")
for nombre, horas in horas_encendido.items():
    print(f"{nombre}: {' , '.join(f'{hora // 60}:{hora % 60:02d}' for
hora in horas)}")

print("\nHoras de encendido con optimización (GWO):")
for nombre, horas in horas_encendido_ajustadas.items():
    print(f"{nombre}: {' , '.join(f'{hora // 60}:{hora % 60:02d}' for
hora in horas)}")

# Imprimir las interrupciones
print("\nInterrupciones debido a la optimización (GWO):")
for nombre, ajustes in interrupciones.items():
    if ajustes:
        print(f"{nombre}:")
        for hora, duracion in ajustes:
            print(f"  Interrumpido a las {hora // 60}:{hora % 60:02d}
por {duracion} minutos")

# Gráfica de la demanda ajustada con el sistema GWO
plt.figure(figsize=(15, 8))

```

```

# Graficar la demanda total original
plt.plot(range(1440), demanda_total, color='black', label='Demanda
Total Original', linewidth=2)

# Graficar la demanda total ajustada
plt.plot(range(1440), demanda_ajustada, color='red', linestyle='--',
label='Demanda Total Ajustada (con GWO)', linewidth=2)

# Línea roja para representar el límite de demanda
plt.axhline(limite_demanda, color='red', linestyle='-', label='Límite
de Demanda (3000 W)')

# Formatear el eje x para mostrar las horas
plt.xticks(ticks=[i * 60 for i in range(25)], labels=[str(i) for i in
range(25)])

plt.xlabel('Hora del día')
plt.ylabel('Demanda de potencia total (W)')
plt.title('Demanda de potencia total ajustada con el sistema GWO a lo
largo del día')
plt.grid(True)
plt.legend(loc='upper right')
plt.tight_layout()

# Guardar la gráfica en un archivo
plt.savefig('demanda_ajustada.png')

plt.show()

# Función para enviar el correo
def enviar_correo(destinatario, asunto, cuerpo, archivos):
    remitente = "reynaldo.a.s.c@gmail.com" # Cambia esto a tu correo
    password = "vcvo aztc wyis xbpa" # Cambia esto a tu contraseña

    # Crear el objeto MIMEMultipart
    mensaje = MIMEMultipart()
    mensaje['From'] = remitente
    mensaje['To'] = destinatario
    mensaje['Subject'] = asunto

    # Adjuntar el cuerpo del mensaje
    mensaje.attach(MIMEText(cuerpo, 'plain'))

    # Adjuntar archivos

```

```

for archivo in archivos:
    adjunto = MIMEBase('application', 'octet-stream')
    with open(archivo, 'rb') as adj:
        adjunto.set_payload(adj.read())
        encoders.encode_base64(adjunto)
        adjunto.add_header('Content-Disposition', f"attachment;
filename= {archivo}")
        mensaje.attach(adjunto)

# Iniciar la conexión SMTP
servidor = smtplib.SMTP('smtp.gmail.com', 587)
servidor.starttls()
servidor.login(remitente, password)

# Enviar el correo
servidor.sendmail(remitente, destinatario, mensaje.as_string())
servidor.quit()

# Enviar el correo con las gráficas y la información
destinatario = "m22ce077@cenidet.tecnm.mx" # Cambia esto al correo
del destinatario
asunto = "Simulación de demanda de potencia y optimización con GWO"
cuerpo = f"""
El día más caluroso registrado en Mexicali fue el: {fecha}
Temperatura máxima registrada durante el día: {temp_max} °C

Horas de encendido sin optimización:
{' , '.join([f"{nombre}: {' , '.join(f'{hora // 60}:{hora % 60:02d}' for
hora in horas)]" for nombre, horas in horas_encendido.items())}]

Horas de encendido con optimización (GWO):
{' , '.join([f"{nombre}: {' , '.join(f'{hora // 60}:{hora % 60:02d}' for
hora in horas)]" for nombre, horas in
horas_encendido_ajustadas.items())}]

Interrupciones debido a la optimización (GWO):
{' , '.join([f"{nombre}: {' , '.join(f'Interrumpido a las {hora //
60}:{hora % 60:02d} por {duracion} minutos' for hora, duracion in
ajustes)]" for nombre, ajustes in interrupciones.items() if ajustes])}]
"""

# Enviar correo con los gráficos adjuntos
enviar_correo(destinatario, asunto, cuerpo, ['demanda_total.png',
'demanda_ajustada.png'])

```