



Operación Óptima de Una Micro-Red Aislada Considerando Estocasticidad de Renovables, Vida Útil de Baterías e Integración de PEVs

Álvaro Andrés Peña Acosta

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
Bogotá, Colombia
2019

Operación Óptima de Una Micro-Red Aislada Considerando Estocasticidad de Renovables, Vida Útil de Baterías e Integración de PEVs

Álvaro Andrés Peña Acosta

Tesis o trabajo de grado presentada(o) como requisito parcial para optar al título de:
Magíster en Ingeniería Eléctrica

Director:
Sergio Raúl Rivera Rodríguez, Ph.D.

Línea de Investigación:
Sistemas Eléctricos de Potencia
Grupo de Investigación en Compatibilidad Electromagnética
EMC-UN

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de de Ingeniería Eléctrica y Electrónica
Bogotá, Colombia
2019

A la amada memoria de mi padre.

La ausencia es al amor lo que el viento es al fuego; extingue al pequeño, aviva al más grande.

Roger de Bussy-Rabutin

Agradecimientos

Deseo expresar mi profunda gratitud a dos seres excepcionales a quienes sin duda alguna les debo todo lo que soy, y lo que alguna vez seré. A mi padre, por su incansable esfuerzo, por su sacrificio y sus consejos. El trabajo duro ha dado sus frutos y sé que celebra conmigo desde el cielo. A mi madre, por su ternura y sus enseñanzas, por la calidez de sus brazos, siempre dispuestos a acogerme.

Agradezco a mis hermanas Mónica y Diana a quienes quiero, admiro y respeto desde lo más profundo de mi corazón, nada de esto sería posible sin sus consejos y su compañía. A Jenifer, mi compañera, mi soporte y mi cómplice.

Quiero agradecer al profesor Sergio Rivera por el apoyo y la dedicación durante el proceso de dirección de esta tesis, estoy seguro que sin sus enseñanzas ni su guía, éste trabajo no hubiese sido posible.

También agradezco a mi gran amigo y colega Andrés Mauricio, al ingeniero Fermín Niño y a su esposa Mercedes Orozco, por compartir conmigo tantos momentos agradables, y siempre tener la disposición para escucharme.

Resumen

Las micro-redes son empleadas en lugares donde el suministro de energía no está disponible desde la red comercial por alguna razón, por ejemplo, en sitios aislados o alejados en donde no es factible técnica o económicamente extender el sistema de potencia. En estos sitios, la generación de energía a través de recursos renovables es una alternativa atractiva para satisfacer la demanda.

La programación óptima de los recursos de generación en una micro-red es una tarea difícil debido a la variabilidad de la energía producida a través de recursos renovables. El uso de sistemas de almacenamiento de energía puede ayudar a mitigar esta variabilidad. Sin embargo, su costo es elevado y por esta razón debe procurarse maximizar su tiempo de vida útil. Lograr estos objetivos simultáneamente supone un reto si además se considera que la micro-red debe operarse de forma económica satisfaciendo las restricciones operativas y la demanda de los usuarios incluyendo la demanda de vehículos eléctricos (PEV).

Surge entonces un problema donde los objetivos de optimización son conflictivos entre sí. Los métodos convencionales a menudo no pueden aplicarse a la solución de problemas multi-objetivo debido a que, generalmente, no existe una única solución del problema, sino que, lo que se busca es el balance óptimo entre los diferentes objetivos en conflicto. Por otra parte, los métodos analíticos tienen problemas para resolver este tipo de problemas. Por esta razón el uso de algoritmos de optimización heurística es inevitable.

En este trabajo se presenta un caso de estudio de una micro-red aislada en la que existen generadores basados en energías renovables, almacenamiento basado en baterías y generadores convencionales, además de una pequeña población de vehículos eléctricos. El objetivo es encontrar una estrategia de operación de la micro-red que permita minimizar el costo de la energía y extender el tiempo de vida útil de las baterías. El algoritmo genético NSGA-II fue aplicado al problema de optimización, demostrando buenos resultados.

Palabras clave: Algoritmos Genéticos, Energías Renovables, Gestión de la Demanda, Micro-red, Sistemas Eléctricos de Potencia, Vehículos Eléctricos.

Abstract

Micro-grids are employed in places where the power supply is not available from the commercial network for some reason, for example, in isolated or remote places where it is not technically or economically feasible to extend the power system. In these places, the generation of energy through renewable resources is an attractive alternative to meet the energy demand.

The optimal programming of resources in a micro-grid is a challenging task given the variability of the energy generated through renewables. The use of energy storage systems helps mitigate this variability, however given its high cost, one must strive to maximize its lifecycle. Achieving this objectives simultaneously is challenging if one considers that the micro-grid must be operated economically, while meeting the operational constraints and the energy demand, including that of the electric vehicles (PEV)

An optimization problem arises where several of the optimization objectives are conflicting with each other. Analytic optimization often cannot be applied to the solution of multi-objective problems because, generally, there is no single solution to the problem, instead, what is sought is the optimal balance between the different optimization objectives in conflict. On the other hand, conventional methods of optimization have convergence problems or premature convergence to local minima. For this reasons the use of heuristic algorithms is inevitable.

This work presents a case-study of an isolated micro-grid with conventional generators, renewables, energy storage and a small population of electric vehicles. The aim is to devise an operation strategy that allows to minimize the energy costs while extending the battery lifetime. The genetic algorithm NSGA-II was applied to the optimization problem, showing good results.

Keywords: Genetic Algorithms, Renewable energies, Demand-Side Management, Micro-Grids, Electric Power Systems, Electric Vehicles

Lista de Figuras

2-1. Estructura típica de micro-red	9
2-2. Diagrama de flujo de un algoritmo genético	16
2-3. Mecanismo de promoción de soluciones del NSGA-II	18
3-1. Relación entre el valor del factor de peso efectivo y el SOC de una batería de plomo-ácido. Tomado de [68].	41
4-1. Diagrama de la micro-red bajo estudio	44
4-2. Frente de Pareto para el primer caso de operación.	46
4-3. Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, precio de energía más bajo	46
4-4. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, precio de energía más bajo.	47
4-5. Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, balance de objetivos.	48
4-6. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, balance de objetivos.	48
4-7. Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, mejor tiem- po de vida útil de baterías.	49
4-8. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.	50
4-9. Frente de Pareto para el segundo caso de operación.	51
4-10. Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, menor precio de energía.	52
4-11. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, menor precio de energía.	52
4-12. Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, balance de objetivos.	53
4-13. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, balance de ob- jetivos.	54
4-14. Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.	54
4-15. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, balance de ob- jetivos.	55
4-16. Frente de Pareto para el tercer caso de operación.	56
4-17. Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, menor pre- cio de energía	57

4-18. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, menor precio de energía.	58
4-19. Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, balance de objetivos.	58
4-20. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, balance de objetivos.	59
4-21. Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.	59
4-22. Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.	60
B-1. Función Error $erf(x)$	65

Lista de Tablas

2-1. Principales tecnologías de generación de generadores distribuidos	10
2-2. Principales tecnologías de almacenamiento de energía en micro-redes	11
3-1. Parámetros del generador fotovoltaico bajo estudio.	29
3-2. Parámetros del generador eólico bajo estudio	35
3-3. Costos de energía por tiempo de uso (TOU). Tomado de [67].	38
3-4. Capacidades de vehículos para generación de población aleatoria. Tomado de [67]	39
3-5. Hora media de llegada y salida de vehículos	39
3-6. Precio de la energía por kWh. Tomado de [70]	42
4-1. Componentes de la micro-red bajo estudio.	43
4-2. Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 1	45
4-3. Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 3	50
4-4. Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 3	55

Contenido

Agradecimientos	VII
Resumen	IX
Lista de figuras	XI
Lista de tablas	XIII
1. Introducción	2
1.1. Objetivos	5
1.1.1. Objetivo principal	5
1.1.2. Objetivos específicos	5
1.2. Estructura del trabajo	6
2. Estado del arte	7
2.1. Micro-red eléctrica	8
2.1.1. Generadores distribuidos	9
2.1.2. Dispositivos de almacenamiento de energía	10
2.2. Operación óptima de micro-redes	11
2.3. Técnicas de optimización heurística	13
2.4. Algoritmos genéticos	15
2.5. El algoritmo NSGA-II	17
2.5.1. Procedimiento de Optimización del NSGA-II	17
3. Formulación del problema	20
3.1. Costo de generación con generadores convencionales	20
3.2. Costo de generación con renovables	20
3.2.1. Costos de incertidumbre	21
3.3. Vehículos eléctricos	36
3.3.1. Límites de carga	36
3.4. Almacenamiento basado en baterías	40
3.5. Modelo Económico	40
3.5.1. Costo de generación de energía	40
3.5.2. Costo de pérdida de vida útil de baterías.	40
3.5.3. Restricciones	42
4. Caso de estudio y resultados	43
4.1. Antecedentes	43

4.2. Descripción del sistema bajo estudio	43
4.3. Resultados y discusión	45
4.3.1. Operación con pocos recursos renovables	45
4.3.2. Operación con recursos renovables medios	50
4.4. Operación con abundantes recursos renovables	55
5. Conclusiones y Recomendaciones	61
5.1. Conclusiones	61
5.2. Productos derivados	63
5.3. Recomendaciones	63
A. Anexo: Teorema de Cambio de Variable	64
B. Anexo: Identidades de la Función Error	65
Bibliografía	66

1. Introducción

Las micro-redes han venido emergiendo como una extensión natural a los sistemas eléctricos de potencia del futuro [1], la creciente integración de fuentes renovables de energía y recursos de generación distribuidos al sistema de potencia traerá en un futuro cercano cambios importantes en la forma en la que actualmente se operan las redes de distribución, pero también, está fomentando el estudio y aparición de modelos de negocio descentralizados que permitan manejar recursos distribuidos y nuevos servicios como la integración y agregación de recursos energéticos o pequeñas poblaciones de vehículos eléctricos [2].

Por otra parte, las políticas ambientales a nivel mundial están fomentando el despliegue de alternativas de generación de energía que contribuyan a mitigar el impacto debido al uso de combustibles fósiles, buscando también incrementar la eficiencia de los sistemas eléctricos y reducir el costo de generación de energía mientras se aumenta la confiabilidad del sistema.

Generalmente, las micro-redes se encuentran en lugares donde el suministro de energía a partir de la red comercial no está disponible por alguna razón, este es el caso de poblaciones alejadas o aisladas de los principales centros urbanos, en estos lugares generalmente no es factible técnica o económicamente extender el sistema eléctrico de potencia. Como resultado, dichas áreas generalmente cuentan con un suministro de energía basado en combustibles fósiles como generadores diésel [2] u otras fuentes de energía contaminantes. Debido al alto costo de uso y transporte de éstos combustibles fósiles, el suministro eléctrico en estos lugares es limitado y puede impactar negativamente el desarrollo económico de la región.

El uso de energías alternativas se presenta entonces como una opción atractiva para la solución del problema energético en estos sitios. Las energías renovables contribuyen con la disminución de emisiones contaminantes al ambiente, reducen el costo de la energía y generalmente se encuentran disponibles en diferentes formas dependiendo de la ubicación geográfica del lugar (energía solar, viento, geotérmica, entre otras). Sin embargo, las fuentes de energía renovables son inherentemente estocásticas e intermitentes. Para aprovechar efectivamente la energía de estos recursos, es necesario desarrollar estrategias de operación que permitan manejar esta intermitencia e integrar de forma efectiva estos recursos a la micro-red [3].

Los esquemas de operación de micro-redes han recibido gran atención recientemente ya que se considera como una forma efectiva de integrar recursos distribuidos de generación basados en fuentes de energía renovable para satisfacer la demanda de energía. Cuando se asigna la potencia de generación a diferentes recursos disponibles en el sistema, generalmente se busca satisfacer la demanda de energía minimizando el costo de generación. En una micro-red, además de las unidades de generación basadas en combustibles fósiles, existen unidades de generación basadas en fuentes de energía renovables, pero también pueden existir recursos de almacenamiento de energía basado en baterías y pequeñas poblaciones de vehículos eléctricos.

Todos estos elementos se integran en la micro-red e interactúan entre sí para satisfacer la demanda de energía del sistema. En este sentido, es necesario poder estimar el potencial de generación de cada recurso y encontrar la combinación óptima que permita operar el sistema de forma segura y confiable, pero además, de forma económica.

Para lograr esto, diferentes estrategias de operación son posibles, por ejemplo, la introducción de funciones de densidad de probabilidad, que permitan cuantificar la disponibilidad de un recurso renovable (radiación solar o velocidad del viento) pueden ayudar a manejar la incertidumbre de éstas fuentes, también dotan al operador de red con una herramienta que permite asignar costos a la energía generada a través de estos recursos y diseñar estrategias de operación para minimizar el costo y aumentar su beneficio[3].

Por otra parte, el almacenamiento de energía basado en baterías juega un papel fundamental en la operación de la micro-red ya que permite almacenar el exceso de energía generado en periodos de gran abundancia del recurso renovable que se está aprovechando y luego despacharla cuando el recurso ya no está disponible. Esto aumenta la confiabilidad del sistema y contribuye con la integración de las energías renovables como energías confiables.

Sin embargo, el costo de inversión en este tipo de sistemas de almacenamiento es elevado, además, su operación debe hacerse de forma cuidadosa, buscando extender su tiempo de vida útil lo que finalmente se traduce en un mejor beneficio económico desde el punto de vista de la inversión inicial. Además, los vehículos eléctricos se integran en el sistema como agentes que facilitan la gestión de demanda (Demand-Side Management), ya que pueden verse como cargas controlables que pueden entregar o demandar energía en ciertos momentos de la operación de la micro-red gracias a que cuentan con baterías integradas.

De esta forma, se hace evidente que el objetivo de optimización de la operación de la micro-red tiene un fundamento económico. En este sentido, se desarrollan y asignan funciones de costo a cada uno de los recursos energéticos presentes en la micro-red y se formula un problema de optimización con múltiples objetivos y restricciones que representan los límites operativos del sistema. Éstas funciones de costo, generalmente son no diferenciables y no convexas, por lo que su solución por métodos analíticos convencionales no es posible; el problema de optimización puede complicarse aún más si se considera que los objetivos de optimización son contradictorios entre sí e incluso con las restricciones operativas.

Debido a la naturaleza conflictiva de las funciones de optimización, la existencia de una única solución generalmente no es factible, entonces, debe buscarse un balance entre los objetivos de las funciones conflictivas que representen la mejor solución al problema de optimización.

Los métodos de optimización heurística han sido estudiados por muchos autores como una alternativa atractiva para asegurar una solución a diferentes problemas de optimización multi-objetivo con restricciones; una de las grandes ventajas de estos métodos es su capacidad de tratar con funciones de costo no diferenciables y no continuas, de esta forma, una solución a un problema de optimización multi-objetivo puede alcanzarse a través de búsqueda en un espacio solución.

En este trabajo, se discute el problema económico de optimización de la operación de una micro-red aislada en

la isla de Dong-fushan en china. La micro-red bajo estudio esta compuesta de generadores eólicos, generadores fotovoltaicos, generadores Diésel, almacenamiento basado en baterías y una pequeña población de vehículos eléctricos. El objetivo principal del problema de optimización es reducir el costo de la energía generada a través de la reducción del tiempo de uso del generador Diésel, además, se busca la extensión de la vida útil de las baterías y la reducción del costo de energía de carga para vehículos eléctricos.

El algoritmo genético de clasificación no dominada (NSGA-II) es empleado para obtener una estrategia de operación óptima de la micro-red bajo estudio. Los resultados obtenidos muestran que la metodología propuesta es útil para obtener un entorno de mercado capaz de manejar la incertidumbre de las energías renovables mientras que simultáneamente se reducen los costos de generación de energía (incluyendo el costo de energía para vehículos eléctricos) y se extiende la vida útil de baterías, además de cumplir las restricciones operativas de la micro-red.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo principal

- Proponer una metodología de operación de una micro-red aislada que integra recursos renovables, almacenamiento basado en baterías y vehículos eléctricos de forma que se minimice el precio de la energía satisfaciendo las restricciones operativas del sistema.

1.1.2. Objetivos específicos

- Formular un problema de optimización multi-objetivo para la operación de una micro-red aislada considerando estocasticidad de renovables, optimización del tiempo de vida útil de baterías y vehículos eléctricos.
- Aplicar el algoritmo genético de optimización multi-objetivo NSGA-II a la solución del problema propuesto de forma que se optimice la operación de la micro-red.

1.2. Estructura del trabajo

La estructura del presente trabajo es la siguiente:

- El capítulo 2 presenta una revisión de la literatura con respecto a micro-redes incluyendo una revisión de las técnicas de optimización de operación de las mismas. También se presenta una revisión de los métodos de optimización heurística y bio-inspiradas. En este capítulo se presenta el algoritmo genético de clasificación no dominada NSGA-II y se presenta un breve resumen de su estrategia de optimización.
- En el capítulo 3 se presentan los antecedentes de la micro-red bajo estudio, además de la formulación del problema de optimización. En este capítulo se presentan y desarrollan las funciones de costo para cada uno de los recursos presentes en la micro-red bajo estudio y se plantea la estrategia de operación del sistema.
- El capítulo 4 presenta el caso de estudio y los resultados obtenidos de diferentes escenarios de operación de la micro-red.
- En el capítulo 5 se presentan las conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros que pueden derivarse de este trabajo.

2. Estado del arte

La creciente preocupación por los impactos ambientales derivados del uso de combustibles fósiles para la generación de energía eléctrica es una de las principales razones que han motivado el uso masivo de pequeñas unidades de generación descentralizadas. La generación descentralizada de energía favorece la explotación de recursos renovables como la radiación solar y el viento, además, debido a que los generadores están ubicados muy cerca de los puntos de consumo, la necesidad de infraestructura para el transporte y uso de la energía se reduce, aumentando la confiabilidad y eficiencia del sistema.

La necesidad de nuevos sistemas de administración eficiente de energía ha dado paso al desarrollo de tecnologías innovadoras para la generación y transmisión de energía eléctrica, en general, la tendencia ha sido hacia la masificación del uso de recursos de generación distribuida [1, 2]. Estos recursos pueden utilizar energías renovables lo cual contribuye con la disminución del impacto ambiental causado por la generación con combustibles fósiles. Como consecuencia de esto, cada vez más, las industrias y entidades gubernamentales a nivel mundial han promovido la integración de este tipo de energías en la red convencional. Sin embargo, la alta penetración de estos recursos ha traído desafíos para la planificación, operación y mantenimiento de la red, desafíos que eran hasta entonces desconocidos.

En la actualidad existen diferentes tecnologías de micro-generadores con diferentes niveles de penetración en la red. Esta nueva estructura de generación puede hacer que los métodos de control de flujo de potencia convencionales ya no sean válidos, ni aplicables al sistema tradicional [3], por otra parte, los generadores distribuidos afectan la dinámica del sistema y pueden contribuir con corrientes de falla en caso de que una contingencia aparezca, además debido a su baja inercia, algunos de estos generadores no pueden adaptarse rápidamente a cambios súbitos en la carga, por lo que deben diseñarse estrategias que permitan mantener el balance de potencia en tiempo real. Estos, son solo algunos de los desafíos que surgen del uso de recursos de generación distribuidos.

Existen aún muchos desafíos técnicos que deben superarse con el fin de lograr la integración eficiente, económica y confiable de los recursos de generación distribuidos al sistema de potencia, estos sistemas no fueron concebidos para una penetración significativa de este tipo de recursos de generación, sin embargo, el incremento en la demanda de energía, la expansión y descentralización de las redes convencionales ha forzado el uso de alternativas de generación eficientes, amigables con el medio ambiente y confiables. Aunque los conceptos de generación distribuida y recursos renovables no son nuevos, no ha sido sino hasta recientemente que estos conceptos han tomado relevancia dentro del campo de la transmisión y distribución de energía. Como consecuencia de esto, se ha manifestado la necesidad de realizar investigaciones y avances en este campo con el fin de masificar la implementación de estas tecnologías de generación y hacerlas competitivas en el sector energético.

Las micro-redes eléctricas han surgido como una alternativa capaz de combinar diferentes recursos de genera-

ción distribuidos para satisfacer la demanda de un grupo local de cargas, que, generalmente esta confinado a un área específica, donde típicamente la red de suministro comercial no esta disponible por razones técnicas o económicas; pero además, las micro-redes son capaces de integrar recursos de almacenamiento de energía para mitigar la intermitencia inherente de algunas fuentes de generación basadas en renovables, pueden operar de forma aislada o interconectada a la red de suministro y pueden coordinar y manejar los recursos de generación de una forma de centralizada reduciendo la necesidad de una coordinación central [4].

Las micro-redes se posicionan entonces como una opción atractiva para aprovechar los beneficios de la generación distribuida, eliminando las restricciones técnicas de la alta penetración de estos recursos, adicionalmente pueden traer grandes beneficios ambientales mientras se reducen las pérdidas técnicas, los costos asociados a la operación y mantenimiento y la necesidad de una reserva de generación central[3].

En este capítulo se presenta una revisión detallada de la literatura con respecto a micro-redes enfocándose en el conocimiento previo pero también en los avances e investigaciones recientes en cuanto al desarrollo, operación y mantenimiento de las mismas. Por otra parte, se presenta una breve introducción a las diferentes técnicas y métodos de optimización aplicados a la operación de este tipo de sistemas y las tendencias futuras en este campo de estudio.

2.1. Micro-red eléctrica

Una micro-red eléctrica es un grupo localizado de fuentes de energía y un conjunto de cargas que generalmente están confinadas a un área local y que operan en conjunto con sistemas de administración de energía, dispositivos de control y protección como un sistema de potencia a pequeña escala. Algunos de estos dispositivos pueden incluir sistemas de transmisión AC flexibles (FACTS), dispositivos de control como reguladores de tensión e interruptores y relés de protección. En este sentido, puede considerarse la micro-red como un conjunto de cargas y pequeños generadores junto con almacenamiento de energía local que tiene un desempeño eficiente gracias al control inteligente [1], [2], [3].

Desde este punto de vista, y aunque son muchos los elementos que interactúan en una micro-red, ésta se ve para el sistema de potencia como un generador o carga neta, las micro-redes, integran eficientemente varios tipos de micro-generadores [4] [5], cargas y dispositivos de almacenamiento. Muchos de estos micro-generadores o elementos de almacenamiento no pueden acoplarse directamente a la red sino que necesitan de interfaces (convertidores electrónicos de potencia) para una correcta interconexión con la misma, sin embargo, otros micro-generadores pueden conectarse directamente a la red y operar en forma sincronizada con ésta. Un esquema de la estructura típica de una micro-red se presenta en la figura 2-1.

Las micro-redes son empleadas ampliamente en lugares aislados donde la red de suministro comercial puede no estar disponible por alguna razón. Generalmente, en éstas áreas la generación de energía se hace mediante combustibles fósiles, sin embargo, debido a los altos costos de transporte y utilización de este tipo de combustibles el suministro de energía en estos lugares esta limitado a cortos periodos de disponibilidad diarios, lo cual puede limitar el desarrollo económico de la región, sin embargo, con el auge de la fuentes renovables de energía, este nuevo tipo de recursos se ha venido integrando en la micro-red y típicamente opera en conjunto

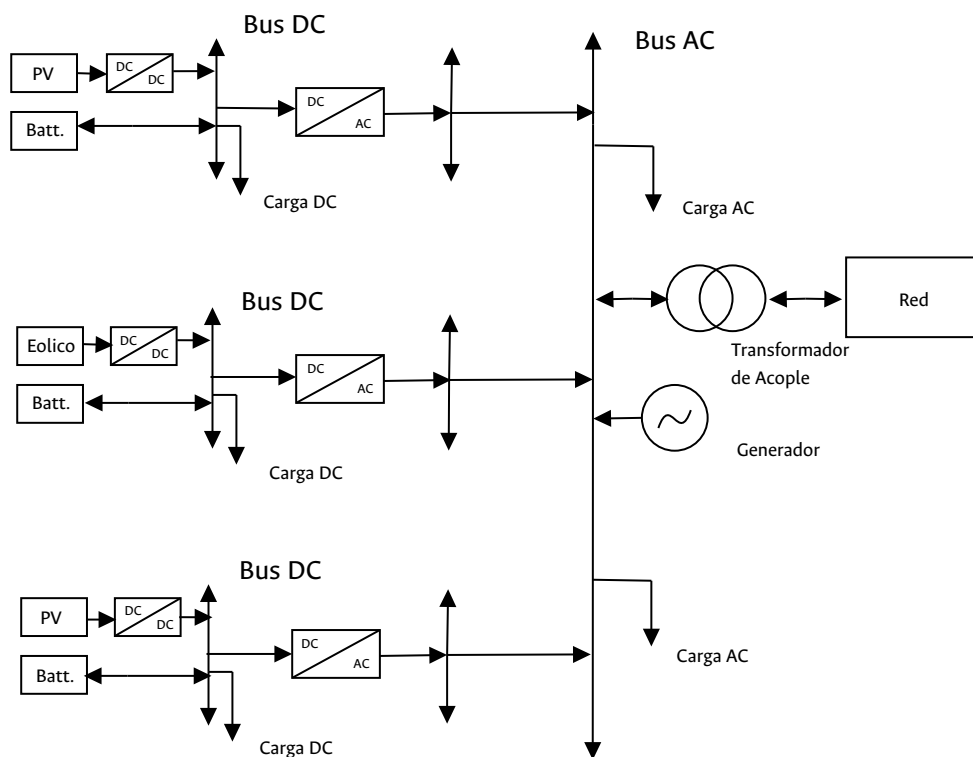


Figura 2-1.: Estructura típica de micro-red

con sistemas de almacenamiento de energía.

Una de las grandes ventajas de las micro-redes eléctricas es que al combinar diferentes fuentes de generación pueden ser más confiables que los sistemas de distribución convencionales, por otra parte, dado que los recursos de generación se encuentran ubicados muy cerca de las cargas, la necesidad de infraestructura para el transporte de energía se reduce, esto contribuye a aumentar la eficiencia del sistema y a hacerlo menos vulnerable a fallas derivadas de condiciones ambientales o ataques intencionales.

2.1.1. Generadores distribuidos

Las micro-redes incluyen diferentes tipos de generadores distribuidos que están basados bien en fuentes renovables o fuentes no renovables de energía. Algunas de las fuentes de generación más comunes pueden incluir tecnologías emergentes como plantas combinadas de calor y energía (Combined Heat and Power Plants), celdas de combustible, mini turbinas de viento, micro turbinas y paneles solares, sin embargo, también pueden encontrarse tecnologías de generación maduras y bien establecidas como generadores de inducción basados en combustibles fósiles, generadores síncronos o, en algunos casos, pequeños generadores hidroeléctricos.

El paradigma tradicional de generación y distribución de energía estaba basado en fuentes de generación centralizadas, como grandes plantas termoeléctricas, centrales de generación hidroeléctrica o nucleares. En este paradigma se requiere de una gran infraestructura de redes de transmisión y distribución de energía para llevar

el suministro eléctrico hasta el usuario final. El envejecimiento de esta infraestructura y la creciente demanda de energía pueden hacer el sistema susceptible a fallas, en este sentido, se requieren soluciones innovadoras para mantener el suministro de energía para los usuarios ya que el desarrollo de nueva infraestructura de transmisión de energía está altamente condicionado por factores ambientales.

Por estas razones, los generadores distribuidos juegan un papel importante en el futuro de las redes de distribución de energía. En la tabla 2-1 se resumen algunas de las tecnologías mas comunes de generadores distribuidos, incluyendo las basadas en recursos renovables y no renovables.

Recurso Energético Primario	Interfaz	Control de Potencia
Planta Combinada de Calor y Energía	Generador Síncrono	Regulador de Tensión Automático (AVR) y Gobernador
Motor de Combustión Interna	Generador Síncrono o de Inducción	
Pequeña Central Hidroeléctrica	Generador Síncrono o de Inducción	Control de Paro o Cabeceo de la Turbina
Turbina Eólica de Velocidad Fija	Generador de Inducción	
Turbina Eólica de Velocidad Variable	Convertidor Electrónico (AC/DC/AC)	Velocidad de Turbina y
Micro-Turbina	Convertidor Electrónico (AC/DC/AC)	Control de Tensión DC
Panel Fotovoltaico	Convertidor Electrónico (DC/DC/AC)	MPPT y Control de Tensión DC

Tabla 2-1.: Principales tecnologías de generación de generadores distribuidos

Existen grandes ventajas de la utilización de generadores distribuidos desde el punto de vista técnico. La generación distribuida puede, por ejemplo, contribuir con la descongestión de los sistemas de distribución de energía convencionales, favorecen el uso de energías renovables lo que en última instancia resulta en un beneficio ambiental y además pueden contribuir con el suministro en periodos de gran demanda de energía, finalmente, mejoran la fiabilidad del sistema, la calidad del servicio y contribuye a la reducción de los costos de inversión y mantenimiento de infraestructura eléctrica.

2.1.2. Dispositivos de almacenamiento de energía

Los sistemas de almacenamiento de energía en micro-redes juegan un papel fundamental ya que contribuyen con la estabilidad del sistema, mejoran la calidad de potencia y confiabilidad del suministro de energía y en general el desempeño de la micro-red.

Una de las principales funciones que juegan los sistema de almacenamiento de energía en micro-redes es la de realizar el balance de potencia entre la demanda y la generación. Existen tres escenarios en los cuales los sistemas de almacenamiento de energía realizan este balance:

- Asegurar el balance de potencia cuando existen cambios súbitos en la carga o transitorios. Esto es necesario ya que la mayoría de generadores distribuidos poseen una baja inercia y son incapaces de responder efectivamente ante estas perturbaciones.
- Proporciona estabilidad cuando hay variaciones dinámicas en fuentes intermitentes de energía como la solar o eólica y permite que estas unidades operen como unidades despachables.

- Proporciona la energía necesaria para una transición suave entre los modos aislado/interconectado cuando la micro-red opera con interconexión a la red comercial.

Dentro de las tecnologías de almacenamiento de energía, las baterías, los volantes de inercia y los supercapacitores son tal vez, algunos de los más apropiados para diferentes configuraciones de micro-redes. En el caso de los volantes de inercia, éstos pueden utilizarse como un sistema de almacenamiento centralizado para toda la micro-red, por otra parte, en el caso de las baterías, éstas pueden ubicarse junto al barraje DC de cada pequeña fuente de generación o pueden utilizarse, como en el caso de los volantes de inercia, como un sistema de almacenamiento central para toda la micro-red, las baterías poseen de la ventaja de pueden almacenar la energía para demanda futura. Finalmente, los supercondensadores, a pesar de su eficiencia, constituyen una alternativa costosa con respecto a las baterías y a los volantes de inercia. En la tabla 2-2 se resumen algunas de las tecnologías de almacenamiento de energía más comúnmente usadas en micro-redes.

Recurso de Almacenamiento	Eficiencia Estimada (%)	Capacidad (MW)	Tiempo de Vida Estimado (Años)
Almacenamiento Térmico de Energía	30-60	0-300	5-40
Almacenamiento por Bombeo Hidráulico	75-85	100-5000	40-60
Volante de Inercia	93-95	0-25	15
Batería de Plomo Ácido	70-90	0-40	5-15
Batería de Níquel Cadmio	60-65	0-40	10-20
Batería de Sulfuro de Sodio	80-90	0.05-8	10-15
Batería de Ion de Litio	85-90	0-1	5-15
Celdas de Combustible	20-50	0-50	5-15
Supercapacitores	90-95	0-0.3	más de 20
Almacenamiento de energía magnética por superconductores	0.1-10	0.1-10	más de 20

Tabla 2-2.: Principales tecnologías de almacenamiento de energía en micro-redes

Aunque las ventajas que ofrecen las micro-redes son enormes, también lo son los desafíos asociados a su operación y mantenimiento. El esquema de coordinación de protecciones, por ejemplo, se puede complicar cuando existe un flujo bi-direccional de potencia entre las fuentes de energía y los elementos de almacenamiento. Por otra parte, la respuesta dinámica de los generadores presentes en una micro-red generalmente es lenta por lo que no pueden ajustarse a los cambios en la carga, adicionalmente, la intermitencia asociada a las energías renovables puede complicar la operación de la micro-red.

2.2. Operación óptima de micro-redes

Muchos autores han estudiado la operación óptima de micro-redes. Nejad et al [5] presentaron una técnica basada en optimización por enjambre de partículas (PSO) para optimizar la operación de una micro-red con turbinas eólicas, micro-turbinas y sistemas de almacenamiento de energía. En este trabajo de investigación se aplicaron métodos de simulación de Monte Carlo para modelar las incertidumbres de los recursos renovables. Se desarrolló una función de densidad de probabilidad para todas las variables de decisión. Siano et al [6] presentaron un problema estocástico multi-objetivo para la operación óptima de una micro-red con presencia de

cargas térmicas. Los recursos de generación eran una combinación de unidades convencionales y no convencionales incluyendo una unidad de generación combinada, (Combined Heat and Power Plant CHP), sistemas de almacenamiento de energía (térmicos y eléctricos) y energías renovables (generadores fotovoltaicos y turbinas de viento). La metodología de optimización propuesta estaba basada en una aproximación estocástica para modelar las incertidumbres de las fuentes renovables, el problema fue resuelto utilizando la técnica aumentada de la restricción Épsilon. Los resultados obtenidos fueron comparados con un algoritmo genético demostrando resultados satisfactorios.

Reddy et al. [7] investigaron el problema de la asignación óptima de recursos energéticos en una micro-red con generadores convencionales, generadores fotovoltaicos, turbinas de viento, almacenamiento basado en baterías y una pequeña población de vehículos eléctricos. El problema de optimización fue resuelto utilizando un algoritmo de evolución híbrida diferencial y búsqueda armónica, (Hybrid Differential Evolution and Harmony Search DE-HS), los resultados de simulación demostraron que el costo óptimo de la energía se podía obtener empleando a los vehículos eléctricos activamente como una fuente de energía.

En [8] se presenta una metodología para manejar la incertidumbre de los recursos renovables. En este trabajo, se aplicó un método estocástico para resolver el problema de la operación óptima de la micro-red con incertidumbres. Arévalo et al. [9] presentaron un trabajo de investigación en donde los costos de incertidumbre se asignaron a la potencia entregada a la micro-red por recursos energéticos renovables, la principal contribución de este trabajo de investigación fue que, a través de la inclusión de costos de incertidumbre a los recursos intermitentes, la función de costos del problema de asignación tradicional se modificaba, de esta forma, los operadores de red pueden contar con una herramienta de decisión basada en funciones de densidad de probabilidad de la disponibilidad del recurso para incluir la energía generada por recursos renovables dentro del despacho de energía.

Un modelo de predespacho de unidades (Unit Commitment UC) probabilístico se desarrolló en [10], la micro-red estudiada en este trabajo estaba constituida por generadores eólicos, micro-turbinas, vehículos eléctricos y unidades de almacenamiento de energía basadas en baterías y térmicas. Un algoritmo de optimización por enjambre de partículas se empleó para maximizar la ganancia total esperada de la asignación UC. Los resultados revelaron un buen desempeño de la metodología propuesta. Abedini et al. [11] presentaron un algoritmo de optimización por enjambre de partículas de convergencia garantizada y mutación gaussiana (Gaussian-Mutation Particle Swarm Optimization GM-PSO) para resolver el problema de la estrategia óptima de operación de una micro-red autónoma con turbinas eólicas, paneles fotovoltaicos y generadores diésel. Los resultados demostraron que el diseño de sistemas híbridos (batería-generador diésel) de sistemas con energías renovables es más eficiente que el uso exclusivo de baterías o generadores diésel.

La optimización del tiempo de vida útil de baterías se investigó en el trabajo publicado por Das et al. [12]. En [13] un modelo de operación económica para una micro-red aislada con micro-turbinas de gas, turbinas eólicas, bombas de calor y sistemas de almacenamiento basado en baterías fue presentado. La integración de celdas de combustible junto con turbinas eólicas y paneles fotovoltaicos fue presentado en [14]. En [15], una estrategia de asignación óptima fue presentada considerando restricciones de operación en modo aislado.

Moga et al. [16] investigaron un modelo de optimización basado en una predicción del día antes de fuentes no

controlables, adicionalmente, una predicción de clima fue introducida en el modelo para determinar la cantidad de energía solar disponible. El propósito principal del modelo de optimización era optimizar la operación de tres fuentes no convencionales (biogas, energía solar y energía geotérmica). Un equipo de prueba experimental con instrumentos de medida inteligente se utilizó para validar el modelo. La programación óptima del día-anterior fue presentada por Zhang et al. [17] para una micro-red con turbinas eólicas. El problema combinado de despacho económico y ambiental se resolvió utilizando un algoritmo de búsqueda Cuckoo en [18], los resultados obtenidos de este método fueron comparados con los resultados obtenidos de la aplicación de un optimizador por enjambre de partículas, demostrando mejores resultados.

Trifkovic et al. [19] presentaron una estrategia de programación paramétrica para la administración de la energía en micro-redes. En [20] un esquema de operación óptima para una micro-red aislada con generadores fotovoltaicos, turbinas eólicas, generadores Diésel y baterías fue presentado. Un método de despacho económico estocástico para micro-redes fue presentado en [21]. El trabajo presentado en [22] empleaba un algoritmo genético de organización no-dominado (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm NSGA-II) para resolver el problema de asignación óptima de potencia a los generadores Diésel por medio de la deliberación de los beneficios económicos y ambientales de la operación del sistema.

2.3. Técnicas de optimización heurística

La mayoría de problemas de optimización en ingeniería está compuesta por un conjunto de características que hacen su solución difícil a través de métodos analíticos. En la mayoría de casos, los problemas están descritos por funciones de costos que son no lineales, no convexas y además están sujetas a objetivos de optimización conflictivos entre sí por lo que una solución única global no es factible, en cambio, lo que se busca es un balance óptimo entre los objetivos conflictivos como solución al problema de optimización. Por esta razón, la investigación más reciente se ha concentrado en la aplicación de nuevos métodos de optimización no convencionales para la solución de este tipo de problemas.

Los métodos de optimización heurística han aparecido en la literatura como una alternativa atractiva para asegurar una potencial solución global a problemas de optimización multi-objetivo, una de las ventajas de estos métodos es su capacidad de tratar con funciones de costo no diferenciables y no continuas.

Entre los algoritmos de optimización heurística u optimización no convencional más populares utilizados en la literatura se cuentan los algoritmos genéticos [22, 23, 24], evolución diferencial [25, 26, 27], programación evolutiva [28, 29] optimización basada en biogeografía [30, 31, 32] algoritmo de cristalización simulada [33, 34], entre otros métodos bio-inspirados basados en poblaciones como la optimización por colonia de hormigas [35, 36], algoritmos de búsqueda Tabú [37, 38], algoritmos de búsqueda gravitacional [39, 40, 41] y algoritmos de entropía cruzada [40, 42].

Meng, et al. [43] propusieron un método de optimización heurística basado en optimización por enjambre de partículas para resolver el problema de despacho económico en grandes sistemas de potencia. Se demostró en el trabajo que el algoritmo tenía una buena velocidad de convergencia y una mejor habilidad de búsqueda no solo por la introducción de la teoría de computación cuántica en el algoritmo sino que además tenía dos carac-

terística adicionales: selección de probabilidad auto-adaptativa y mutación de secuencias caóticas [44, 45].

Por su parte, en el trabajo de Amjady y Sharifzaden [44] se presentó un algoritmo evolutivo diferencial modificado para el problema de despacho económico considerando un efecto de las turbinas en generadores termoeléctricos conocido como “Valve Point Loading”, al considerar este efecto, a diferencia de la aproximación tradicional la eficiencia de la planta no puede modelarse cuadrática o linealmente con respecto a su potencia de salida, esto hace que el problema de optimización tenga una naturaleza no-convexa. Esta característica del problema es desafiante incluso para los métodos de optimización heurísticos, por esta razón, el método presentado por Amjady combina las ventajas de los algoritmos genéticos, optimización por enjambre de partículas y cristalización simulada para crear una técnica de búsqueda estocástica eficiente.

Kothari et al. [45], presentaron una técnica de asignación de potencia a unidades térmicas cuyo objetivo es la reducción de emisiones de NO_x . Por su parte, en el trabajo presentado por Tsuji et al. [46] aborda el problema de la combinación óptima de combustibles con restricciones ambientales, de esta forma, a la unidad de generación con mayores emisiones se le asigna una potencia de generación reducida que la que se le asignaría en el despacho económico. La técnica propuesta por Dhillon et al. [47] se encargaba de resolver el despacho económico con emisiones usando una estrategia de búsqueda evolucionaria. La técnica propuesta era capaz de resolver el problema considerando pérdidas de la red, límites de rampa, y generación en zonas prohibidas. La técnica demostró ser eficiente en la reducción de emisiones.

Nanda, et al. [48] presento un método computacional de optimización “complex” para el problema de minimización de emisiones, adicionalmente Nanda, et al. [49] presentó un método de programación por objetivos para el despacho económico con combinaciones de combustibles. Brodsky, et al. [50] presentaron un modelo para evaluar la influencia de los mercados pool en el despacho con restricciones de emisiones, en este estudio se demostró que el costo de generación y el nivel de emisiones pueden minimizarse simultáneamente con una mayor coordinación entre generadores.

En la investigación presentada por Heo, et al. [51] se han demostrado modificaciones al algoritmo básico de optimización por enjambre de partículas (PSO), se ha demostrado que la técnica híbrida de PSO tiene una mejora tasa de convergencia que el algoritmo tradicional.

Yalcinoz y Koksoy [52] propusieron una técnica de optimización basada en la articulación progresiva de información de preferencia para resolver el problema de despacho económico multi-objetivo con emisiones, en éste método, el problema se trata de forma dinámica de forma que no se requiere de información inicial de objetivos de decisión.

Basu [53] presentó un método en el que el problema multi-objetivo se descompone en un problema de objetivos sencillos por medio de la formulación por logro de objetivos. La técnica estaba basada en un algoritmo de cristalización simulada pero tenía problemas para resolver el problema multi-objetivo debido a que requería de largos periodos de ejecución, sin embargo, la técnica puede ser utilizada de forma exitosa para llevar a cabo la toma de decisiones en problemas multi-objetivo cuando estos objetivos están en conflicto.

Más adelante Basu [54] propuso un algoritmo evolutivo diferencial multi-objetivo para resolver el despacho

económico con emisiones, el problema se formula como un problema no lineal con restricciones multi-objetivo, los resultados obtenidos son comparables los resultados obtenidos de la aplicación de la evolución diferencial Pareto, y algoritmos genéticos de organización no dominada (NSGA-II).

Diferentes combinaciones de algoritmos evolutivos y optimización por enjambre de partículas han sido presentadas en la literatura. Por ejemplo, Gong, et al. [55] utilizó un algoritmo híbrido de optimización multi-objetivo basado en optimización por enjambre de partículas y evolución diferencial al problema económico/emisiones con un gran número de restricciones, lo interesante de esta aplicación es que el método de enjambre de partículas se utilizó para realizar una búsqueda global en todo el espacio solución con diferentes coeficientes de aceleración mientras que la diferenciación evolutiva se utilizaba para buscar soluciones dispersas en el sub-espacio.

Wang y Singh [56] implementaron una versión difusa del algoritmo de optimización por enjambre de partículas multi-objetivo para resolver el problema de emisiones y económico de despacho de unidades térmicas, en esta investigación, se aprovecharon las ventajas del algoritmo PSO para atacar la naturaleza multi-objetivo del problema, dentro del trabajo presentado se comparó la efectividad del algoritmo propuesto con algoritmos de optimización evolutiva multi-objetivo. Como resultado se demostró la efectividad de la propuesta en la resolución del problema.

Ariashidi y El-Hawary [57] presentan dos contribuciones significativas a la aplicación del algoritmo de optimización por enjambre de partículas, por una parte, demostraron que el algoritmo es eficiente en la resolución del problema multi-objetivo y que puede extenderse a problemas con más de dos objetivos conflictivos. Adicionalmente demostraron que el algoritmo es efectivo en la búsqueda de conjuntos solución de la forma Pareto. Otros algoritmos basados en inteligencia computacional han sido aplicados a la resolución del problema de despacho económico con emisiones. Osman, et al. [58] presentaron un algoritmo de genético basado en dominancia Épsilon (ϵ -dominance), este algoritmo está basado en los conceptos de co-evolucion y reparación para el manejo de restricciones no lineales.

Destaca dentro de la literatura revisada la aplicación de algoritmos genéticos para la solución de problemas de optimización multi-objetivo, en su forma convencional o junto con otros algoritmos basados en inteligencia computacional que pueden contribuir a mejorar sus características de búsqueda y convergencia a una solución óptima global.

2.4. Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos son algoritmos de búsqueda heurísticos adaptativos inspirados en el principio de selección natural. Como tal, representan una aplicación inteligente de una búsqueda aleatoria para la solución de problemas de optimización. Los algoritmos genéticos utilizan información histórica para orientar la búsqueda hacia una región de mejor desempeño dentro del espacio de búsqueda, utilizando principios basados en procesos genéticos como selección, mutación y cruce.

Un algoritmo genético comienza con un conjunto de soluciones llamadas población. Una solución está repre-

sentada por un cromosoma. El tamaño de la población se conserva a lo largo de cada generación. En cada generación, se evalúa la aptitud física de cada cromosoma, y luego los cromosomas para la próxima generación se seleccionan probabilísticamente de acuerdo con sus valores de aptitud física.

Algunos de los cromosomas seleccionados se aparean al azar y producen descendencia. Cuando se produce descendencia, se produce un cruce y una mutación al azar. Debido a que los cromosomas con altos valores de aptitud física tienen una alta probabilidad de ser seleccionados, los cromosomas de la nueva generación pueden tener un valor de aptitud promedio más alto que los de la generación anterior. El proceso de evolución se repite hasta que se cumple la condición final, un diagrama de flujo del un algoritmo genético se presenta en la figura 2-2.

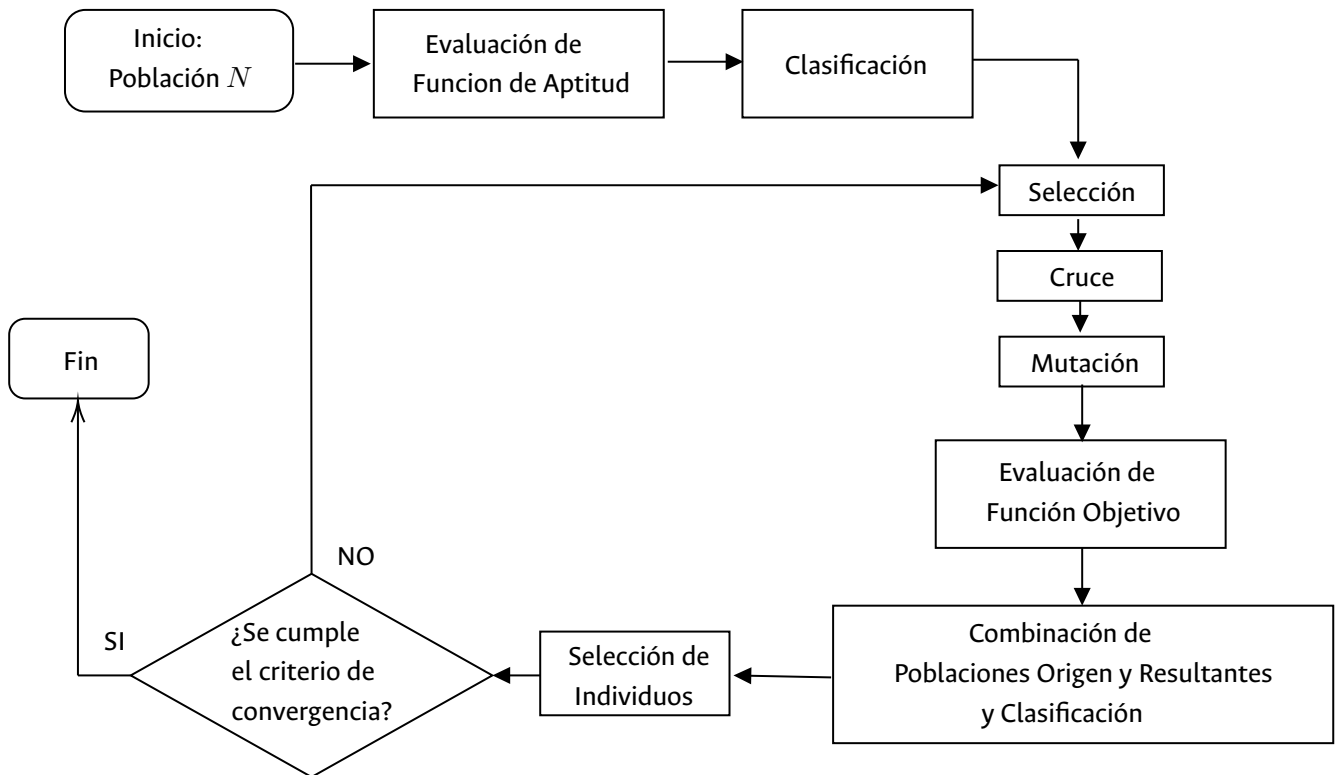


Figura 2-2.: Diagrama de flujo de un algoritmo genético

A diferencia de los algoritmos de búsqueda locales, los algoritmos genéticos siguen un conjunto de operaciones independientes controladas por una estrategia basada en probabilidad, de esta forma se imita el proceso de selección natural de individuos con mejores características dentro de generaciones sucesivas, las soluciones candidato al problema de optimización se conocen como individuos de la población. Cada individuo tiene una cadena de cromosomas que codifica sus características.

2.5. El algoritmo NSGA-II

El NSGA-II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm) es un algoritmo de optimización multi-objetivo derivado de los algoritmos evolutivos [59]. El objetivo del algoritmo es mejorar el ajuste adaptativo de una población de candidatos a solución en un frente de Pareto en un problema de optimización a través de operadores evolutivos como selección, mutación y cruce. La población se clasifica en una jerarquía de sub-poblaciones basada en el ordenamiento de la dominancia de Pareto. La similitud entre los miembros de cada sub-grupo se evalúa en el frente de Pareto, y los grupos resultantes y las medidas de similitud se utilizan para promover un frente diverso de soluciones no dominadas.

Cuando existen múltiples objetivos en un problema de optimización, en principio existe un juego de soluciones óptimas conocidas como soluciones Pareto-óptimas, en vez de una única solución, en virtud de esto no puede decirse que una u otra de éstas soluciones sea mejor que las otras, es decir es necesario encontrar cuantas soluciones Pareto-óptimas sea posible.

Los métodos de optimización convencionales sugieren convertir los problemas multi-objetivo en problemas de optimización de un solo objetivo, evaluando cada solución a la vez, cuando se utiliza este método deben ejecutarse múltiples simulaciones para tratar de encontrar una mejor solución cada vez. En contraste, los algoritmos genéticos, pueden encontrar múltiples soluciones Pareto-óptimas en una sola ejecución del algoritmo y pueden extenderse para mantener un juego de soluciones diverso que se encuentra en una región Pareto-óptima verdadera. Se escogió el algoritmo NSGA-II para la solución del problema bajo estudio debido a que en diferentes trabajos de investigación [17] [59] se ha demostrado su efectividad para la solución de este tipo de problemas de optimización

2.5.1. Procedimiento de Optimización del NSGA-II

El NSGA-II comienza con una población P_t de tamaño N , a partir de esta población, se da origen a la descendencia Q_t , también con tamaño N , éstas poblaciones son combinadas para formar la población resultante R_t que tiene tamaño $2N$. La población resultante R_t es clasificada a través de un ordenamiento no dominado en diferentes frentes de Pareto, esto permite realizar una verificación global de dominancia entre las poblaciones de padres y descendientes. Cuando el ordenamiento no dominado se ha realizado una nueva población es generada con el mejor frente no dominado F_1 y continuando con las soluciones de los demás frentes F_2, F_3, \dots, F_n .

Cuando se alcanza la etapa de evaluación del último frente de Pareto, puede existir una cantidad de soluciones mayor a la cantidad de cupos restantes por llenar en la población descendiente, en este caso es necesario seleccionar a las soluciones mediante criterios que aseguren la supervivencia de las mejores soluciones pero que adicionalmente garanticen la diversidad de las mismas con el fin de obtener un frente de Pareto-óptimo y diverso, el algoritmo de selección del NSGA-II se presenta en la figura 2-3.

La población del NSGA-II puede inicializarse aleatoriamente o a través de alguna técnica de inicialización. Ésta población se ordena de acuerdo a los niveles de no dominancia (ordenamiento de los frentes de Pareto), a cada solución se le asigna una función de aptitud (*fitness*) de acuerdo a su nivel de no dominancia y durante el proceso de optimización esta función de aptitud debe minimizarse. Empleando operadores de torneo, se realiza

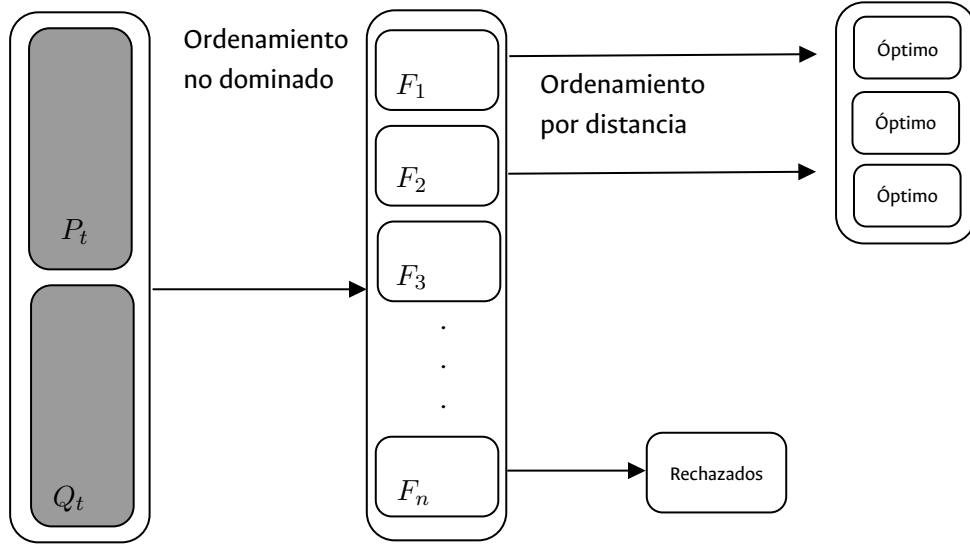


Figura 2-3.: Mecanismo de promoción de soluciones del NSGA-II

la selección de candidatos a los cuales se les aplica posteriormente los operadores de mutación y cruce para conformar la población descendiente. El procedimiento del NSGA-II puede resumirse en los siguientes pasos:

- Inicialización de poblaciones de padres.
- Obtención de población de descendientes y combinación con población de padres para obtener R_t
- Realizar ordenamiento no dominado a la población resultante R_t e identificar los frentes de Pareto.
- Calcular la distancia entre las soluciones en todos los frentes.
- Crear la siguiente generación de población de padres escogiendo los primeros N individuos en la población R_t usando el método de selección por torneo binario.
- Escoger la siguiente generación de población descendiente aplicando cruce y mutación.

2.5.1.1. Selección por torneo binario

A través de la aplicación de este operador, dos soluciones son comparadas y una de ellas se selecciona. Cada solución tiene un rango de dominancia asociado r_i y una distancia de apilamiento d_i , ésta última es la medida del espacio al rededor de una solución i que no esta ocupado por otra solución. La selección por torneo binario encuentra la mejor solución como aquella con mejor rango de no dominancia. Si existen dos soluciones situadas en el mismo frente de Pareto la solución ganadora del torneo es la que tiene una mayor distancia de apilamiento $d_{I_j^m}$:

$$d_{I_j^m} = d_{I_j^m} + \frac{f_m^{I^m_{j+1}} - f_m^{I^m_{j-1}}}{f_m^{max} - f_m^{min}} \quad (2-1)$$

Donde:

f_m^{max} es el valor máximo de la función objetivo m .

f_m^{min} es el valor mínimo de la función objetivo m .

$f_m^{I^m_{j+1}}$ es el valor de la solución vecina a la solución j .

$f_m^{I^m_{j-1}}$ es el valor de la solución vecina a la solución j .

Las distancias tienen en cuenta cada una de las funciones objetivo y se asigna un valor arbitrariamente grande a las soluciones en los extremos del frente de Pareto considerado.

2.5.1.2. Selección, cruce y mutación

Los operadores genéticos de selección cruce y mutación operan sobre las soluciones candidato para obtener la mejor familia de soluciones que a su vez sea también la más diversa. El operador de selección se aplica en un torneo. En cada torneo se selecciona la solución que esté ubicada en el mejor frente de Pareto. El operador de cruce se utiliza en las poblaciones padres para combinar la información de dos soluciones y producir una nueva. En algunos casos, nuevas soluciones pueden producirse a partir de la duplicación de una solución existente, a las nuevas soluciones, generalmente se les aplica el operador genético de mutación con el fin de mantener la diversidad genética de la población.

De ésta forma a través del uso de las distancias de apilamiento el algoritmo opera sobre las soluciones y promueve el siguiente ciclo de generaciones con las mejores soluciones extraídas de los frentes de Pareto y que además son diversas entre ellas.

3. Formulación del problema

Debido a la naturaleza del problema de optimización se pueden identificar dos objetivos:

1. Minimización del costo de energía utilizando una combinación de generadores basados en energías renovables y generadores convencionales.
2. Minimización de la pérdida de vida útil de baterías. Este objetivo representa la minimización del costo de inversión necesario para reemplazar las baterías que se agotan prematuramente.

3.1. Costo de generación con generadores convencionales

Tradicionalmente, la función de costo de un generador convencional puede modelarse con una función polinómica de orden dos [60], ésta función está relacionada con el costo del combustible empleado:

$$C_i(P_{gi}) = a_i P_{gi}^2 + b_i P_{gi} + c \quad (3-1)$$

Donde:

a_i , b_i y c son coeficientes asociados a las características de cada generador.

e_i y f_i son coeficientes relacionados con el costo del combustible para el generador i .

El costo total de generación para un sistema con N unidades de generación convencionales es:

$$C_{conv} = \sum_{n=1}^N (a_i P_{gi}^2 + b_i P_{gi} + c) \quad (3-2)$$

De esta forma, una función de costos para generadores convencionales se presenta analíticamente, dado que esta función de costos es polinómica, la optimización de la programación de generadores convencionales puede realizarse con métodos tradicionales como el método de Newton[61], el método del gradiente [62], programación cuadrática [63], la técnica de descomposición [64] y aproximaciones por series de MacLaurin [65].

3.2. Costo de generación con renovables

Debido a la naturaleza inherentemente estocástica de las energías renovables, la fórmula para calcular los costos de generación a partir de estas fuentes debe incluir un término que permita manejar ésta variabilidad. En el trabajo presentado por Areválo [9] y [60] se desarrollan con detalle las expresiones para el cálculo del costo de generación con renovables incluyendo costos de incertidumbre.

3.2.1. Costos de incertidumbre

Los costos de penalización han sido propuestos por diferentes autores [9, 60] y son una adición a los costos operativos de la generación de energía. En un sistema de potencia, para una unidad la potencia asignada $W_{s,i}$ y la potencia disponible $W_{a,i}$ se pueden subestimar o sobre-estimar de forma que:

$$W_{s,i} < W_{av,i} \quad (3-3)$$

Ó

$$W_{s,i} > W_{av,i} \quad (3-4)$$

Para cada caso, una función de costo se define debido a la sub o sobre estimación de la potencia disponible en el recurso. El costo por sobre-estimar la potencia disponible en un recurso renovable esta dado por [60]:

$$C_{o,i}(W_{s,i}, W_{av,i}) = c_{o,i}(W_{s,i} - W_{av,i}) \quad (3-5)$$

Donde:

$c_{o,i}$ es un coeficiente de penalización que corresponde al costo de usar la diferencia entre la potencia despachada y la potencia programada. Similarmente, los costos por subestimar se definen como:

$$C_{u,i}(W_{s,i}, W_{av,i}) = c_{u,i}(W_{av,i} - W_{s,i}) \quad (3-6)$$

Donde:

$c_{u,i}$ es un coeficiente de penalización. Los costos de incertidumbre se definen como el valor esperado de las funciones de penalización por sub o sobreestimar la potencia de generación disponible. Las funciones de costo de incertidumbre se obtienen de sumar los costos por sub y sobreestimar la disponibilidad del recurso:

$$UCF = C_{u,i}(W_{s,i}, W_{av,i}) + C_{o,i}(W_{s,i}, W_{av,i}) \quad (3-7)$$

El valor esperado del costo de penalización por subestimar esta dado por:

$$E[C_{u,i}(W_{s,i}, W_{av,i})] = \int_{W_{s,i}}^{W_{\infty,i}} c_{u,i}(W_{av,i} - W_{s,i}) \times f_W(W_{av,i}) dW_{av,i} \quad (3-8)$$

Donde:

$f_W(W_{av,i})$ es la probabilidad de que cierta cantidad de potencia este disponible en el recurso i .

$W_{\infty,i}$ es la máxima potencia del generador i .

Similarmente, para el caso sobreestimado:

$$E[C_{o,i}(W_{s,i}, W_{av,i})] = \int_{W_{min,i}}^{W_{s,i}} c_{o,i}(W_{s,i} - W_{av,i}) \times f_W(W_{av,i}) dW_{av,i} \quad (3-9)$$

Donde: $W_{min,i}$ es la potencia mínima del generador i .

Dada la naturaleza estocástica de la energía generada por los recursos renovables, una función de densidad de probabilidad es utilizada para determinar la disponibilidad del recurso a aprovechar por ejemplo la radiación solar o la velocidad del viento.

3.2.1.1. Energía solar fotovoltaica

La energía solar fotovoltaica se genera a través de la irradiancia solar, que depende de la ubicación geográfica. La siguiente función de densidad de probabilidad Log-Normal se usa para obtener el valor esperado de la función de costo de incertidumbre:

$$f_g(G) = \frac{1}{G\beta\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-\ln(G)-\lambda^2}{2\beta^2}}, 0 < G < \infty \quad (3-10)$$

Donde:

$f_g(G)$ es la función de probabilidad Log-Normal.

G es la radiación solar.

λ es la media de la distribución Log-Normal.

β es la desviación estándar de la distribución Log-Normal.

La relación entre la irradiancia solar y la potencia generada por el panel fotovoltaico esta dada por:

$$W_{PV}(G) = \begin{cases} \frac{W_{PVr}G^2}{G_r R_c} & 0 < G < R_c \\ \frac{W_{PVr}G}{G_r} & G > R_c \end{cases} \quad (3-11)$$

Donde:

$W_{pv}(G)$ es la potencia fotovoltaica generada como función de la radiación solar.

G es la irradiancia solar.

G_r is la irradiancia ambiente estándar.

R_c es una irradiancia de referencia.

W_{PVr} es la potencia nominal de salida de la celda fotovoltaica.

Con el fin de obtener la probabilidad de que una determinada potencia ($f_{W_{PV}}(W_{PV})$) esté disponible a partir de la función de densidad de probabilidad de irradiancia solar $f_G(G)$, la teoría del cambio de variable probabilístico es empleada. La expresión de este teorema se presenta en el apéndice A de este documento y se aplica para ambas condiciones de la ecuación (3-11) como sigue:

- Condición A: Para $0 < G \leq R_c$

En este caso, se tiene que:

$$W_{PV}(G) = g(G) = \frac{W_{PVr}}{G_r R_c} \cdot G^2 \quad (3-12)$$

La inversa de g se obtiene de:

$$g^{-1}(W_{PV}) = \pm \sqrt{\frac{W_{PV} G_r R_c}{W_{PVr}}} \quad (3-13)$$

Y su derivada:

$$\frac{dg^{-1}(W_{PV})}{dW_{PV}} = \sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr}}} \frac{1}{2\sqrt{W_{PV}}} \quad (3-14)$$

Aplicando cambio de variable (ver apéndice A), la función de densidad de probabilidad ($f_{W_{PV}}(W_{PV})$) para la potencia solar fotovoltaica puede obtenerse:

$$f_{W_{PV}}(W_{PV}) = f_G(g^{-1}(W_{PV})) \left| \frac{dg^{-1}(W_{PV})}{dW_{PV}} \right| \quad (3-15)$$

Entonces, reemplazando la raíz positiva de (3-13) y (3-14) en (3-15), la función de densidad de probabilidad de la potencia del generador fotovoltaico para la condición A puede obtenerse:

$$f_{W_{PV}}(W_{PV}) = \sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr} W_{PV}}} \frac{1}{2} \left[\frac{1}{\left(\sqrt{\frac{W_{PV} G_r R_c}{W_{PVr}}} \right) \beta \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\left[\ln \left(\sqrt{\frac{W_{PV} G_r R_c}{W_{PVr}}} \right) - \lambda \right]^2}{2\beta^2}} \right] \quad (3-16)$$

Similarmente:

- Condición B: Para $G > R_c$

Se tiene que:

$$W_{PV}(G) = g(G) = \frac{W_{PVr}}{G_r} \cdot G \quad (3-17)$$

La inversa de g se obtiene de:

$$g^{-1}(W_{PV}) = \frac{W_{PV} G_r}{W_{PVr}} \quad (3-18)$$

Y su derivada:

$$\frac{dg^{-1}(W_{PV})}{dW_{PV}} = \frac{G_r}{W_{PVr}} \quad (3-19)$$

Entonces, reemplazando (3-18) y (3-19) en (3-15), la función de densidad de probabilidad de la potencia del generador fotovoltaico para la condición B puede obtenerse:

$$f_{W_{PV}}(W_{PV}) = \frac{1}{\left(\frac{W_{PV} G_r}{W_{PVr}} \right) \beta \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\left[\ln \left(\frac{W_{PV} G_r}{W_{PVr}} \right) - \lambda \right]^2}{2\beta^2}} \cdot \frac{G_r}{W_{PVr}} \quad (3-20)$$

De esta forma es posible obtener los costos de penalización debido a la subestimación y sobreestimación reemplazando (3-20) y (3-16) en las ecuaciones (3-8) y (3-9)

3.2.1.1.1. Costos de penalización por subestimar para generadores fotovoltaicos

Según [9], con el fin de determinar la parte de la función de costos de incertidumbre relacionada con el costo de penalización debido a subestimar, la siguiente integral debe desarrollarse:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i})] = \int_{W_{PV,s,i}}^{W_{PV,\infty,i}} c_{PV,u,i}(W_{PV,i} - W_{PV,s,i}) f_{W_{PV}}(W_{PV,i}) dW_{PV,i} \quad (3-21)$$

Donde:

$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i})]$ es el valor esperado del costo de penalización por subestimar para generadores fotovoltaicos.

$f_{W_{PV}}(W_{PV,i})$ es la función de densidad de probabilidad de potencia en el generador fotovoltaico i .

$c_{PV,u,i}$ es el coeficiente de penalización por subestimar para el generador fotovoltaico i .

$W_{PV,\infty,i}$ es la potencia máxima de salida del generador fotovoltaico i .

$W_{PV,s,i}$ es la potencia programada en el generador fotovoltaico i .

$W_{PV,i}$ es la potencia disponible en el generador i .

La integral en (3-21) esta dividida en dos partes, la primera para la condición A y otra para la condición B. Una potencia generada W_{Rc} se establece y se asocia directamente con el valor de irradiancia R_c , de ésta forma un rango de potencia generada puede ser asignado a las condiciones A y B:

$$\frac{W_{PVr}R_c}{G_r} = W_{Rc} \quad (3-22)$$

- Condición A: Para $0 < W_{PV,i} \leq W_{Rc}$

Reemplazando los (3-16) en (3-21) puede obtenerse el valor esperado del costo de penalización por subestimar $E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i})]$ para la condición A, en este caso, los límites de la integral son $W_{PV,s,i}$ y W_{Rc} :

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = c_{PV,u,i} \sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr}}} \frac{1}{2\sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr}} \beta \sqrt{2\pi}}} \int_{W_{PV,s,i}}^{W_{Rc}} \frac{W_{PV,i} - W_{PV,s,i}}{W_{PV,i}} e^{-\frac{\left[\ln\left(\sqrt{\frac{W_{PV,i} G_r R_c}{W_{PVr}}}\right) - \lambda\right]^2}{2\beta^2}} dW_{PV,i} \quad (3-23)$$

Y además:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = c_{PV,u,i} \frac{1}{2\beta\sqrt{2\pi}} \int_{W_{PV,s,i}}^{W_{Rc}} \frac{W_{PV,i} - W_{PV,s,i}}{W_{PV,i}} e^{-\frac{\left[\ln\left(\sqrt{\frac{W_{PV,i} G_r R_c}{W_{PVr}}}\right) - \lambda\right]^2}{2\beta^2}} dW_{PV,i} \quad (3-24)$$

Es posible utilizar el teorema de cambio de variable para integrales como sigue:

$$U = \frac{\left[\ln\left(\sqrt{\frac{W_{PV,i} G_r R_c}{W_{PVr}}}\right) - \lambda\right]}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-25)$$

$$dU = \frac{1}{2\sqrt{2}\beta W_{PV,i}} dW_{PV,i} \quad (3-26)$$

A partir de la ecuación (3-25) es posible obtener $W_{PV,i}$ como una función de U :

$$W_{PV,i}(U) = \frac{W_{PVr}}{G_r R_c} e^{2\sqrt{2}\beta U} e^{2\lambda} \quad (3-27)$$

Ahora, puede hacerse el cambio de los límites de la integral en función del cambio de variable, de forma que se tiene:

$$\text{Si } W_{PV,i} = W_{PV,s,i} \rightarrow U_a = \frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-28)$$

Además:

$$\text{Si } W_{PV,i} = W_{Rc} \rightarrow U_b = \frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-29)$$

Aplicando el teorema de cambio de variable se obtiene que:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = \frac{c_{PV,u,i}}{2\beta\sqrt{2}\pi} \int_{U_a}^{U_b} \frac{W_{PVr}}{G_rR_c} e^{2\sqrt{2}\beta U} e^{2\lambda} - W_{PV,s,i} e^{-U^2} 2\sqrt{2}\beta W_{PV,i} dU \quad (3-30)$$

También:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = \frac{(-1)c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{\sqrt{\pi}} \int_{U_a}^{U_b} e^{-U^2} dU + \frac{c_{PV,u,i}e^{2\lambda+2\beta^2}W_{PVr}}{\sqrt{\pi}G_rR_c} \int_{U_a}^{U_b} e^{-(U-\sqrt{2})^2} dU \quad (3-31)$$

Las integrales en las ecuaciones (3-30) y (3-31) pueden resolverse utilizando las identidades de la función error que se presentan en el apéndice B, el valor esperado de la función de costos en términos de los límites U_a y U_b se obtiene:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = \frac{c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2} [erf(U_a) - erf(U_b)] + \frac{c_{PV,u,i}W_{PVr}e^{2\lambda+2\beta^2}}{2G_rR_c} [erf(U_b - \sqrt{2}\beta) - erf(U_a - \sqrt{2}\beta)] \quad (3-32)$$

Regresando a los límites originales, es posible obtener la siguiente expresión para el valor esperado del costo de penalización debido a subestimar para la condición A :

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = \frac{(-1)c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2} \left[erf\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) - erf\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] + \frac{c_{PV,u,i}W_{PVr}e^{2\lambda+2\beta^2}}{2G_rR_c} \left[erf\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} - \sqrt{2}\beta\right) - erf\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} - \sqrt{2}\beta\right) \right] \quad (3-33)$$

Similarmente,

- Condición B: Para $W_{PV,i} > W_{Rc}$

En este caso los límites de la integral son W_{Rc} y $W_{PV,\infty,i}$ para la ecuación (3-21). Es posible entonces, obtener el valor esperado del costo de penalización por subestimar $E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B]$ para la condición B como:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,u,i}}{\beta\sqrt{2\pi}} \int_{W_{Rc}}^{W_{PV,\infty,i}} \frac{W_{PV,i} - W_{PV,s,i}}{W_{PV,i}} e^{-\frac{[\ln(\frac{W_{PV,i}G_r}{W_{PVr}}) - \lambda]^2}{2\beta^2}} dW_{PV,i} \quad (3-34)$$

Usando el teorema del cambio de variable para integrales se obtiene que:

$$U = \frac{[\ln(\frac{W_{PV,i}G_r}{W_{PVr}}) - \lambda]}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-35)$$

Además

$$dU = \frac{1}{\sqrt{2}\beta W_{PV,i}} dW_{PV,i} \quad (3-36)$$

A partir de (3-35) es posible obtener $W_{PV,i}$ en función de U:

$$W_{PV,i}(U) = \frac{W_{PVr}}{G_r} e^{\sqrt{2}\beta U + \lambda} \quad (3-37)$$

Los límites de la nueva integral con el cambio de variable se pueden definir ahora como:

$$Si \ W_{PV,i} = W_{Rc} \rightarrow U_a = \frac{(\ln(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}) - \lambda)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-38)$$

$$Si \ W_{PV,i} = W_{PV,\infty,i} \rightarrow U_b = \frac{(\ln(\frac{W_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PVr}}) - \lambda)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-39)$$

La integral en (3-34) es ahora:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,u,i}}{\beta\sqrt{2\pi}} \int_{U_a}^{U_b} \frac{(\frac{W_{PVr}}{G_r} e^{\lambda + U\sqrt{2}\beta} - W_{PV,s,i})}{W_{PV,i}} e^{-U^2} \sqrt{2}\beta W_{PV,i} dU \quad (3-40)$$

Además:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{(-1)c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{\sqrt{\pi}} \int_{U_a}^{U_b} e^{-U^2} dU + \frac{c_{PV,u,i}W_{PVr}e^{\lambda + (\beta^2/2)}}{\sqrt{\pi}G_r} \int_{U_a}^{U_b} e^{-(U - \frac{\beta}{\sqrt{2}})^2} dU \quad (3-41)$$

El valor esperado para las funciones de costo en términos de U_a y U_b puede obtenerse a través de las identidades de las funciones de error del Apéndice B, como se muestra:

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2} [erf(U_a) - erf(U_b)] + \frac{c_{PV,u,i}W_{PVr}e^{\lambda + \beta^2/2}}{2G_r} [erf(U_b - \frac{\beta}{\sqrt{2}}) - erf(U_a - \frac{\beta}{\sqrt{2}})] \quad (3-42)$$

Regresando a los límites originales (3-38), (3-39), es posible obtener la siguiente expresión para el valor esperado del costo de penalización debido a subestimar en la condición B :

$$E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,u,i}W_{PV,s,i}}{2} \left[erf\left(\frac{\ln\left(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda}{\sqrt{2}\beta}\right) - erf\left(\frac{\ln\left(\frac{W_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] \\ + \frac{c_{PV,u,i}W_{PVr}e^{\lambda+\beta^2/2}}{2G_r} \left[erf\left(\frac{\ln\left(\frac{W_{PV,\infty,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda}{\sqrt{2}\beta} - \frac{\beta}{\sqrt{2}}\right) - erf\left(\frac{\ln\left(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda}{\sqrt{2}\beta} - \frac{\beta}{\sqrt{2}}\right) \right] \quad (3-43)$$

3.2.1.1.2. Costos de penalización por sobreestimar para generadores fotovoltaicos

Según [9], con el fin de determinar la parte de la función de costos de incertidumbre relacionada con el costo de penalización debido a sobreestimar, la siguiente integral debe desarrollarse:

$$E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i})] = \int_0^{W_{PV,s,i}} c_{PV,o,i}(W_{PV,s,i} - W_{PV,i}) f_{W_{PV}}(W_{PV}) dW_{PV,i} \quad (3-44)$$

Donde:

$E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i})]$ Es el valor esperado de la función de densidad de probabilidad de potencia en el generador i .

$f_{W_{PV}}(W_{PV})$ Es la función de densidad de probabilidad de la potencia del generador fotovoltaico i .

$c_{PV,o,i}$ Es el coeficiente de costo de penalización por sobreestimar en el generador fotovoltaico i .

$W_{PV,s,i}$ Es la potencia asignada al generador fotovoltaico i .

$W_{PV,i}$ Es la potencia disponible en el generador fotovoltaico i .

La integral en (3-44) está dividida en dos partes, una para la condición A y otra para la condición B , entonces:

- **Condición A:** Para $0 < W_{PV,i} \leq W_{Rc}$

En este caso, los límites de la integral son 0 y W_{Rc} para la ecuación (3-44). Entonces, es posible obtener el valor esperado del costo de penalización por sobreestimar $E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A]$ para la condición A reemplazando (3-16) en (3-44) con los límites indicados. Se obtiene entonces que:

$$E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = c_{PV,o,i} \sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr}}} \frac{1}{2\sqrt{\frac{G_r R_c}{W_{PVr}} \beta \sqrt{2\pi}}} \int_0^{W_{Rc}} \frac{W_{PV,s,i} - W_{PV,i}}{W_{PV,i}} e^{-\frac{\left[\ln\left(\sqrt{\frac{W_{PV,i} G_r R_c}{W_{PVr}}}\right) - \lambda\right]^2}{2\beta^2}} dW_{PV,i} \quad (3-45)$$

Además:

$$E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] = c_{PV,o,i} \frac{1}{2\beta\sqrt{2\pi}} \int_0^{W_{Rc}} \frac{W_{PV,i} - W_{PV,s,i}}{W_{PV,i}} e^{-\frac{\left[\ln\left(\sqrt{\frac{W_{PV,i} G_r R_c}{W_{PVr}}}\right) - \lambda\right]^2}{2\beta^2}} dW_{PV,i} \quad (3-46)$$

Utilizando el teorema de cambio de variable para integrales, de forma similar como en el caso subestimado, Se utilizan las ecuaciones (3-25), (3-26) y (3-27) para resolver (3-46). Los límites de la integral para el cambio de variable, sin embargo, son diferentes y pueden definirse como:

$$\text{Si } W_{PV,i} = 0 \rightarrow U_a = \frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{0G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} = -\infty \quad (3-47)$$

$$\text{Si } W_{PV,i} = W_{Rc} \rightarrow U_b = \frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-48)$$

Es posible usar la ecuación (3-32) y reemplazarla en las ecuaciones (3-47) y (3-48). La expresión para el valor esperado del costo de penalización por sobreestimar en la condición A es entonces:

$$\begin{aligned} E[C_{PV,o,i}, (W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] &= \frac{c_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2} \left[\text{erf}\left(-\infty\right) - \text{erf}\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] \\ &+ \frac{c_{PV,o,i}W_{PVr}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2} \left[\text{erf}\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} - \sqrt{2}\beta\right) - \text{erf}\left(-\infty - \sqrt{2}\beta\right) \right] \end{aligned} \quad (3-49)$$

Regresando a los límites originales (3-47) y (3-48) es posible obtener la siguiente expresión para el valor esperado del costo de penalización por sobreestimar en la condición A :

$$\begin{aligned} E[C_{PV,o,i}, (W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), A] &= \frac{-c_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2} \left[1 + \text{erf}\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] \\ &+ \frac{c_{PV,o,i}W_{PVr}e^{2\lambda+2\beta^2}}{G_rR_c2} \left[\text{erf}\left(\frac{\left(\frac{1}{2}\ln\left(\frac{W_{Rc}G_rR_c}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} - \sqrt{2}\beta\right) + 1 \right] \end{aligned} \quad (3-50)$$

Similarmente,

- Condición B: Para $W_{PV,i} > W_{Rc}$

En este caso los límites de la integral son W_{Rc} y $W_{PV,s,i}$ para la ecuación (3-44). Entonces es posible obtener una expresión para el costo de penalización por sobreestimar $E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B]$ en la condición B , reemplazando (3-20) en (3-44) con los límites indicados, se obtiene entonces que:

$$E[C_{PV,o,i}, (W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,o,i}}{\beta\sqrt{2}\pi} \int_{W_{Rc}}^{W_{PV,s,i}} \frac{W_{PV,i} - W_{PV,s,i}}{W_{PV,i}} e^{\left\{-\frac{\left[\ln\left(\frac{W_{PV,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right]^2}{2\beta^2}\right\}} dW_{PV,i} \quad (3-51)$$

Es posible utilizar el teorema de cambio de variable para integrales, de esta forma, las ecuaciones (3-35), (3-36), y (3-37) se utilizan para resolver la ecuación (3-51). Los límites para la integral con cambio de variable son distintos y pueden definirse como:

$$\text{Si } W_{PV,i} = W_{Rc} \rightarrow U_a = \frac{\left(\ln\left(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-52)$$

$$Si \ W_{PV,i} = W_{PV,s,i} \rightarrow U_a = \frac{\left(\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta} \quad (3-53)$$

Es posible utilizar la ecuación (3-42) y reemplazarla en las ecuaciones (3-52) y (3-53). La expresión para el valor esperado del costo de penalización debido a sobreestimar en la condición B es entonces:

$$E[C_{PV,o,i}, (W_{PV,s,i}, W_{PV,i}), B] = \frac{c_{PV,o,i}W_{PV,s,i}}{2} \left[erf\left(\frac{\left(\ln\left(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) - erf\left(\frac{\left(\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right)}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] \\ + \frac{c_{PV,o,i}W_{PVr}e^{\lambda+\beta^2/2}}{2G_r} \left[erf\left(\frac{\left(\ln\left(\frac{W_{PV,s,i}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right) - \frac{\beta}{\sqrt{2}}}{\sqrt{2}\beta}\right) - erf\left(\frac{\left(\ln\left(\frac{W_{Rc}G_r}{W_{PVr}}\right) - \lambda\right) - \frac{\beta}{\sqrt{2}}}{\sqrt{2}\beta}\right) \right] \quad (3-54)$$

De esta forma, es posible obtener la función de costos de incertidumbre para el caso de un generador fotovoltaico sumando las ecuaciones (3-33), (3-43), (3-50) y (3-54).

Los parámetros del generador fotovoltaico bajo estudio se resumen en la tabla 3-1

Tabla 3-1.: Parámetros del generador fotovoltaico bajo estudio.

Parámetro	Valor
W_{pvr}	20 (MW)
G_r	1000 (W/m ²)
R_c	150 (W/m ²)
W_{pv}	100 (Wp)

3.2.1.2. Energía eólica

La velocidad del viento es el parámetro principal a aprovechar cuando se realiza generación de energía a través de turbinas eólicas. Sin embargo, éste parámetro varía dependiendo de la ubicación geográfica del generador. Se ha demostrado que la función de densidad de probabilidad para la velocidad del viento es de forma Weibull o Rayleigh [66] y que sus parámetros dependen de la ubicación geográfica.

$$f_v(v) = \frac{v}{\sigma^2} e^{-\frac{v^2}{2\sigma^2}} \quad (3-55)$$

Donde:

$f_v(v)$ es la función de densidad de probabilidad de la velocidad del viento.

v es la velocidad del viento.

σ es el factor de escala relacionado con la ubicación geográfica.

La potencia del generador eólico esta dada por:

$$W_w(v) = \begin{cases} 0, & v < v_i; v > v_o \\ \rho v + \kappa, & v_i < v < v_r \\ W_r, & v_r < v < v_o \end{cases} \quad (3-56)$$

Donde:

$W_w(v)$ es la potencia generada en función de la velocidad del viento.

v_i es la velocidad de corte inferior del aero-generador.

v_r es la velocidad de viento nominal para el aero-generador.

v_o es la velocidad de corte superior del aero-generador.

W_r es la potencia de salida nominal del aero-generador.

Además: $\rho = \frac{W_r}{v_r - v_i}$ y $\kappa = \frac{-W_r v_i}{v_r - v_i}$

- Primera Condición $v \leq v_i$ o $v \geq v_o$

En esta condición, la potencia generada debido a una velocidad de viento insuficiente o una velocidad de viento demasiado alta (lo que puede llevar a la saturación) es 0. De ésta condición se tiene que:

$$f_w(W_w = 0) = 1 - e^{-\left(\frac{v_i}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} + e^{-\left(\frac{v_o}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} \quad (3-57)$$

- Segunda Condición $v_i < v < v_r$

La relación entre la velocidad del viento v y la potencia de salida W_w está dada por:

$$W_w(v) = \rho v + \kappa \quad (3-58)$$

Basándose en la función de distribución de probabilidad para el viento expresada en la (3-55) para los valores en el rango de velocidades de la condición B, se puede obtener que:

$$f_W(0 < W_w < W_r) = \frac{W_w - \kappa}{\rho^2 \sigma^2} e^{-\left(\frac{W_w - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)^2} \quad (3-59)$$

- Tercera Condición $v_r < v < v_o$

En este caso, existe una potencia constante que es independiente de la velocidad del viento entre v_r y v_o . La función de densidad de probabilidad para la potencia eólica puede obtenerse de:

$$f_W(W_w = W_r) = e^{-\left(\frac{v_r}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} + e^{-\left(\frac{v_o}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} \quad (3-60)$$

3.2.1.2.1. Costos de penalización por subestimar para generadores eólicos Con el fin de determinar la parte de la función de costos de incertidumbre relacionada con el costo de penalización debido a subestimar, la siguiente integral debe desarrollarse:

$$E[C_{w,u,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \int_{W_{w,s,i}}^{W_r} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot f_W(W_{w,i}) dW_{w,i} \quad (3-61)$$

Donde:

$E[C_{w,u,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})]$ es el valor esperado del costo de penalización por subestimar para el caso de generadores eólicos.

$f_W(W_{w,i})$ es la función de densidad de probabilidad de potencia para el generador eólico i .

$c_{w,u,i}$ es el coeficiente de penalización debido a subestimar en el generador eólico i .

W_r es la potencia máxima del generador eólico i .

$W_{w,s,i}$ es la potencia programada para el generador eólico i .

$W_{w,i}$ es la potencia disponible en el generador eólico i .

La integral en (3-61) se divide en dos partes, una para la condición B y una para la condición C .

$$E[C_{w,u,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \int_{W_{w,s,i}}^{W_r^-} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot \frac{W_{w,i} - \kappa}{\rho^2 \sigma^2} e^{-\left(\frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)^2} \delta(W_{w,i} - W_r) dW_{w,i} \\ + \int_{W_r^-}^{W_r} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot \left(e^{-\left(\frac{v_r^2}{2\sigma^2}\right)} - e^{-\left(\frac{v_0^2}{2\sigma^2}\right)}\right) dW_{w,i} \quad (3-62)$$

Con el fin de resolver la ecuación (3-62), las siguientes identidades para la función error puede aplicarse:

$$erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} \cdot dt \quad (3-63)$$

Adicionalmente la identidad para la función delta se presenta en la ecuación (3-64)

$$\int_a^b f(x) \delta(x - x_0) \cdot dx = \begin{cases} f(x_0) & \text{si } a < x_0 < b \\ 0 & \text{si } x_0 < a; x_0 > b \end{cases} \quad (3-64)$$

Además:

$$\int_a^b t e^{-t^2} \cdot dt = \frac{1}{2}(e^{-a^2} - e^{-b^2}) \quad (3-65)$$

También:

$$\int_a^b t^2 e^{-t^2} \cdot dt = \frac{1}{4}\sqrt{\pi}(erf(b) - erf(a)) + \frac{1}{2}(ae^{-a^2} - be^{-b^2}) \quad (3-66)$$

La primera parte de la integral en (3-61) se denomina int_1 :

$$int_1 = \int_{W_{w,s,i}}^{W_r^-} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot \frac{W_{w,i} - \kappa}{\rho^2 \sigma^2} e^{-\left(\frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)^2} dW_{w,i} \quad (3-67)$$

Ahora es posible utilizar el teorema de cambio de variable para integrales, de la siguiente forma:

$$U = \frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} \longrightarrow W_{w,i} = \sqrt{2}\rho\sigma U + \kappa \quad (3-68)$$

Adicionalmente:

$$dU = \frac{dW_{w,i}}{\sqrt{2\rho\sigma}} \longrightarrow dW_{w,i} = \sqrt{2\rho\sigma} \cdot dU \quad (3-69)$$

Los límites de la integral para el cambio de variable pueden definirse como:

$$\text{Si } W_{w,i} = W_{w,s,i} \longrightarrow U_a = \frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}} \quad (3-70)$$

Y:

$$\text{Si } W_{w,i} = W_r \longrightarrow U_b = \frac{W_r - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}} \quad (3-71)$$

De esta forma, es posible desarrollar la ecuación (3-67):

$$int_1 = \int_{U_a}^{U_b} c_{w,u,i} (\sqrt{2\rho\sigma}U + \kappa - W_{w,s,i}) \cdot \frac{\sqrt{2}U}{\rho\sigma} e^{-U^2} \sqrt{2\rho\sigma} dU \quad (3-72)$$

También:

$$int_1 = 2c_{w,u,i} \int_{U_a}^{U_b} (\sqrt{2\rho\sigma}U + \kappa - W_{w,s,i}) \cdot U e^{-U^2} dU \quad (3-73)$$

Entonces:

$$int_1 = 2c_{w,u,i} \left[\sqrt{2\rho\sigma} \int_{U_a}^{U_b} U^2 e^{-U^2} dU + (\kappa - W_{w,s,i}) \int_{U_a}^{U_b} U e^{-U^2} \cdot dU \right] \quad (3-74)$$

Usando las identidades de las ecuaciones (3-65), (3-66), se obtiene:

$$int_1 = \frac{c_{w,u,i}}{2} \left[\sqrt{2\pi\rho\sigma} (erf(U_a) - erf(U_b)) \sqrt{2\rho\sigma} (2U_a e^{-U_a^2} - 2U_b e^{-U_b^2}) + 2(\kappa - W_{w,s,i}) (e^{-U_a^2} - e^{-U_b^2}) \right] \quad (3-75)$$

$$int_1 = \frac{c_{w,u,i}}{2} \left[\sqrt{2\pi\rho\sigma} (erf(U_a) - erf(U_b)) + e^{-U_a^2} (2\sqrt{2\rho\sigma}U_a + 2(\kappa - W_{w,s,i})) - e^{-U_b^2} (2\sqrt{2\rho\sigma}U_b + 2(\kappa - W_{w,s,i})) \right] \quad (3-76)$$

Resolviendo los siguientes términos:

$$2\sqrt{2\rho\sigma}U_a + 2(\kappa - W_{w,s,i}) = 2\sqrt{2\rho\sigma} \frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}} + 2(\kappa - W_{w,s,i}) = 0 \quad (3-77)$$

Y:

$$2\sqrt{2\rho\sigma}U_b + 2(\kappa - W_{w,s,i}) = 2\sqrt{2\rho\sigma} \frac{W_r - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}} + 2(\kappa - W_{w,s,i}) = 2(W_r - W_{w,s,i}) \quad (3-78)$$

La integral (3-67) es entonces:

$$int_1 = \frac{c_{w,u,i}}{2} [\sqrt{2\pi}\rho\sigma(\operatorname{erf}(U_a) - \operatorname{erf}(U_b))] + 2(W_{w,s,i} - W_r)e^{-U_b^2} \quad (3-79)$$

La segunda parte de la integral int_2 es:

$$int_2 = \int_{W_r^-}^{W_r} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot (e^{-\frac{v_r^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) \delta(W_{w,i} - W_r) dW_{w,i} \quad (3-80)$$

Desarrollando la integral, la siguiente expresión se obtiene:

$$int_2 = \frac{c_{w,u,i}}{2} (e^{-\frac{v_r^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) (w_r - W_{w,s,i}) \quad (3-81)$$

De esta forma, el costo esperado debido a subestimar para un generador eólico es:

$$E[C_{w,u,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \frac{c_{w,u,i}}{2} (\sqrt{2\pi}\rho\sigma(\operatorname{erf}(U_a) - \operatorname{erf}(U_b))) + 2(W_{w,s,i} - W_r)e^{-U_b^2} + \frac{c_{w,u,i}}{2} (e^{-\frac{v_r^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) (w_r - W_{w,s,i}) \quad (3-82)$$

Regresando a los límites originales dado el cambio de variable en las ecuaciones (3-70) y (3-71) es posible obtener la siguiente expresión para el costo de penalización por subestimar para un generador eólico:

$$E[C_{w,u,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \frac{c_{w,u,i}}{2} (\sqrt{2\pi}\rho\sigma(\operatorname{erf}(\frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}}) - \operatorname{erf}(\frac{W_r - \kappa}{\sqrt{2\rho\sigma}}))) + 2(W_{w,s,i} - W_r)e^{-\frac{(W_r - \kappa)^2}{2\rho\sigma^2}} + \frac{c_{w,u,i}}{2} (e^{-\frac{v_r^2}{2\sigma^2}} - e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) (W_r - W_{w,s,i}) \quad (3-83)$$

3.2.1.2.2. Costos de penalización por sobreestimar para generadores eólicos Para determinar la función de densidad de probabilidad relacionada con el costo de penalización debido a sobreestimar, la siguiente integral se desarrolla:

$$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \int_0^{W_{w,s,i}} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) f_W(W_{w,i}) dW_{w,i} \quad (3-84)$$

Donde:

$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})]$ es el valor esperado del costo de penalización debido a sobreestimar para un generador eólico.

$f_W(W_{w,i})$ es la función de densidad de probabilidad de la potencia del generador eólico i ,

$c_{w,o,i}$ es el coeficiente de costo de penalización por sobreestimar en el generador eólico. i ,

$W_{w,s,i}$ es la potencia programada en el generador eólico i ,

$W_{w,i}$ es la potencia disponible en el generador eólico i .

La integral (3-84) se divide en dos partes, una para la condición A y otra para la condición B :

$$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \int_0^{0^+} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) f_W(0) \delta(W_{w,i}) dW_{w,i} + \int_{0^+}^{W_{w,s,i}} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) f_W(W_{w,i}) dW_{w,i}$$

(3-85)

Y:

$$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = \int_0^{0^+} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) \cdot (1 - e^{-\frac{v_1^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{v_2^2}{2\sigma^2}}) dW_{w,i} + \int_{0^+}^{W_{w,s,i}} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) \cdot \frac{W_{w,i} - \kappa}{\rho^2 \sigma^2} e^{-\left(\frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)^2} dW_{w,i} \quad (3-86)$$

La integral en (3-84) se dividió en dos partes, la primera parte es denominada int_1 :

$$int_1 = \int_{0^+}^{W_{w,s,i}} c_{w,u,i}(W_{w,i} - W_{w,s,i}) \cdot \frac{W_{w,i} - \kappa}{\rho^2 \sigma^2} e^{-\left(\frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right)^2} dW_{w,i} \quad (3-87)$$

Es posible usar el teorema de cambio de variable para integrales como sigue:

$$U = \frac{W_{w,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} \longrightarrow W_{w,i} = \sqrt{2}\rho\sigma U + \kappa \quad (3-88)$$

También:

$$dU = \frac{dW_{w,i}}{\sqrt{2}\rho\sigma} \longrightarrow dW_{w,i} = \sqrt{2}\rho\sigma \cdot dU \quad (3-89)$$

Los límites de la integral para el cambio de variable pueden definirse como:

$$Si \ W_{w,i} = W_{w,s,i} \longrightarrow U_b = \frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} \quad (3-90)$$

Y:

$$Si \ W_{w,i} = 0^+ \longrightarrow U_a = \frac{-\kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} \quad (3-91)$$

De esta forma, es posible desarrollar la integral (3-87), como sigue:

$$int_1 = \int_{U_a}^{U_b} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - (\sqrt{2}\rho\sigma U + \kappa)) \cdot \frac{\sqrt{2}U}{\rho\sigma} e^{-U^2} \sqrt{2}\rho\sigma dU \quad (3-92)$$

Entonces:

$$int_1 = 2c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - \kappa) \int_{U_a}^{U_b} U e^{-U^2} dU - 2\sqrt{2}c_{w,o,i}\rho\sigma \int_{U_a}^{U_b} U^2 e^{-U^2} dU \quad (3-93)$$

Utilizando de las identidades de las ecuaciones (3-65), (3-66) se obtiene:

$$int_1 = 2c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - \kappa) \frac{1}{2}(e^{-U_a^2} - e^{-U_b^2}) - 2\sqrt{2}\rho\sigma c_{w,o,i} \left(\frac{1}{4}\sqrt{\pi}(erf(U_b) - erf(U_a)) + \frac{1}{2}(U_a e^{-U_a^2} - U_b e^{-U_b^2}) \right) \quad (3-94)$$

$$int_1 = c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - \kappa)(e^{-U_a^2} - e^{-U_b^2}) - \sqrt{2}\rho\sigma c_{w,o,i} \left(\frac{-\kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} e^{-U_a^2} - \frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma} e^{-U_b^2} \right) - \frac{\sqrt{2}\pi c_{w,o,i}\rho\sigma}{2}(erf(U_b) - erf(U_a))$$

(3-95)

Entonces, La integral en (3-87) es:

$$int_1 = c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - \kappa)(e^{-U_a^2} - e^{-U_b^2}) - c_{w,o,i}(-\kappa e^{-U_a^2} - (W_{w,s,i} - \kappa)e^{-U_b^2}) - \frac{\sqrt{2\pi}c_{w,o,i}\rho\sigma}{2}(erf(U_b) - erf(U_a)) \quad (3-96)$$

$$int_1 = c_{w,o,i}W_{w,s,i}e^{-U_a^2} - \frac{\sqrt{2\pi}c_{w,o,i}\rho\sigma}{2}(erf(U_b) - erf(U_a)) \quad (3-97)$$

La segunda parte de la integral es denominada int_2 :

$$int_2 = \int_0^{0^+} c_{w,o,i}(W_{w,s,i} - W_{w,i}) \cdot (1 - e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) \delta(W_{w,i}) dW_{w,i} \quad (3-98)$$

Desarrollando la integral, puede obtenerse la siguiente expresión:

$$int_2 = c_{w,o,i}W_{w,s,i} \cdot (1 - e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}}) \quad (3-99)$$

Finalmente, el valor esperado del costo por sobreestimar es:

$$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = c_{w,o,i}W_{w,s,i} \cdot (1 - e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{\kappa^2}{2\rho^2\sigma^2}}) - \frac{\sqrt{2\pi}c_{w,o,i}\rho\sigma}{2}(erf(U_b) - erf(U_a)) \quad (3-100)$$

Regresando a los límites originales dados por el cambio de variable en la ecuación (3-90) y (3-91) es posible obtener la siguiente expresión para el valor esperado de los costos de penalización por sobreestimar para generadores eólicos:

$$E[C_{w,o,i}(W_{w,s,i}, W_{w,i})] = c_{w,o,i}W_{w,s,i} \cdot (1 - e^{-\frac{v_i^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{v_0^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{\kappa^2}{2\rho^2\sigma^2}}) - \frac{\sqrt{2\pi}c_{w,o,i}\rho\sigma}{2} \left(erf\left(\frac{W_{w,s,i} - \kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right) - erf\left(\frac{-\kappa}{\sqrt{2}\rho\sigma}\right) \right) \quad (3-101)$$

De esta forma es posible obtener la función de costos de incertidumbre para generadores eólicos sumando las ecuaciones (3-83) y (3-101), los parámetros de operación de los generadores eólicos bajo estudio se resumen en la tabla 3-2

Tabla 3-2.: Parámetros del generador eólico bajo estudio

Parámetro	Valor
W_r	23.93 (MW)
v_r	14.47 (m/s)
v_i	4 (m/s)
v_o	16.03 (m/s)

3.3. Vehículos eléctricos

La función de costos para la energía usada en la recarga de vehículos eléctricos (PEVs) está basada en el trabajo presentado en [67]. Un sistema de carga distribuido se implementa por medio de parqueaderos con N_i puertos de carga. Cada parqueadero es operado por un agregador. En cada puerto de carga dentro del parqueadero, la potencia de carga es controlada por este agregador. La energía que se requiere para cargar los vehículos eléctricos es comprada por el agregador al operador de red con tarifas de tiempo de uso (Time-Of-Use) TOU. La estrategia de carga se desarrolla para intervalos de tiempo discretos $t_k = t_0 + k\Delta_t$, $k = 0, 1, \dots$, donde t_0 es el momento en el cual la estrategia de carga comienza y Δ_t es la longitud del intervalo de tiempo. Cada vehículo eléctrico puede cargarse con una potencia p_{n_i} en el puerto n_i ; Una variación desde 0 hasta la potencia nominal del puerto de carga P_{max} es posible para cada puerto de carga en el parqueadero.

El estado de carga inicial (SOC), comportamiento de llegada y salida de los vehículos eléctricos es incierto, sin embargo, pueden modelarse utilizando funciones de densidad de probabilidad conocidas. Cuando un PEV se conecta al sistema, el agregador instantáneamente obtiene los datos de capacidad de su batería B_{n_i} y su estado de carga inicial ($SOC_{n_i}^A \in [0, 1]$), el usuario informa al sistema la duración esperada de la estadía T_{n_i} y el SOC deseado a la partida. Utilizando ésta información cada agregador construye un pronóstico de cargas base locales. La estrategia de carga entonces, se realiza de la siguiente manera:

3.3.1. Límites de carga

En este paso, los límites de la carga agregada se calculan para cada agregador. Esto se logra describiendo la necesidad de carga de cada vehículo en términos de sus límites de potencia y energía. En cualquier caso, estos límites no deben exceder la potencia nominal de los puertos de carga. Para asegurar la factibilidad del problema, el SOC máximo posible a la partida $SOC_{n_i}^{D,a}$ se calcula de la siguiente forma:

$$SOC_{n_i}^{D,a} = \min \left(SOC_{n_i}^D, SOC_{n_i}^A + \frac{H_{n_i} \rho P_{max} \Delta_t}{B_{n_i}} \right), \quad \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3-102)$$

Donde:

I es el número de parqueaderos

N_i es el número de puertos de carga en el parqueadero $i \in I$

ρ es la eficiencia de la carga

H_i es el horizonte de planeación del parqueadero

B_{n_i} es la capacidad de la batería de cada vehículo eléctrico.

$SOC_{n_i}^{D,a}$ es el SOC máximo del vehículo al momento de partida del vehículo del puerto n_i

$SOC_{n_i}^A$ es el SOC inicial del vehículo al llegar al puerto n_i

Los límites superior e inferior de energía para un vehículo eléctrico en el momento $[t_k, t_{k+H_i-1}]$ puede obtenerse de:

$$e_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = e_{n_i}^{min}(t_{k+j}) = SOC_{n_i}^{D,a} B_{n_i}, \quad j = H_{n_i}, \dots, H_i, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3-103)$$

Similarmente:

$$e_{n_i}^{min}(t_{k+j}) = \max \left(e_{n_i}^{min}(t_{k+j+1}) - \rho P_{max} \Delta t, SOC_{n_i}^A B_{n_i} \right), \quad j = 0, \dots, H_{n_i} - 1, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3-104)$$

Además:

$$e_{n_i}^{max}(t_k) = SOC_{n_i}^A B_{n_i}, \quad \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3-105)$$

Finalmente

$$e_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = \min \left(e_{n_i}^{max}(t_{k+j+1}) - \rho P_{max} \Delta t, SOC_{n_i}^{D,a} B_{n_i} \right) \quad (3-106)$$

Donde:

$e_{n_i}^{max}(t_{k+j})$ es el límite superior de energía para un vehículo en el puerto n_i

$e_{n_i}^{min}(t_{k+j})$ es el límite inferior de energía para un vehículo en el puerto n_i

Puede verse que la ecuación (3-103) establece los límites del estado de energía para un vehículo después de su partida. La ecuación (3-104) especifica que el estado mínimo de energía de dado vehículo en el intervalo de tiempo $(k + j)$ debe ser, a lo mucho $\rho P_{max} \Delta t$ más bajo que su estado de energía en $(k + j + 1)$ pero no puede ser inferior que el estado de energía que tenía al llegar.

El límite superior de la potencia de carga para un vehículo en $[t_k, t_{k+H_i-1}]$ es determinado por la potencia nominal del puerto de carga, es decir:

$$p_{n_i}^{max}(t_{k+j}) = P_{max}, \quad j = 0, \dots, H_{n_i} - 1, \forall n_i \in N_i, \forall i \in I \quad (3-107)$$

$p_{n_i}^{max}(t_{k+j})$ es el límite superior de potencia para un vehículo, que puede ser tan grande como la potencia nominal de carga del puerto i , cuando un vehículo está conectado o cero, si no lo está. Ahora que los límites para cada vehículo en el parqueadero i se han obtenido, los límites agregados para cada parqueadero pueden obtenerse:

$$E_i^{min}(t_{k+j}) = \sum_{n_i \in N_i} e_{n_i}^{min}(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (3-108)$$

También:

$$E_i^{max}(t_{k+j}) = \sum_{n_i \in N_i} e_{n_i}^{max}(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (3-109)$$

Además:

$$P_i^{max}(t_{k+j}) = \min \left(\sum_{n_i \in N_i} p_{n_i}^{max}(t_{k+j}), A_i \zeta_i(t_{k+j}) \lambda \right), \quad j = 0, \dots, H_i - 1, \forall i \in I \quad (3-110)$$

Donde:

$E_i^{min}(t_{k+j})$ es la energía mínima agregada en el puerto n_i .

$E_i^{max}(t_{k+j})$ es la energía máxima agregada en el puerto n_i .

$\zeta_i(t_{k+j})$ es la capacidad disponible en el transformador de distribución local que puede utilizarse para suministrar energía al parqueadero.

A_i es la capacidad del transformador de distribución.

λ es el factor de potencia promedio de carga.

El objetivo de la estrategia de carga es minimizar el costo de compra de la energía y lograr el control de la demanda pico. Como se mencionó anteriormente, el agregador compra energía al operador de red con tarifas TOU, éstas tarifas se resumen en la tabla 3-3

Tabla 3-3.: Costos de energía por tiempo de uso (TOU). Tomado de [67].

Hora	\$/kWh
8.00-12.00	0.138
12.00-17.00	0.109
0.00-8.00	0.058

El modelo para la estrategia de carga coordinada puede desarrollarse como sigue:

$$\min_{\theta, p_i^{pref}} J(t_k) = \sum_{i \in I} \sum_{j=0}^{H-1} c(t_{k+j}) p_i^{pref}(t_{k+j}) \Delta_t + \mu \sum_{j=0}^{H-1} \theta(t) - \kappa \sum_{j=0}^{H-1} (H-j) p_i^{pref}(t_{k+j}) \quad (3-111)$$

Sujeto a:

$$p_i^{pref}(t_{k+j}) \leq P_i^{max}(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H_i - 1, \forall i \in I \quad (3-112)$$

$$p_i^{pref}(t_{k+j}) = 0, \quad j = H_i, \dots, H, \forall i \in I \quad (3-113)$$

$$E_i^{min}(t_{k+j}) \leq \sum_{\tau=0}^{J-1} \rho p_i^{pref}(t_{t+\tau}) \Delta_t + E_i^{max}(t_k) \leq E_i^{max}(t_{k+J}), \quad J = 1, \dots, H_i, \forall i \in I \quad (3-114)$$

$$\sum_{i \in I} p_i^{pref}(t_{k+j}) \leq A_T(t_{k+j}) - L_b(t_{k+j}) + \theta(t_{k+j}), \quad j = 0, \dots, H - 1 \quad (3-115)$$

Donde:

$A_T(t_{k+j})$ es el límite superior de la carga en el intervalo de tiempo $(k+j)$.

$L_b(t_{k+j})$ es la carga agregada en el transformador en el intervalo de tiempo $(k+j)$.

H es el horizonte de planeación.

$c(t_{k+j})$ es el precio TOU de la energía para los agregadores en el intervalo de tiempo $(k+j)$.

$p_i^{pref}(t_{k+j})$ es la curva de carga preferida para el agregador i en el intervalo de tiempo $(k < +j)$.

$\theta(t_{k+j})$ es una variable slack utilizada para lograr la factibilidad del problema.

μ es un factor de penalización para las variables slack positivas θ .

κ es un coeficiente relacionado con las preferencias de carga temprana.

En la ecuación (3-111) el primer término es utilizado para minimizar el costo al que cada agregador compra la energía al operador de red a lo largo del horizonte de planeación, θ es un término introducido para penalizar la

violación del límite de capacidad y asegura la factibilidad del problema, el término κ indica la preferencia por carga temprana.

La optimización de los precios de la energía es para el precio al cual el agregador compra la energía al operador de red para venderla a los usuarios y obtener ganancias. Desde este punto de vista, y para el alcance de este trabajo, se asumirá que el operador de red y el agregador son el mismo y que los precios optimizados son transferidos directamente a los usuarios, ésta suposición es válida en vista de que el sistema bajo estudio es una micro-red aislada en una pequeña área en donde un solo agente puede actuar como generador de energía y distribuidor.

En este trabajo se considera que existen dos agregadores que operan parqueaderos donde existen puertos de carga y una población de 150 vehículos, la población de vehículos eléctricos se genera a partir de una combinación aleatoria de vehículos eléctricos con capacidades y autonomías como las que se presentan en la tabla 3-4.

Tabla 3-4.: Capacidades de vehículos para generación de población aleatoria. Tomado de [67]

Vehículo	Capacidad de Batería (kWh)	Autonomía (km)
Volkswagen Golf GTE	8.8	50
Volkswagen Passat GTE	9.9	50
Audi A3 e-tron	8.8	50
BMW i8	7.1	35
Mercedes Benz Class S	8.7	30
Mercedes Benz Class C	6.2	31
Mitsubishi Outlander PHEV	12	52
Jaguar XJ-e	12.8	40
Toyota Prius Hybrid	4.4	25
Opel Ampera	16	83
Volvo V-60 Hybrid	11.2	50
Chevrolet Volt	16	61
Porsche Panamera E-Hybrid	9.4	36
Porsche Cayenne E-Hybrid	10.8	36

La hora promedio de de llegada y partida, además de kilómetros recorridos por vehículo para cada agregador se presenta en la tabla 3-5

Tabla 3-5.: Hora media de llegada y salida de vehículos

	EV1	EV2	Desviación Estandar
Hora media de llegada	20.00	20.00	1
Hora media de partida	07.00	07.00	1
Media de Km Recorridos	50	50	15

3.4. Almacenamiento basado en baterías

La función de costos para el almacenamiento de energía basado en baterías se presenta en [68]. El almacenamiento basado en baterías juega un papel de gran importancia en la operación de micro-redes aisladas. En cualquier momento, el SOC de la batería debe mantenerse dentro de cierto rango, es decir:

$$SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max} \quad (3-116)$$

Donde SOC_{max} es el límite superior de SOC y SOC_{min} es el límite inferior del rango de operación permitido. La potencia de salida de las baterías también tiene límites:

$$P_{cha-max} \leq P_{bat} \leq P_{discha-max} \quad (3-117)$$

$P_{cha-max}$ es la máxima potencia de carga permitida, $P_{discha-max}$ es la máxima potencia de descarga permitida, el parámetro P_{bat} es positivo para la descarga y negativo para la carga. El valor del SOC en el tiempo $t + \Delta t$ es determinado por el valor del SOC en el instante t y la potencia de la batería durante un instante de tiempo, esto es:

$$SOC_{t+\Delta t} = SOC_t - P_{bat-t} \frac{\Delta t}{C_b} \quad (3-118)$$

P_{bat-t} es la potencia de la batería durante $t + \Delta t$; y C_b es la capacidad de la batería.

3.5. Modelo Económico

3.5.1. Costo de generación de energía

El costo de generación de energía consiste de dos componentes, el costo de generación con Diésel y el costo de generación de energía a partir de renovables, esto es:

$$C_{gen} = C_{conv} + C_{ren} \quad (3-119)$$

C_{conv} corresponde al costo de generación con generadores convencionales expresado en la ecuaciones 3.1, por su parte, el costo de generación con renovables puede expresarse como la sumatoria del valor esperado de las funciones de costo por sub o sobreestimar de los recursos solar y eólico, esto es:

$$C_{ren} = E[C_{PV,u,i}(W_{PV,s,i}, W_{w,i})] + E[C_{PV,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{w,i}), A] + E[C_{W,u,i}(W_{W,s,i}, W_{w,i})] + E[C_{W,o,i}(W_{PV,s,i}, W_{w,i})] \quad (3-120)$$

3.5.2. Costo de pérdida de vida útil de baterías.

La estrategia para el despacho de la energía almacenada en la batería puede impactar su tiempo de vida útil, esto es de gran importancia si se considera la inversión necesaria para instalar y operar dicho sistema [68]. Una medida común para el envejecimiento de baterías es el efectivo acumulativo de amperios-hora (Ah), esto puede expresarse como [69]:

$$L_{loss} = \frac{A_c}{A_{total}} \quad (3-121)$$

Donde:

L_{loss} es la pérdida de vida útil de las baterías.

A_c es el efecto acumulativo efectivo de Ah de las baterías, en cierto periodo de tiempo. A_{total} es el efecto acumulativo total de Ah de las baterías durante el ciclo de vida.

Típicamente, una batería con una capacidad Q , entregará a lo largo de su tiempo de vida útil $390Q$ Ah. [69], el parámetro A_c esta relacionado con el SOC operativo y el rendimiento de Ah de las baterías A'_c , entonces:

$$A_c = \lambda_{SOC} A'_c \quad (3-122)$$

λ_{SOC} es un factor de peso efectivo que varía linealmente con el estado de carga cuando éste es mayor que 0.5, esto puede expresarse como:

$$\lambda_{SOC} = kSOC + d \quad (3-123)$$

k y d son factores empíricos que pueden determinarse a partir de la figura 3-1, el costo de pérdida de vida útil puede expresarse como:

$$C_{loss} = L_{loss} C_{ini} \quad (3-124)$$

Donde:

C_{loss} es el costo de pérdida de vida útil de las baterías.

C_{ini} es el costo de inversión inicial de las baterías.

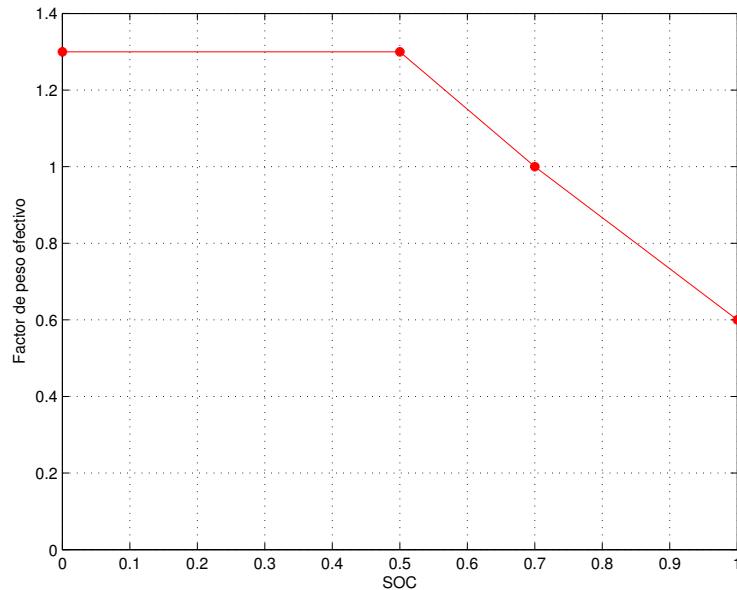


Figura 3-1.: Relación entre el valor del factor de peso efectivo y el SOC de una batería de plomo-ácido. Tomado de [68].

Los costos de generación asociados a cada recurso se resumen en la tabla 3-6.

Tabla 3-6.: Precio de la energía por kWh. Tomado de [70]

Recurso	Precio (USD/kWh)
Diesel	0.8
Baterías	180
Fotovoltaico	0.0803
Eólico	0.130

3.5.3. Restricciones

La restricción del balance instantáneo de potencia debe cumplirse en todo momento a lo largo del horizonte de planeación, es decir:

$$P_{load} = P_{ren} + P_{die} + P_{batt} \quad (3-125)$$

Donde:

P_{load} corresponde a la demanda de potencia del sistema.

P_{ren} es la potencia de salida de las fuentes de generación renovables.

P_{die} es la potencia de salida del generador Diésel.

P_{batt} es la potencia de salida de las baterías.

Adicionalmente, la potencia de generación de cada recurso no puede exceder su potencia nominal, así como para las baterías, la potencia de carga y descarga no debe exceder los límites establecidos. Finalmente, el sistema debe operar usando la estrategia que se presenta en la sección 4.2.

4. Caso de estudio y resultados

4.1. Antecedentes

Las islas Dongji son un grupo de pequeñas islas ubicadas en el lejano oriente de China, en el archipiélago de Zhoushan. La isla de Dong-fushan es la isla habitada más lejana del grupo. Hasta hace muy poco tiempo, el suministro de energía eléctrica en la isla se realizaba a través de generadores Diésel, por esta razón y dado el alto costo de uso y transporte de éste tipo de combustible el suministro de energía eléctrica en la isla estaba limitado a cortos periodos de disponibilidad [68].

4.2. Descripción del sistema bajo estudio

En septiembre de 2010, con el ánimo de mejorar la calidad de vida de los habitantes de la isla y aprovechar los abundantes recursos renovables el proyecto de micro-red de la isla de Dong-Fushan comenzó.

La micro-red está constituida por un sistema de generación de energía híbrido basado en turbinas eólicas, generadores fotovoltaicos, un banco de baterías de plomo-ácido y un grupo de generación electrógeno Diésel, adicionalmente existe otro generador Diésel que sirve como respaldo en caso de que el nuevo falle. El proyecto cuenta además con una planta de desalinización de agua que resolvió efectivamente el problema de suministro de agua potable en la isla [68].

En este trabajo, se incluyó además una población de 150 vehículos eléctricos. La estrategia de carga coordinada de los vehículos se realiza mediante dos agregadores (EV1 y EV2) que operan parqueaderos donde existen puertos de carga para vehículos eléctricos según lo descrito en la sección 3.3, la carga agregada representada por los vehículos eléctricos se incluye dentro de la demanda de la micro-red y se optimiza para reducir el costo de la energía.

En la tabla 4-1 se presentan los principales componentes de la micro-red.

Tipo	PV	Turbina Eólica	Generador Diésel	Batería de Plomo-Ácido
Potencia	180 W	30 kW	200 kW	2 V /1000 Ah
Cantidad	556	7	1	480
Capacidad	100 kW	210 kW	200 kW	960 kWh

Tabla 4-1.: Componentes de la micro-red bajo estudio.

En la figura 4.2 se presenta un diagrama esquemático de la micro-red en Dong-fushan.

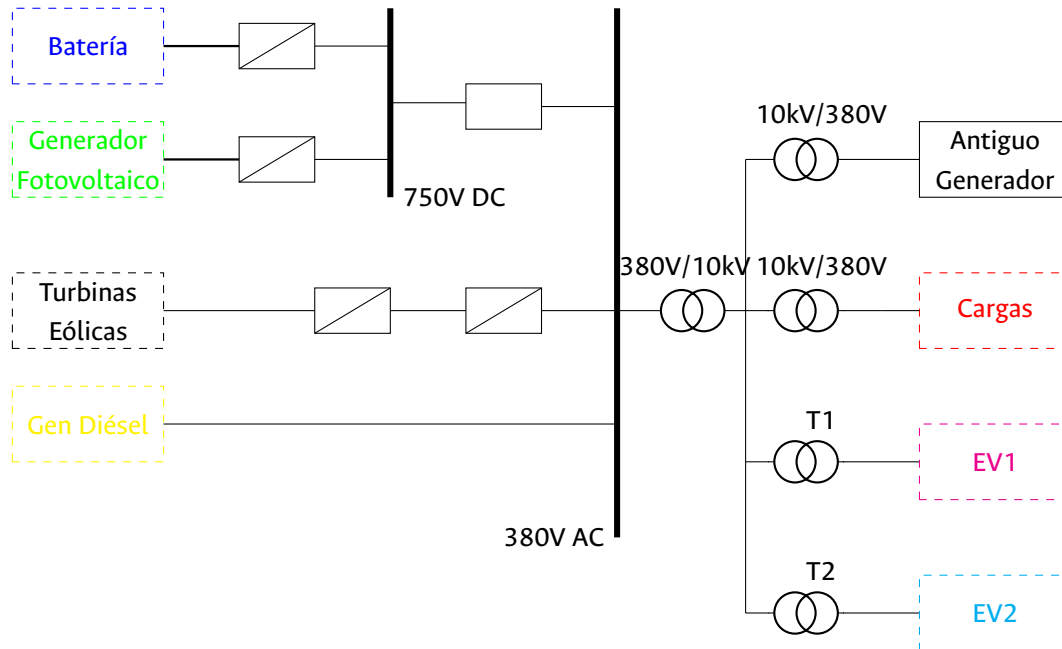


Figura 4-1.: Diagrama de la micro-red bajo estudio

El sistema presentado opera utilizando una estrategia maestro-esclavo como la que se presenta en [68], en el esquema de operación propuesto, dos unidades, el generador Diésel y las baterías actúan alternativamente como unidad maestra en el sistema dependiendo del balance instantáneo entre demanda y generación. El parámetro fundamental que define la operación del sistema es el estado de carga de la batería (SOC). En la primera etapa de operación del sistema, la batería funciona como unidad maestra, en este momento, la batería puede tener cualquiera de los siguientes estados: carga, descarga o en espera, esto depende de la demanda instantánea de energía P_{load} y la energía generada por los recursos renovables P_{ren} y P_{excess} siendo esta última, la energía excedente generada que permite la recarga de las baterías.

Este modo de operación se mantiene, hasta que el estado de carga de la batería cae por debajo de un valor mínimo SOC_{min} , cuando esto pasa, el generador Diésel asume el rol de unidad maestra, y las baterías empiezan a cargarse. Un valor umbral para el estado de carga de la batería SOC_{stp} se introduce en la estrategia de operación, para que, cuando el estado de carga de la batería alcance este valor, el generador Diésel se detenga. En este momento las baterías se convierten en unidad maestra de nuevo.

Cuando existe abundancia de recursos renovables, la energía generada a través de los mismos es utilizada para satisfacer la demanda en tiempo real y mantener el balance de energía, en este momento las baterías pueden, estar cargándose o estar en estado de espera dependiendo de la cantidad de energía generada. Por otra parte, cuando los recursos de generación renovables son escasos, la batería mantiene el balance energético del sistema hasta que su estado de carga cae por debajo del valor umbral, en este momento el grupo Diésel asume el rol de unidad maestra y mantiene el balance. Por su puesto, y como se mencionó anteriormente, con el fin de lograr

una operación económica de la micro-red debe minimizarse al máximo el uso del generador Diésel dados los costos asociados al combustible que éste necesita para operar.

4.3. Resultados y discusión

La cantidad de energía generada en el sistema bajo estudio depende en una gran medida de las condiciones meteorológicas, la potencia de salida tanto del generador fotovoltaico como de las turbinas eólicas puede obtenerse de las ecuaciones presentadas en el capítulo 3.

Debido a la estrategia de operación del sistema, existirán diferentes combinaciones de las variables de decisión SOC_{stp} , P_{excess} y P_{charge} que dependen de las condiciones meteorológicas, pero también de los objetivos de optimización. En virtud de lo anterior, en este trabajo se estudian tres casos de operación que dependen de la disponibilidad de recursos renovables, en cada caso se estudian tres escenarios que dependen del objetivo de optimización que se pretende lograr. Se presentan las asignaciones de potencia de generación por recurso a lo largo de un horizonte de planeación de 24 horas.

4.3.1. Operación con pocos recursos renovables

Cuando las condiciones meteorológicas son poco favorables para la generación de energía a través de recursos renovables, se espera que exista una necesidad más alta de emplear métodos de generación convencionales o la energía almacenada en baterías para satisfacer la demanda. En este caso, se espera que el precio de la energía sea elevado debido al uso de combustibles fósiles pero también, debido al uso extendido de la energía almacenada en las baterías. El valor de las variables de decisión SOC_{stp} , P_{excess} y P_{charge} para el esquema de operación de la micro-red se encontraron aplicando el algoritmo genético NSGA-II y se resumen en la tabla 4-2.

No.	SOC_{stp}	P_{excess}	P_{charge}	Objetivo 1 (\$)	Objetivo 2 (\$)
1	0.8670	54.7670	67.4812	2020	23094
2	0.7168	16.8206	63.0975	38880	11348
3	0.8564	45.7023	65.8397	169160	8377

Tabla 4-2.: Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 1

El diagrama de Pareto obtenido para este caso se presenta en la figura 4-2. La asignación de potencia de generación para cada recurso varía en función de la demanda de energía y de las condiciones meteorológicas. En la figura 4-3 se presenta la estrategia de operación del sistema cuando las condiciones meteorológicas son desfavorables para la generación de energía a través de recursos renovables. En ésta estrategia de operación, sin embargo, y a pesar de las escasez de recursos renovables se busca minimizar el costo de generación de la energía.

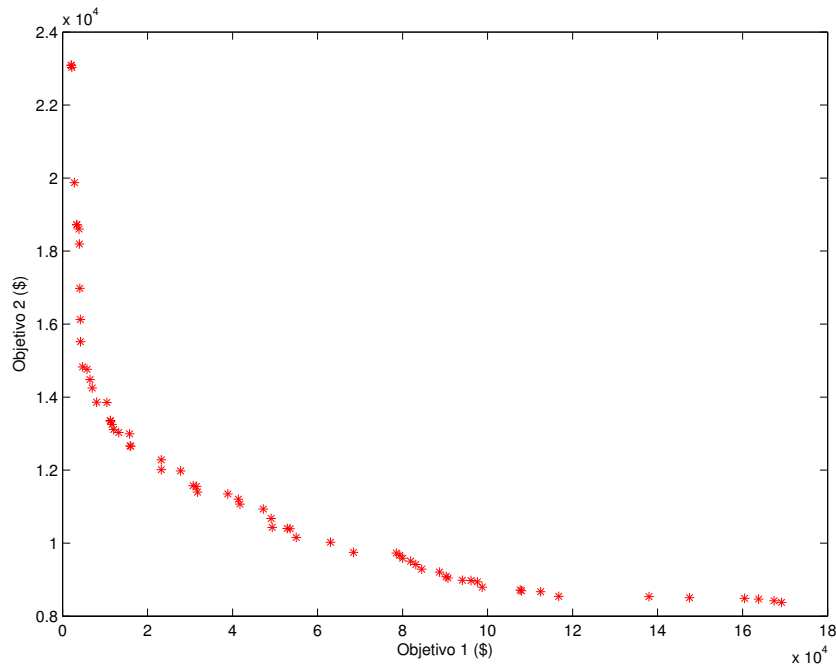


Figura 4-2.: Frente de Pareto para el primer caso de operación.

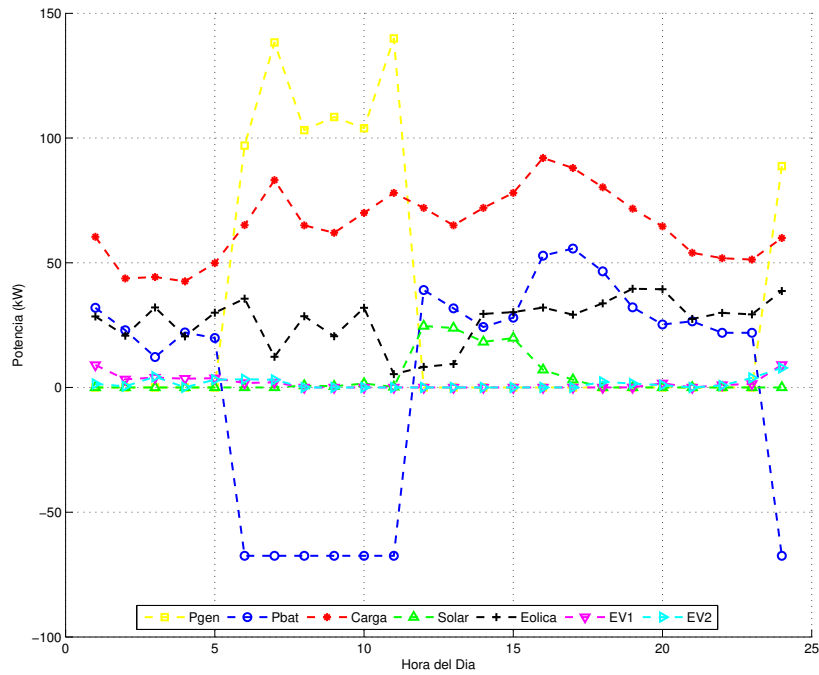


Figura 4-3.: Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, precio de energía más bajo

Los valores de los objetivos de optimización presentados en la tabla 4-2 muestran que efectivamente, para el primer escenario de operación, el precio de generación de energía es el más bajo con respecto a los demás escenarios. El valor de la variable P_{excess} se ha fijado de forma que, la mayoría de la demanda se satisface con energía que no proviene de fuentes renovables.

P_{charge} , se ha fijado en un valor alto, esto implica que, la operación del generador Diésel no es frecuente, de la misma forma, el valor del estado de carga máximo al que se puede descargar la batería SOC_{stp} es alto. La demanda es atendida en su mayoría por un combinación de recursos renovables y energía de las baterías.

El uso prolongado de la batería tiene una implicación negativa sobre su tiempo de vida útil, por otra parte, es preferible utilizar la energía almacenada en la misma que la energía generada a través del generador Diésel, debido al costo del combustible.

La asignación de potencia de generación para el caso de pocos recursos renovables y para el menor precio de energía se presenta en la figura 4-3, la estrategia de carga coordinada de vehículos eléctricos se presenta en la figura 4-4.

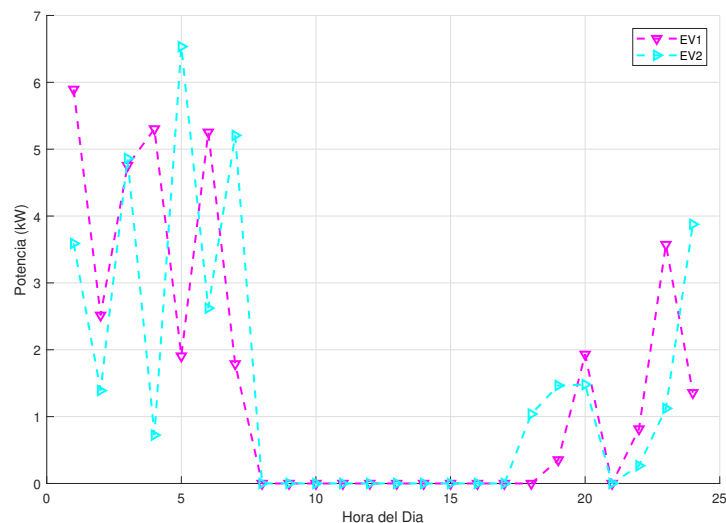


Figura 4-4.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, precio de energía más bajo.

En el segundo escenario de operación con condiciones meteorológicas desfavorables, se busca un balance entre los objetivos de optimización, es decir, se busca minimizar el precio de la energía, pero además se busca extender el tiempo de vida útil de la batería.

En la figura 4-5 se presenta la asignación de potencia de generación a los recursos para la estrategia de operación que favorece el balance de los objetivos de optimización cuando existen condiciones meteorológicas desfavorables.

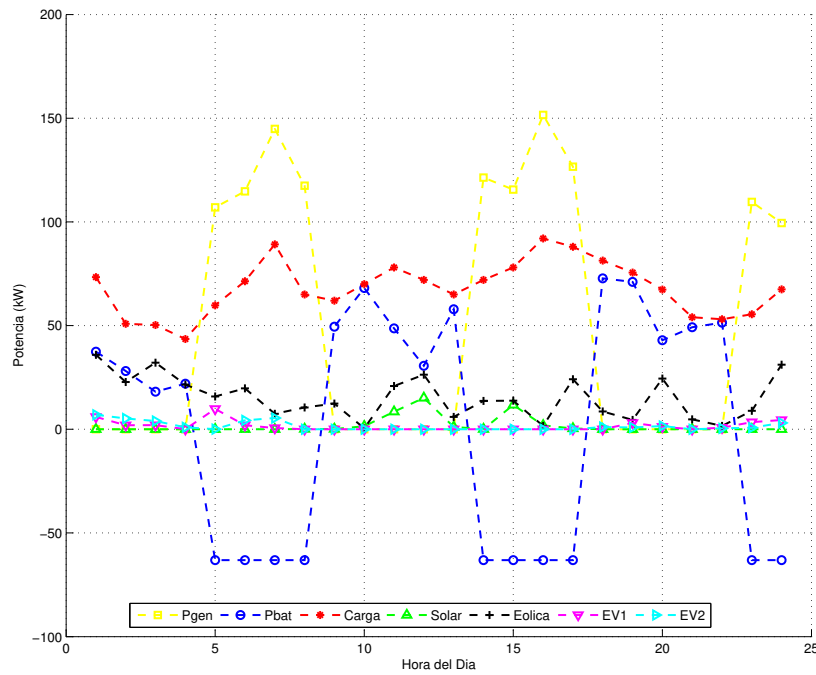


Figura 4-5.: Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, balance de objetivos.

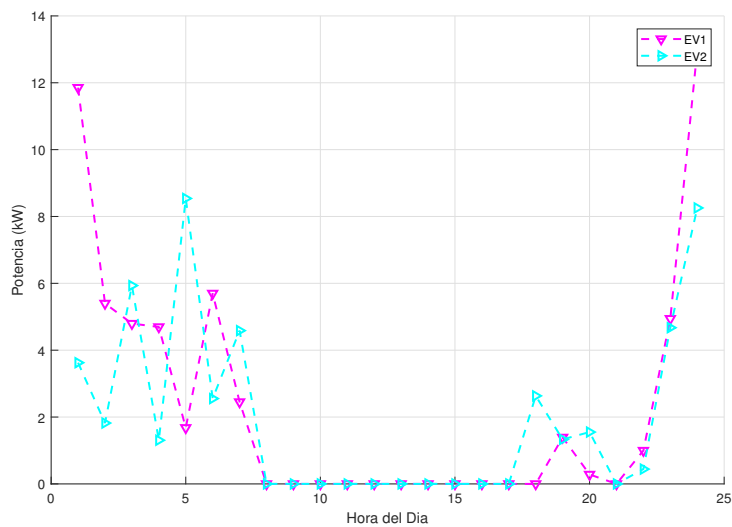


Figura 4-6.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, balance de objetivos.

De la tabla 4-2 puede verse que el valor de SOC_{stp} en este escenario de operación es ligeramente más bajo que en el caso anterior, esto significa que, la batería es usada más intensivamente para atender la demanda de energía pero además, que el generador Diésel opera durante menos tiempo para lograr cargar la batería hasta el umbral de estado de carga SOC_{stp} . El valor de P_{excess} se ha fijado muy bajo, por lo que, la mayoría de la energía generada con renovables es utilizada para atender la demanda. La estrategia de carga de vehículos para este escenario de operación se presenta en la figura 4-6.

Por último se estudia el caso de operación con condiciones meteorológicas adversas favoreciendo el tiempo de vida útil de las baterías. El resultado esperado para este caso de operación es una generación basada ampliamente en Diésel, pero además se espera que el uso de la batería sea muy reducido. En la figura 4-7 se presenta la asignación de potencias de generación por recurso para este caso de operación.

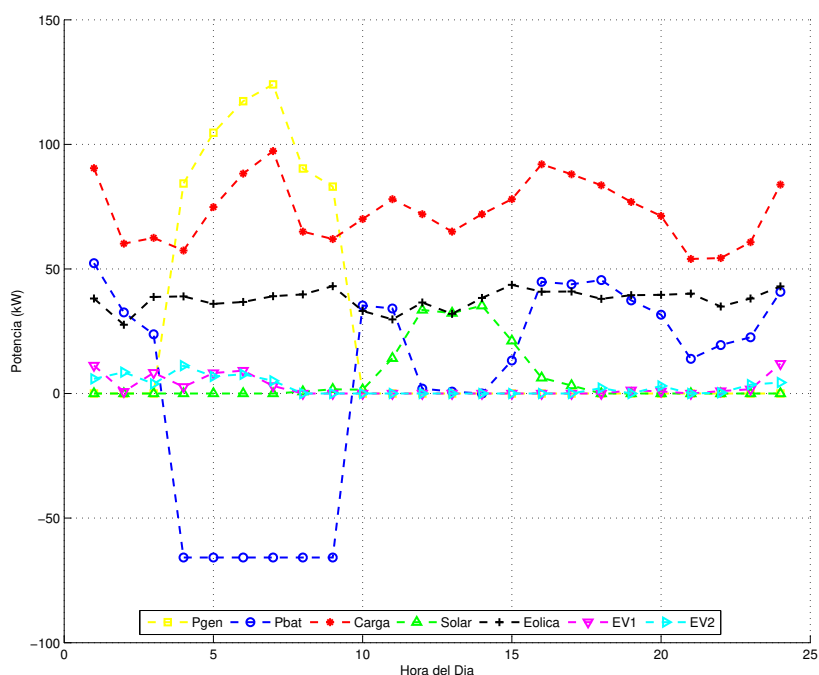


Figura 4-7.: Asignación de potencia de generación por recurso para el primer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.

Puede verse de la tabla 4-2 que el valor de SOC_{stp} para este escenario de operación es el más alto de los tres escenarios, es decir, el uso de la energía almacenada en la batería no es intenso y la demanda de energía es atendida en su mayoría por una combinación de recursos Diésel y renovables, de esta forma la conmutación entre estados operativos de la batería es infrecuente, lo cual beneficia la extensión de su tiempo de vida útil. La estrategia de carga coordinada de vehículos eléctricos para este caso de operación se presenta en la figura 4-8.

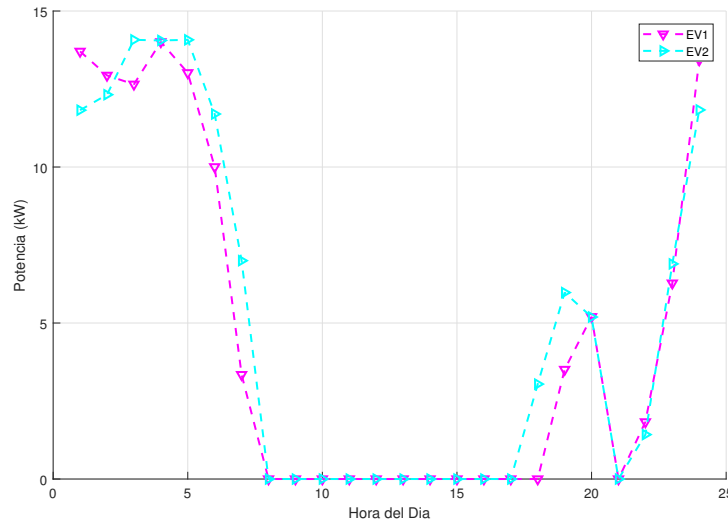


Figura 4-8.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el primer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.

4.3.2. Operación con recursos renovables medios

Para este caso de operación, aunque no existen en abundancia, se considera que el estado de los recursos renovables es bueno y pueden aprovecharse para la generación de energía.

Los valores optimizados de las variables de decisión SOC_{stp} , P_{excess} y P_{charge} se resumen en la tabla 4-3

No.	SOC_{stp}	P_{excess}	P_{Charge}	Objetivo 1 (\$)	Objetivo 2 (\$)
1	0.8471	50.4596	78.9608	2320	21238
2	0.8473	19.1825	72.5284	46712	8123
3	0.8580	39.6932	64.2106	165650	6367

Tabla 4-3.: Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 3

Para el primer escenario de este caso de operación, la solución encontrada favorece la minimización del costo de generación de energía, sin embargo, en este escenario, la pérdida de vida útil de la batería se incrementa debido a que la variable de decisión SOC_{stp} se ha fijado en un valor más bajo que en los demás escenarios de operación, como puede verse en la tabla 4-3. El esquema de operación permite que la batería opere hasta un estado de carga más bajo, en este sentido, el tiempo de operación del generador Diésel se reduce y así se logra reducir también el costo de generación de energía. El diagrama de Pareto para este caso se presenta en la figura 4-9.

De acuerdo con la figura 4-10, en las primeras horas del horizonte de planeación la mayoría de la demanda de energía se satisface con una combinación de energía desde las turbinas eólicas y la energía almacenada en las

baterías, en este momento, se atiende también la demanda agregada de los vehículos eléctricos. La combinación de generación con recursos renovables y energía almacenada en baterías resulta en un costo de generación más bajo que el costo de la energía si se utilizara solamente el generador Diésel, sin embargo, a medida que la demanda empieza a aumentar la energía generada a través de las turbinas eólicas empieza a no ser suficiente para satisfacer la demanda, en este punto aún no existe suficiente radiación solar como para generar a través del generador fotovoltaico por lo que la demanda debe satisfacerse utilizando el generador Diésel, en este momento la batería empieza a cargarse de nuevo.

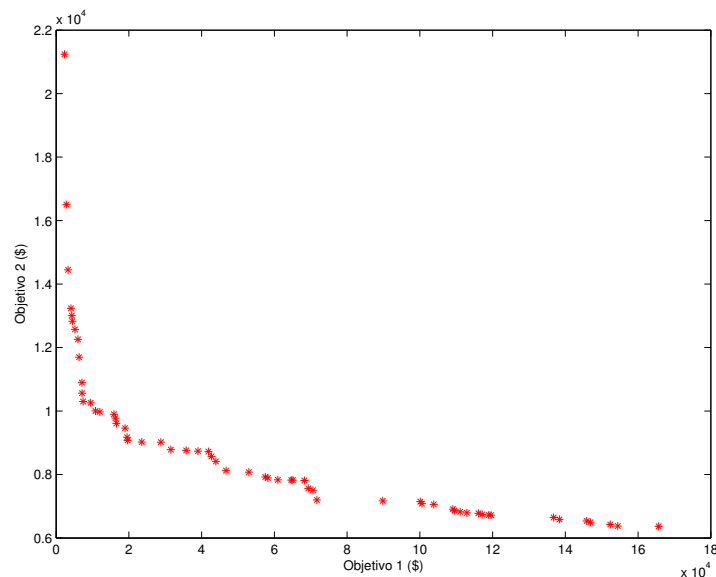


Figura 4-9.: Frente de Pareto para el segundo caso de operación.

La operación del sistema es menos favorable desde el punto de vista del precio de la energía, por esta razón, los vehículos eléctricos no se cargan durante este periodo de operación ya que no son cargas críticas y pueden desconectarse del sistema. La estrategia de carga propuesta para vehículos eléctricos se presenta en la figura 4-11.

Finalmente, cuando existe suficiente radiación solar, la combinación de recursos (solar-viento-baterías) es suficiente para satisfacer la demanda de energía, en este momento las baterías han superado su valor de estado de carga umbral y la energía disponible en ella puede despacharse para atender la demanda en caso de que se requiera, sin embargo su uso es menos prolongado. Este escenario de operación no es favorable desde el punto de vista de la vida útil de la batería ya que la misma está conmutando constantemente entre estados operativos, esto contribuye con una pérdida en su vida útil.

La asignación de potencia de generación para el segundo escenario de operación del caso dos se presenta en la figura 4-12. En este escenario de operación las variables de decisión SOC_{stp} , P_{excess} , y P_{charge} tienen un valor más alto. Esto tiene dos implicaciones importantes, en primer lugar significa que el generador Diésel debe operar durante más tiempo o a una potencia más elevada con el fin de generar mas energía para cargar las baterías hasta su nuevo valor de estado de carga incrementando el precio de generación de energía.

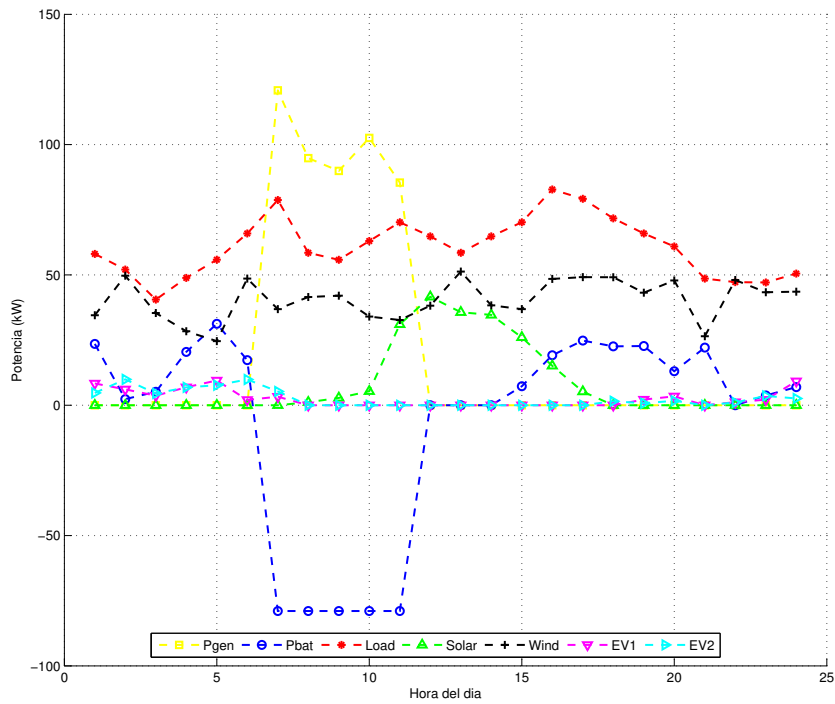


Figura 4-10.: Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, menor precio de energía.

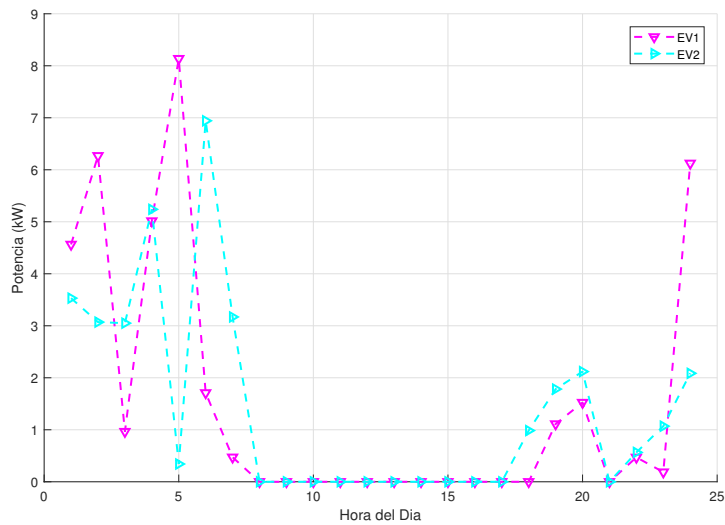


Figura 4-11.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, menor precio de energía.

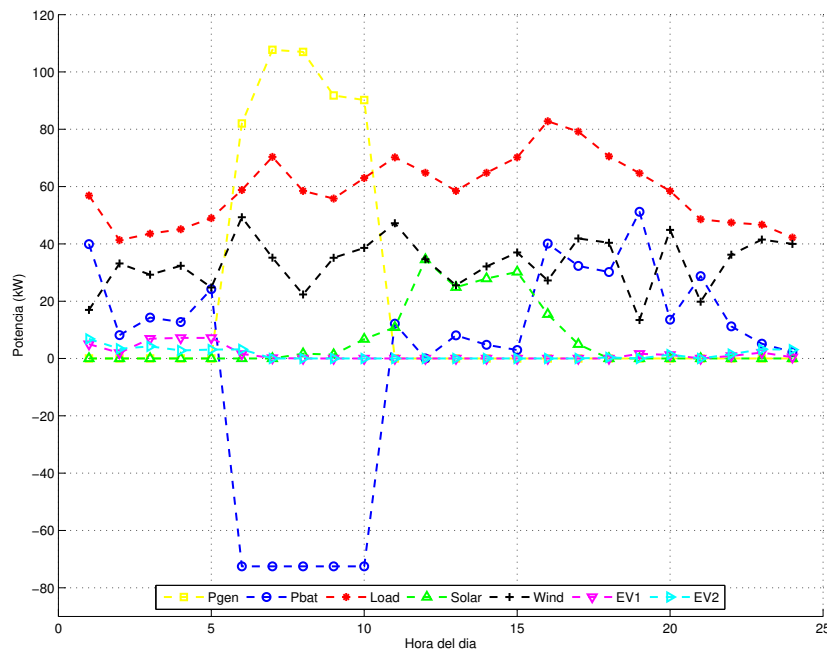


Figura 4-12.: Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, balance de objetivos.

Por otra parte, la operación de la batería con un estado de carga más alto implica que su desgaste se reduce y su tiempo de vida útil se extiende, esto, tiene una implicación económica desde el punto de vista de el costo de inversión que representa tener que reemplazar la batería debido a su agotamiento prematuro.

La generación con Diésel es más alta en este escenario, lo que resulta en precios de energía ligeramente más elevados. A medida que el sistema opera a lo largo del horizonte de planeación, la energía solar está disponible y ayuda a reducir el uso de la batería, minimizando la conmutación de la misma entre estados operativos y ayudando a prolongar su tiempo de vida útil.

En este escenario de operación, la estrategia de carga de los vehículos eléctricos exige la mayor parte de la energía durante las horas de menor demanda. Esto ayuda a disminuir los picos de carga y también da como resultado un precio de energía reducido para el agregador que opera los parqueaderos de carga de vehículos eléctricos, la estrategia de carga propuesta para vehículos eléctricos se presenta en la figura 4-13.

En el último escenario de operación del caso 2 la reducción en el uso de la batería es evidente. La mayoría de la demanda de energía es atendida con una combinación de generadores renovables y el generador Diésel. Esta estrategia de operación no favorece la minimización del precio de la energía pero tiene una implicación económica a largo plazo: la extensión de la vida útil de las baterías. La asignación de potencia por recurso de generación para este escenario de operación se presenta en la figura 4-14

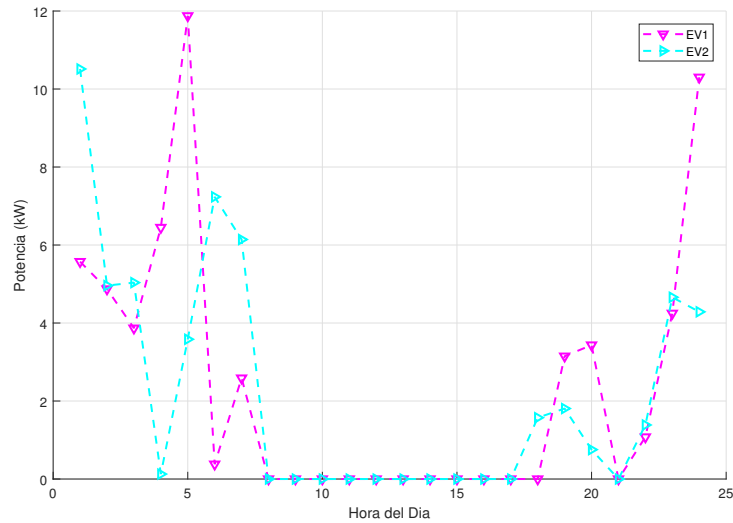


Figura 4-13.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, balance de objetivos.

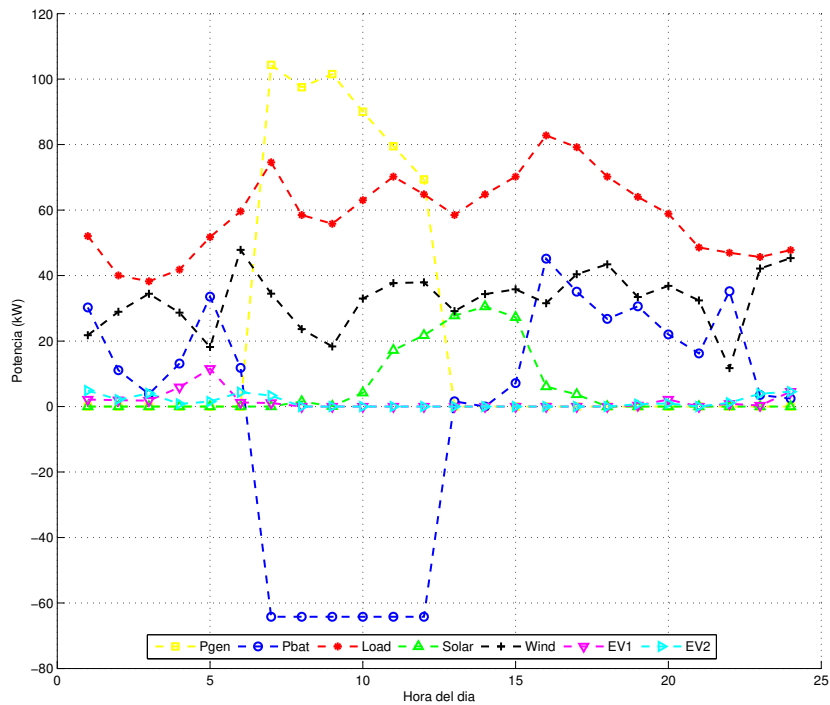


Figura 4-14.: Asignación de potencia de generación por recurso para el segundo caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.

La estrategia de carga propuesta para los vehículos eléctricos se presenta en la figura 4-15, puede verse que, la carga de los vehículos se hace en periodos de menor demanda de energía.

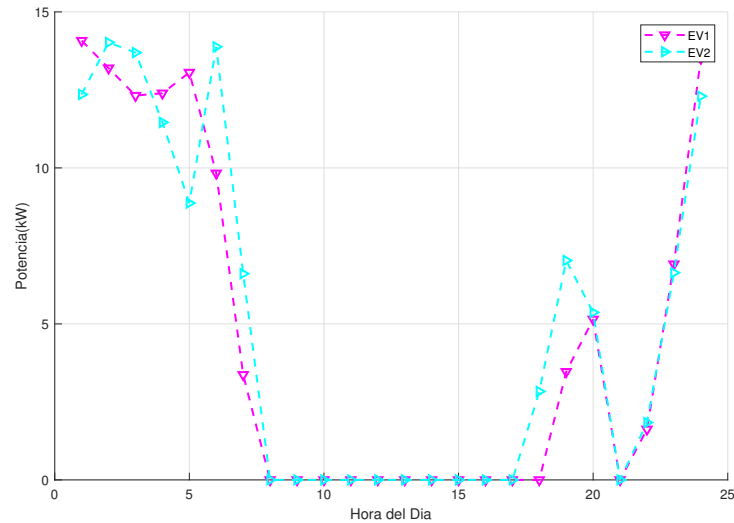


Figura 4-15.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el segundo caso de operación, balance de objetivos.

4.4. Operación con abundantes recursos renovables

En este escenario de operación las condiciones meteorológicas favorecen la generación con recursos renovables, de los tres escenarios de operación estudiados, este es el mas favorable para alcanzar de forma satisfactoria ambos objetivos de optimización.

En la figura 4-16 se presenta el diagrama de Pareto para este escenario de operación. En ?? se presenta la asignación de potencia de generación por recursos para optimizar el precio de la energía cuando existen abundantes recursos renovables. Puede verse que, aunque aún se genera energía mediante el generador Diésel, este opera por una cantidad de tiempo reducida a una potencia baja, esto en virtud de que el valor de estado de carga de la batería se ha fijado en un valor ligeramente más bajo que en los demás escenarios de operación.

No.	SOC_{stp}	P_{excess}	P_{Charge}	Objetivo 1 (\$)	Objetivo 2 (\$)
1	0.8412	49.7997	76.1123	2036	21592
2	0.8011	30.9745	75.3086	44181	7516
3	0.8505	70.4209	79.6117	152400	5358

Tabla 4-4.: Valores optimizados de variables de decisión para el caso de operación 3

Los valores de P_{excess} y P_{charge} presentado en la tabla 4-4 permiten concluir que una mayor cantidad de energía

renovable es utilizada para cargar las baterías, por lo que la operación del generador Diésel se reduce. El valor de la variable P_{excess} en este escenario de operación es el más alto comparado con los demás casos estudiados, esto permite concluir que, aunque el objetivo de optimización que se favorece en este escenario de operación es la minimización del costo de la energía, también se ha logrado reducir la conmutación de las baterías entre estados operativos, lo cual beneficia su tiempo de vida útil.

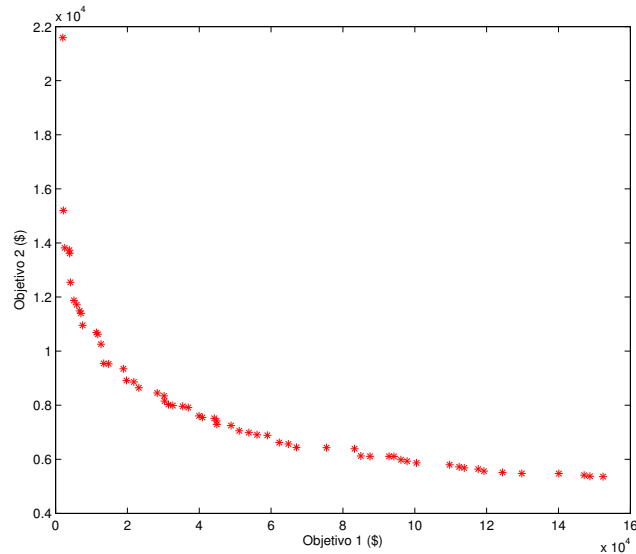


Figura 4-16.: Frente de Pareto para el tercer caso de operación.

Puede verse que durante las horas de abundante generación solar y eólica, la demanda de energía es atendida casi por completo por estos recursos, en este momento, aunque la batería opera como unidad maestra en el sistema, se encuentra en estado de espera, cuando la generación solar reduce, comenzando el final de la tarde, la batería actúa para mantener el balance generación-demanda, hasta que, entrando en la noche, la demanda de energía se reduce y puede satisfacerse únicamente con la energía generada a partir de las turbinas eólicas.

Con respecto a la estrategia de carga de vehículos, puede verse que, como en los demás casos de operación, la estrategia de carga que produce un mejor precio de la energía se da en las horas de baja demanda, esto coincide con los precios de tiempo de uso presentados en la tabla 3-3. Sin embargo, debe notarse que durante los periodos de escasa generación eólica (entre las 0 y las 5 horas), la demanda de los vehículos se atiende parcialmente por las baterías, esto, por supuesto resulta más económico que atender la demanda de los mismos con el generador Diésel.

En el segundo escenario del tercer caso de operación se busca el balance óptimo de los objetivos de generación. La información presentada en la tabla 4-4 permite evidenciar los valores de las variables de decisión para el mejor balance de los objetivos del problema. En primer lugar el valor de SOC_{stp} es alto, esto significa que el estado operativo de las baterías es reducido, el valor de P_{excess} favorece la reducción de conmutaciones de la batería entre estados operativos, en este caso, el uso del generador Diésel se realiza durante un tiempo más prolongado, sin embargo, opera a una potencia más baja, la mayor parte de la demanda agregada incluyendo

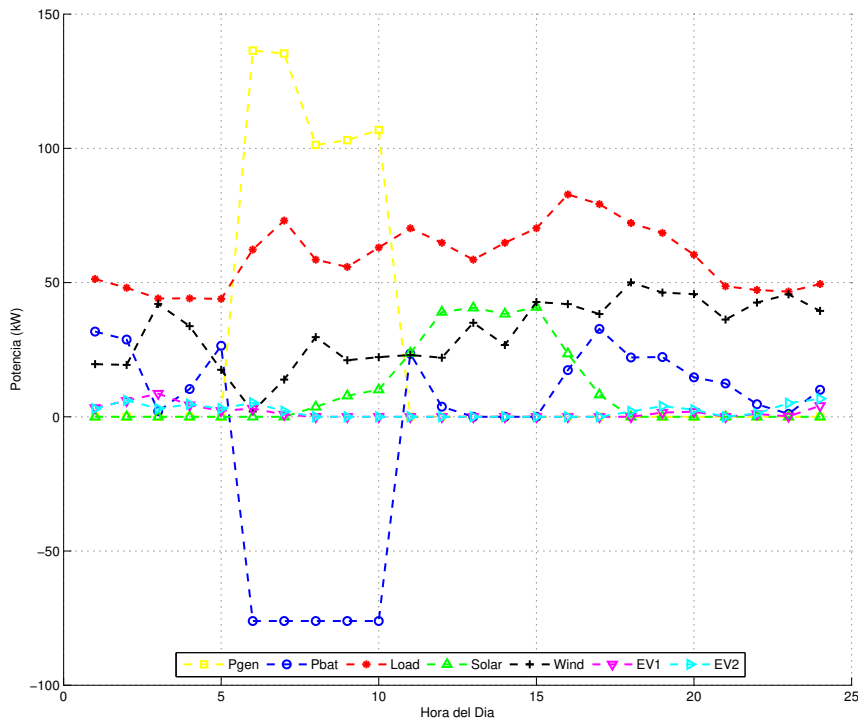


Figura 4-17.: Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, menor precio de energía

la demanda representada por los vehículos eléctricos es atendida por una combinación de la energía generada a partir de recursos eólicos, solares y el almacenamiento basado en baterías, por supuesto, las baterías operan durante un tiempo más prolongado y con una potencia más alta, sin embargo, la conmutación entre uno y otro estado de operación se reduce.

La estrategia de carga de vehículos eléctricos en este escenario de operación es muy parecida a la del escenario anterior, sin embargo, según se muestra en la figura 4-20, una mayor demanda de energía se realiza durante las primeras horas del horizonte de planeación en donde debe satisfacerse utilizando las baterías, esto tiene sentido desde el punto de vista económico, ya que, en este periodo, la generación a través de renovables o es suficiente para atender la demanda agregada del sistema, sin embargo, es más económico utilizar la energía de la batería, que, gracias al valor de SOC_{stp} tiene un estado de carga más alto, que atender esta porción de la demanda con el generador Diésel.

Finalmente, el último escenario de operación busca favorecer el tiempo de vida útil de las baterías sin importar el costo de generación de la energía. De la figura 4-21 puede verse que la conmutación entre estados operativos de la batería es menor, adicionalmente opera por un tiempo más reducido con potencias más bajas que en los demás escenarios de operación, además el valor de SOC_{stp} se ha fijado en un valor alto, por lo que la operación del generador Diésel también aumenta.

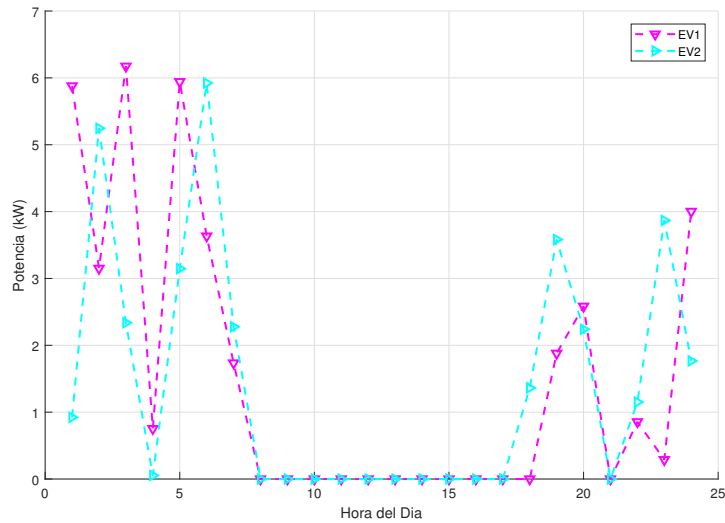


Figura 4-18.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, menor precio de energía.

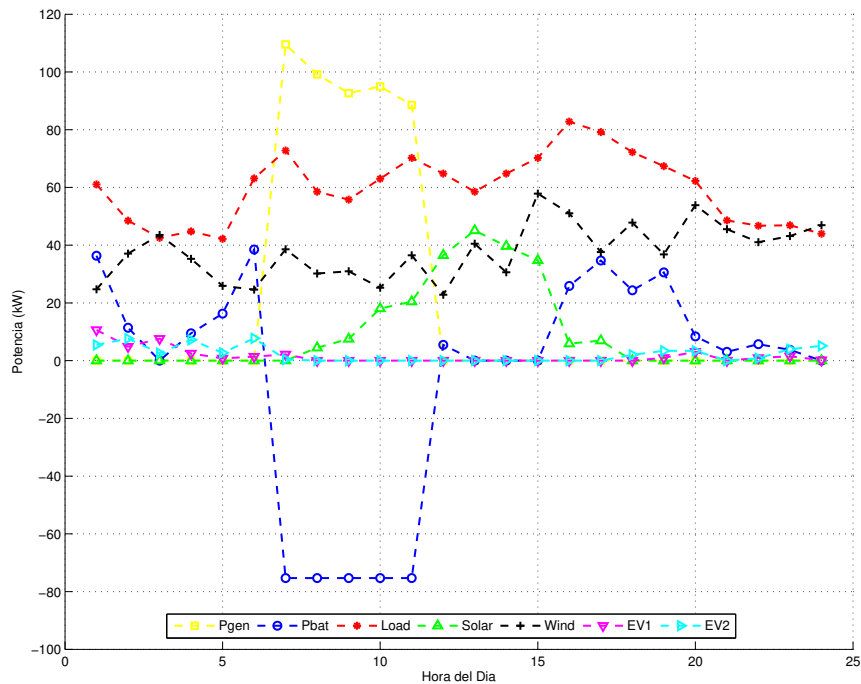


Figura 4-19.: Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, balance de objetivos.

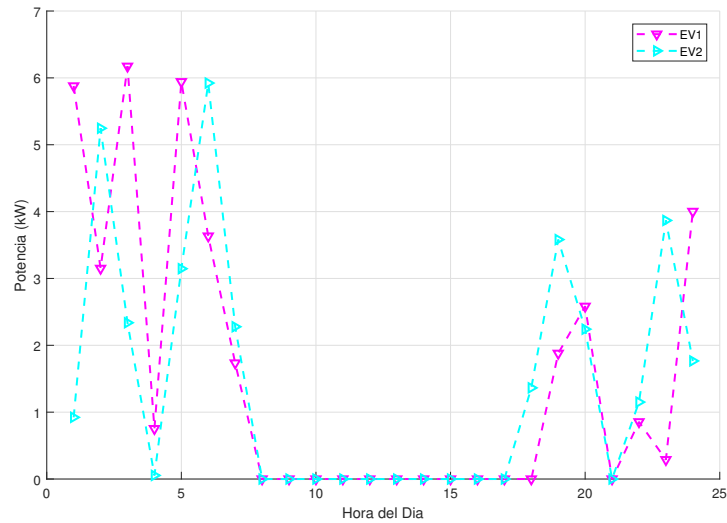


Figura 4-20.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, balance de objetivos.

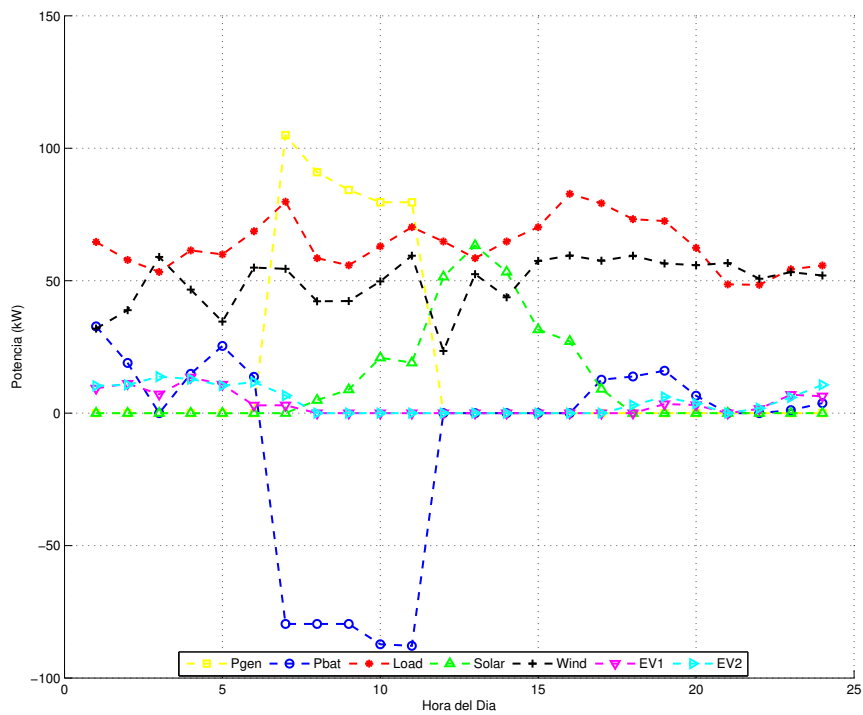


Figura 4-21.: Asignación de potencia de generación por recurso para el tercer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.

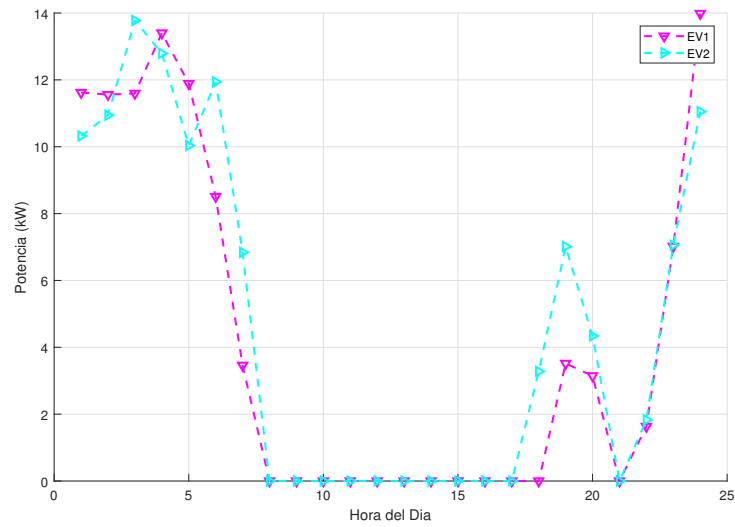


Figura 4-22.: Estrategia de carga de vehículos eléctricos para el tercer caso de operación, mejor tiempo de vida útil de baterías.

5. Conclusiones y Recomendaciones

5.1. Conclusiones

En este trabajo se discutió la optimización de la operación de una micro-red aislada en la isla de Dong-Fushan en China. La micro-red bajo estudio está compuesta por un grupo de generadores eólicos, generadores fotovoltaicos, baterías y generadores Diésel, además de una pequeña población de vehículos eléctricos.

A través del uso de funciones de densidad de probabilidad desarrolladas en trabajos previos [9] fue posible incluir la energía generada por recursos renovables dentro del despacho de la micro-red a lo largo de un horizonte de planeación de 24 horas. Con respecto al costo de la energía generada a través de renovables se puede concluir lo siguiente:

- Los costos de incertidumbre constituyen una herramienta que permite a los operadores de red mitigar los efectos de la variabilidad de la energía generada a través de renovables e incluir éstas energías dentro de su despacho, por su parte los costos de penalización por sub o sobre estimar la disponibilidad de un recurso facilitan la programación del despacho de energía y la optimización del costo de generación de energía.
- Las funciones de densidad de probabilidad de disponibilidad de un recurso renovable permiten estimar la potencia de generación de este recurso en función de diferentes parámetros que dependen, entre otros, de la ubicación geográfica. Para obtener una estimación adecuada de la potencia de generación disponible en un recurso renovable es necesario contar con históricos de comportamiento del recurso a aprovechar y asignar costos de penalización cuando la estimación no es correcta, de esta forma el costo de la energía durante un horizonte de planeación determinado puede conocerse de antemano.
- Los costos de penalización por subestimar la capacidad de generación de un recurso renovable cobran sentido cuando existen diferentes tecnologías de generación en un mercado. De esta forma, cuando un generador renovable genera más energía de la que se había programado debe entregarla al sistema para cubrir la demanda instantánea a menos que cuente con una forma de almacenamiento local. En este sentido el exceso de energía generada con respecto a la programada representa la parte de la energía que se había programado para ser cubierta por otro recurso de generación. El costo del exceso de energía generada a través de un generador renovable debe entonces cubrir el costo esperado de la energía generada con otro recurso y además el costo de generación con el recurso renovable, en este sentido la subestimación de la capacidad de generación de un recurso renovable resultante altamente perjudicial desde el punto de vista del precio de la energía en el sistema.
- En contraste, el costo de penalización por sobre estimar la capacidad de generación de un recurso renovable solo debe cubrir el costo de la energía que se deja de generar con un recurso renovable y que

debe ser satisfecha por otro generador más un costo que representa una compensación por utilizar otra tecnología de generación.

- La eficiencia de conversión de la energía generada con recursos renovables para entregar al sistema no fue considerada en este trabajo, sin embargo se sabe que existe una pérdida de energía asociada al proceso de conversión que inevitablemente representa un costo económico.

Con respecto al objetivo de optimización de extensión del tiempo de vida útil de baterías se puede concluir lo siguiente:

- Las baterías son sistemas electroquímicos cuya operación y tiempo de vida útil depende de una gran cantidad de factores como temperatura ambiente, régimen de carga y de descarga, conmutación continua entre estados, soportabilidad a sobrecarga entre otros. En este trabajo se utiliza como función para la cuantificación del costo de pérdida de vida útil la atenuación de la capacidad de la batería con respecto a su capacidad nominal cuando era nueva. Aunque esta aproximación permite definir los límites operativos de los bancos de baterías, no incluye los efectos de pérdida de vida útil por temperatura ni envejecimiento, con lo cual la función solo produce una estimación del costo de pérdida de vida útil, basado en el régimen de estado de carga de la batería.
- Debido a que el banco de baterías en el sistema bajo estudio opera como unidad maestra, su función principal es mantener el balance instantáneo de energía entre demanda y generación, en este sentido cualquier desviación por sub o sobreestimación de la potencia de generación debe ser balanceado instantáneamente por la batería siempre y cuando se cumplan las restricciones operativas. Esto puede forzar a que la batería conmute constantemente entre estados operativos contribuyendo con la reducción de su tiempo de vida útil.

Aplicando el algoritmo genético de optimización multi-objetivo NSGA-II la estrategia óptima de operación de la micro-red se encontró para diferentes objetivos económicos y bajo tres casos de operación según la disponibilidad de recursos renovables de generación. Un conjunto de parámetros críticos de operación de la micro-red fue definido y optimizado para éstas condiciones operativas, encontrando diferentes combinaciones de recursos que permiten satisfacer simultáneamente los objetivos de optimización. Con respecto a la técnica de optimización propuesta para el caso de estudio se puede concluir lo siguiente:

- La sintonización del método de optimización se realizó utilizando como métrica de desempeño la cantidad de soluciones óptimas. Durante este proceso se variaron los parámetros del algoritmo y se compararon la cantidad de soluciones en el frente de Pareto obtenido en una y otra ejecución. Se prefirieron los frentes con una mayor cantidad de soluciones distribuidas uniformemente.

Con respecto a la optimización de la estrategia de carga de vehículos eléctricos se puede concluir lo siguiente:

- Cuando se realizó la optimización del proceso de carga de vehículos eléctricos, debe notarse que los precios Time-Of-Use (TOU), son precios a los cuales el agregador compra la energía desde el operador de red y en este sentido busca minimizar este precio para maximizar su beneficio. En el caso de estudio propuesto, se asumió que tanto el agregador como el operador de red, son el mismo agente, y que, la reducción en el precio de la energía debida a la estrategia de carga de vehículos es transferida directamente

al usuario, sin embargo, los resultados obtenidos demuestran que el metodología propuesta constituye una herramienta para que los agregadores puedan tomar mejores decisiones con respecto a la compra y venta de energía.

- Es claro además que los vehículos eléctricos pueden jugar dos papeles importantes en la operación de una micro-red eléctrica, bien como carga o como fuente de energía. En este sentido pueden convertirse en elementos de gestión de demanda en caso de que existan escasez de energía generada a través de renovables o de energía almacenada en baterías.
- Ya que el resultado de la optimización de la estrategia de carga de vehículos se agrega a la carga del sistema para obtener y optimizar la demanda agregada de energía pueden verse a los vehículos eléctricos como agentes de gestión de demanda que permite modificar la curva de carga del sistema a lo largo del horizonte de planeación.

5.2. Productos derivados

El producto derivado del presente trabajo es el artículo:

- *Generation and Demand Scheduling in a Micro-grid with Battery-based Storage Systems, Hybrid Renewable Systems and Electric Vehicle Aggregators* enviado para revisión a la revista: **WSEAS transactions on power systems**.

5.3. Recomendaciones

En el presente documento se presentó la optimización de la operación de una micro-red aislada constituida por generadores fotovoltaicos, generadores eólicos, generadores Diésel, almacenamiento basado en baterías y una pequeña población de vehículos eléctricos. El trabajo presentado esta basado en trabajos previos relacionado con la operación óptima de micro-redes cuando existen recursos renovables, en este sentido se propone, para futuras investigaciones, extender el trabajo realizado incluyendo en el estudio los siguientes elementos:

- Operación interconectada de la micro-red bajo estudio.
- Incluir características de envejecimiento y capacidad remanente de baterías.
- Incluir nuevas tecnologías de almacenamiento de energía que son una realidad en la actualidad y que tomarán gran importancia en el futuro como almacenamiento de energía basado en super-capacitores.
- Incluir restricciones operativas de la red como cargabilidad de las líneas de distribución.
- Aplicar nuevos algoritmos de optimización multi-objetivo y contrastar su desempeño para la solución del problema de optimización de la operación de la red con investigaciones previas.
- Incluir los vehículos eléctricos como fuentes de almacenamiento de energía dentro de la micro-red y asignar un costo a la energía que éstos pueden almacenar y despachar.

A. Anexo: Teorema de Cambio de Variable

El teorema de cambio de variable describe cómo las longitudes, áreas y volúmenes en n dimensiones generalizados están distorsionados por funciones que son derivables, en este sentido, el teorema de cambio de variable permite averiguar la distorsión del contenido a través de la evaluación de la distorsión infinitesimal, es decir, a través de la evaluación de la derivada (un mapa lineal) de la función que viene dada por su determinante lineal.

Si $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ es una transformación lineal que preserva el área, sí y sólo sí, $|\det(f')| = 1$ y más generalmente, si S es un subconjunto de \mathbb{R}^n , el contenido de ésta imagen está dada por $|\det(f')|$ veces el contenido de la original. El teorema de cambio de variable divide el dominio en pequeñas partes y hace la sumatoria del cambio en el área parte por parte.

En una dimensión, la declaración explícita del teorema para f , una función continua de y es:

$$\int_s f(\phi(x)) \frac{d\phi}{dx} dx = \int_T f(y) dy \quad (\text{A-1})$$

Donde $y = \phi(x)$ es un mapeo diferencial en el intervalo $[c,d]$ y T es el intervalo $[a,b]$ con $\phi(c) = a$ y $\phi(d) = b$, en dos dimensiones, la declaración explícita del teorema es:

$$\int_R f(x, y) dx dy = \int_{R^*} f[x(u, v), y(u, v), z(u, v)] \left| \frac{\partial(x, y, z)}{\partial(u, v)} \right| du dv \quad (\text{A-2})$$

finalmente, en tres dimensiones se tiene que:

$$\int_R f(x, y, z) dx dy dz = \int_{R^*} f[x(u, v, w), y(u, v, w), z(u, v, w)] \left| \frac{\partial(x, y, z)}{\partial(u, v, w)} \right| du dv dw \quad (\text{A-3})$$

Donde $R = f(R^*)$ es la imagen de la región original R^* y:

$$\left| \frac{\partial(x, y, z)}{\partial(u, v, w)} \right| \quad (\text{A-4})$$

Es la matriz jacobiana.

B. Anexo: Identidades de la Función Error

La función error (o función error de Gauss) es una función utilizada en ampliamente en probabilidad y estadística, además de en las ecuaciones diferenciales parciales. La expresión de la función error esta dada por:

$$erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (B-1)$$

La gráfica de la función error es:

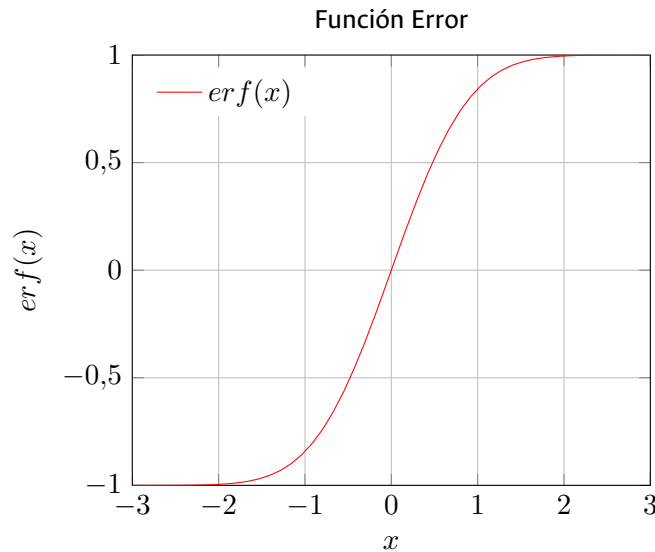


Figura B-1.: Función Error $erf(x)$

Algunas identidades de la función error son:

$$\int_a^b e^{-t^2} \cdot dt = \frac{\sqrt{\pi}}{2} (erf(b) - erf(a)) \quad (B-2)$$

Y

$$\int_a^b e^{-(t-k)^2} \cdot dt = \frac{\sqrt{\pi}}{2} (erf(b-k) - erf(a-k)) \quad (B-3)$$

Bibliografía

- [1] C.M. Colson y M.H. Nehrir. "A review of challenges to real-time power management". en. En: *Power & Energy Society General Meeting* (2009), págs. 1-8.
- [2] Kroposki B. et al. "Renewable Systems Interconnection - Executive Summary". en. En: *Technical Report, National Renewable Energy Laboratory, NREL/TP-581-42292* (2008).
- [3] Islam Safak Bayram Faisal Mumtaz. "Planning, Operation, and Protection of Microgrids: An Overview". en. En: *3rd International Conference on Energy and Environment Research, ICEER 2016, Barcelona, Spain* (2016).
- [4] Chee Wei Tan Meysam Shamshiri Chin Kim Gan. "A Review of Recent Development in Smart Grid and Micro-Grid Laboratories". en. En: *2012 IEEE International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO2012), Melaka, Malaysia* (), págs. 367-372.
- [5] S. M. Moghaddas Tafreshi R. Roofegari Nejad S. M. Hakimi. "A Novel DemandResponse Method for Smart Microgrids Related to the Uncertainties of RenewableEnergy Resources and Energy Price". en. En: *Journal of Electrical Systems.*, vol. 12 (2016).
- [6] Vahid Sohrabi Tabar Mehdi Ahmadi Jirdehi. "Multi objective stochastic microgrid scheduling incorporating dynamic voltage restorer." En: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems.* vol. 93 (2016), págs. 316-327.
- [7] Chan Mook Jung S. Surender Reddy Jae Young. "Optimal operation of micro-grid using hybrid differential evolution and harmony search algorithm". en. En: *Springer Frontiers in Energy*, vol. 10 (2016), págs. 355-362.
- [8] Jin Ah Yang Byung Ha Lee. "A Study on Optimal Operation of Microgrids Con-sidering the Uncertainty of Renewable Generation and Load by Use of DurationCurves". en. En: *IEEE Power& Energy Society General Meeting* (2015).
- [9] F. Santos J. Arevalo y S. Rivera. "Uncertainty Cost Functions for Solar Photo-voltaic Generation, Wind Energy Generation, and Plug-In Electric Vehicles: Mathematical Expected Value and Verification by Monte Carlo Simulation". en. En: *InternationalJournal of Power and Energy Conversion* (2019).
- [10] Mehdi Jafari Seyed Masoud Moghaddas Tafreshi Hassan Ranjbarzadeh. "A probabilistic unit commitment model for optimal operation of plug-in electric vehicles in microgrid". en. En: *Renewable and Sustainable Energy Reviews.*, vol.66 (2016), págs. 934-947.
- [11] S. Mahdi Hosseinian Perninge Mohammad Abedini Mohammad H.Moradi. "Optimal management of microgrids including renewable energy sources using GPSO-GM algorithm". en. En: *Renewable Energy.*, vol. 90 (2016), págs. 430-439.
- [12] Xiangnan Zhong Avijit Das Zhen Ni. "Near Optimal Control for Microgrid Energy Systems Considering Battery Lifetime Characteristics". en. En: *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)* (2016).

- [13] Sen Yao Bo Hu He Wang. "Optimal economic operation of isolated community microgrid incorporating temperature controlling devices". en. En: *Protection and Control of Modern Power System* (2017), págs. 1-11.
- [14] Ruyu Shi Peng Li Zeyuan Zhou. "Probabilistic optimal operation management of microgrid using point estimate method and improved bat algorithm". en. En: *IEEE PES General Meeting, Conference & Exposition* (2014).
- [15] X. Zhang G. Liu M. Starke y K. Tomsovic. "Microgrid Optimal Scheduling With Chance-Constrained Islanding Capability". en. En: *Electric Power Systems Research.*, vol. 145 (), págs. 197-206.
- [16] Dorin Petreu Daniel Moga, Vlad Mure Zan y Gloria Cosovici Nicoleta Stroia. "Optimal generation scheduling in islanded microgrids". en. En: *IFAC-PapersOnLine.*, vol. 49 (2016), págs. 135-139.
- [17] Jingrui Zhang y col. "A hybrid harmony search algorithm with differential evolution for day-ahead scheduling problem of a microgrid with consideration of power flow constraints". en. En: *Applied Energy.*, vol. 183 (2016), págs. 791-804.
- [18] R. Arulraj S. Vasanthakumar N. Kumarappan y R T. Vigneysh. "Cuckoo Search Algorithm based Environmental Economic Dispatch of Microgrid System with Distributed Generation". en. En: *International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials* (2015), págs. 575-580.
- [19] Milana Trifkovic Evar Chinedu Umeozor. "Operational scheduling of microgrids via parametric programming". en. En: *Applied Energy.*, vol. 180 (2016), págs. 672-681.
- [20] Guohong Wu Ango Sobu. "Optimal operation planning method for isolated microgrid considering uncertainties of renewable power generations and load demand". en. En: *IEEE PES ISGT ASIA* (2012), págs. 1-6.
- [21] Yi Tan y col. "Microgrid stochastic economic load dispatch based on two-point estimate method and improved particle swarm optimization". en. En: *Int. Trans. Electr. Energ. Syst.* ().
- [22] P.-H. Chen y H.-C. Chang. "Large-scale economic dispatch by genetic algorithm". en. En: *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol 10. no. 4 (1995), págs. 1919-1926.
- [23] K. Brittig G. B. Sheble. "Rened genetic algorithm-economic dispatch example". en. En: *IEEE trans. Power Syst.*, vol. 10, no. 1 (1995), págs. 117-124.
- [24] H. Iba N. Noman. "Differential evolution for economic load dispatch problems". en. En: *Elect. Power Syst. Res.*, vol. 78 (), págs. 1322-1331.
- [25] H. Sharifzadeh N. Amjady. "Solution of non-convex economic dispatch problem onsidering valve loading effect by a new modied differential evolution algorithm". en. En: *Int. J. Elect. Power Energy Syst.*, vol. 32 (2010), págs. 893-903.
- [26] C. W. Liu S. K. Wang J. P. Chiou. "Non-smooth/non-convex economic dispatch by a novel hybrid differential evolution algorithm". en. En: *IET Generat., Transmiss. Distrib.*, vol. 1, no. 5 (2007), págs. 793-803.
- [27] R. Chakrabarti N. Sinha y P. K. Chattopadhyay. "Evolutionary programming techniques for economic load dispatch". en. En: *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 7, no. 1 (2003), págs. 839-844.
- [28] J. R. Won Y. M. Park y J. B. Park. "A new approach to economic load dispatch based on improved evolutionary programming". en. En: *Eng. Intell. Syst. Elect. Eng. Commun.*, vol. 6, no. 2 (), págs. 103-110.

- [29] A. Rathi y col. "A new hybrid technique for solution of economic load dispatch problems based on biogeography based optimization". en. En: *Proc. IEEE Region 10 Conf. (TENCON), Bali, Indonesia* (2011), págs. 1924-1934.
- [30] M. Vanitha y K. Thanushkodi. "Non convex economic load dispatch problem by efficient biogeography based optimization algorithm". en. En: *Proc. Int. Conf. Current Trends Eng. Technol. (ICCTET), Coimbatore, India* (2013), págs. 127-130.
- [31] K. K. Vishwakarma y col. "Simulated annealing approach for solving economic load dispatch problems with valve point loading effects". en. En: *nt. J. Eng., Sci. Technol., vol.4, no. 4* (2013), págs. 60-72.
- [32] R. Chakrabarti P. K. Hota y P. K. Chattopadhyay. "A simulated annealing-based goal-attainment method for economic emission load dispatch with nonsmooth fuel cost and emission level functions". en. En: *Electr. Mach. Power Syst, vol. 28 no. 11* (2000), págs. 1037-1051.
- [33] I. Ngamroo S. Pothiya y W. Kongprawechnon. "Ant colony optimization for economic dispatch problem with non-smooth cost functions". en. En: *Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 32, no. 5* (2010), págs. 478-487.
- [34] N. A. Rahmat y col. "Economic load dispatch with valve-point loading effect by using differential evolution immunized ant colony optimization technique". en. En: *Proc. Austral. Univ. Power Eng. Conf. (AUPEC), Perth, WA, Australia* (2014), págs. 1-6.
- [35] F.-S. Cheng W.-M. Lin y M.-T. Tsay. "An improved tabu search for economic dispatch with multiple minima". en. En: *IEEE Trans. Power Syst., vol. 17, no. 1* (2002), págs. 108-112.
- [36] S. Pothiya W. Sa-Ngiamvibool e I. Ngamroo. "Multiple tabu search algorithm for economic dispatch problem considering valve-point effects". en. En: *Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 33, no. 4* (2011), págs. 846-854.
- [37] A. B. Arsoy S. Duman y N. Yorükeren. "Solution of economic dispatch problem using gravitational search algorithm". en. En: *Proc. 7th Int. Conf. Electr. Electron. Eng. (ELECO), Bursa, Turkey* (2011), págs. 54-59.
- [38] H. M. Dubey y col. "Economic load dispatch by hybrid swarm intelligence based gravitational search algorithm". en. En: *Int. J. Intell. Syst. Appl., vol. 5, no. 8* (2013), págs. 21-32.
- [39] H. M. Dubey M. Udgir y M. Pandit. "Gravitational search algorithm: A novel optimization approach for economic load dispatch". en. En: *Proc. Annu. Int. Conf. Emerg. Res. Areas Int. Conf. Microelectron. Commun. Renew. Energy, Kanjirapally, India* (2013), págs. 1-6.
- [40] R. P. Kothari y D. P. Kroese. "Optimal generation expansion planning via the cross-entropy method". en. En: *Proc. Winter Simulation Conf. (WSC), Austin, TX, USA* (2009), págs. 1482-1491.
- [41] A. I. Selvakumar. "Enhanced cross-entropy method for dynamic economic dispatch with valve-point effects". en. En: *Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 33, no. 3* (2011), págs. 783-790.
- [42] J. Kennedy y R. C. Eberhart. "Particle swarm optimization". en. En: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV, Perth, Australia* (1995), págs. 1942-1948.
- [43] Z.Y. Dong K. Meng H.G. Wang y K.P. Wong. "Quantum-Inspired Particle Swarm Optimization for Valve-Point Economic Load Dispatch". en. En: *IEEE Trans. Power Syst, Vol. 25, NO. 1* (2010).

- [44] H. Shairfzadeh N. Amjady. "Solution of non-convex economic dispatch problem considering valve loading effect by a new Modified Differential Evolution algorithm". en. En: *department of elect power and energy system*, Vol. 32 (2010), págs. 893-903.
- [45] S.K. Maheshwari D.P. Kothari y K.G. Sharma. "Minimization of air pollution due to thermal power plants". en. En: *journals institution of engineering (India)*, Vol. EN-57(2) (1977), págs. 65-68.
- [46] A. Tsuji. "Optimal fuel mix and load dispatching under environmental constraints". en. En: *IEEE Trans. Power Apparatus and System*, Vol. 100, No.5 (1981), págs. 2357-2364.
- [47] D.P. Kothari J.S. Dhillon. "economic-emission load dispatch using binary successive approximation-based evolutionary search". en. En: *IET Gener. Transm. Distrib* , Vol.3, No.1 (2009), págs. 1-16.
- [48] D.P. Kothari J. Nanda y K.S. Lingamurthy. "A new approach to economic and minimum emission dispatch". en. En: *Journal Indian Institute of Science*, Vol. 67 (1987), págs. 249-256.
- [49] D.P. Kothari J. Nanda y K.S. Lingamurthy. "Economic emission Load dispatch through goal programming techniques". en. En: *IEEE Trans, on energy conversion*, Vol. 3 (1988), págs. 26-32.
- [50] S.F.J. Brodsky y R.W. Hahn. "Assessing the influence of power pools on emission constrained economic dispatch". en. En: *IEEE Trans. on Power System*. Vol. 107 (1997), págs. 393-401.
- [51] Y.K. Lee S.J. Heo y Raul Garduno-Ramirez. "Multiobjective. Control of Power Plants Using Particle Swarm Optimization Techniques". en. En: *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 21, NO. 2 ().
- [52] O. Koksoy T. Yalcinoz. "A Multiobjective optimization method to environmental economic dispatch". en. En: *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 29, no.1 (2007), págs. 42-50.
- [53] M. Basu. "A simulated annealing based goal-attainment method for economic emission load dispatch of fixed head hydrothermal power systems". en. En: *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 27, no.2 (2005), págs. 2845-2853.
- [54] M. Basu. "Economic environmental dispatch of fixed head hydrothermal power systems using nondominated sorting genetic algorithm-II". en. En: *Applied Soft Computing*, vol.11, no.3 (2011), págs. 3046-3055.
- [55] C.I. Qi D.w. Gong Y. Zhang. "Environmental/economic power dispatch using a hybrid multi-objective optimization algorithm". en. En: *Electric Power and energy system*, vol. 32, no.6 (), págs. 607-614.
- [56] C. Singh L. Wang. "Reserve-constrained multiarea environmental-economic dispatch based on particle swarm optimization with local search". en. En: *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 22, no.2 (2009), págs. 298-307.
- [57] M. R. Al Rashidi y M. E. El-Hawary. "Economic Dispatch with Environmental Considerations using Particle Swarm Optimization". en. En: *IEEE Power engineering conference* (2006), págs. 41-46.
- [58] M.S. Osman, M.A. Abo-Sinna y A.A. Mousa. "Epsilon-Dominance based multiobjective genetic algorithm for economic emission load dispatch optimization problem". en. En: *IEEE Power system conference* (2006), págs. 576-581.
- [59] Sergio Felipe Contreras. "Metodología de diseño de un motor Jaula de Ardilla de alta eficiencia mediante la implementación de algoritmos de optimización bio-inspirados multi-objetivo". Tesis de mtría. Universidad Nacional de Colombia, 2014.
- [60] S. Rivera J. Arevalo F. Santos. "Application of Analytical Uncertainty Costs of Solar, Wind and Electric Vehicles in Optimal Power Dispatch". en. En: *Ingenieria*, vol. 22,no. 3 (2017), págs. 324-346.

-
- [61] B. F. Wollenberg A. J. Wood y G. B. Shebl. "Power Generation, Operation, and Control". 3rd ed. New York, NY, USA. en. En: Wiley (2013).
- [62] R. N. Dhar y P. K. Mukherjee. "Reduced-gradient method for economic dispatch". en. En: *Proc. Inst. Elect. Eng.*, vol. 120, no. 5 (1973), págs. 608-610.
- [63] L. G. Papageorgiou y E. S. Fraga. "A mixed integer quadratic programming formulation for the economic dispatch of generators with prohibited operating zones". en. En: *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 77, no. 10 (2007), págs. 1292-1296.
- [64] F. N. Lee y A. M. Breipohl. "Reserve constrained economic dispatch with prohibited operating zones". en. En: *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8, no. 1 (1993), págs. 246-254.
- [65] S. Hemamalini y S. P. Simon. "Dynamic economic dispatch with valve point effect using Maclaurin series based Lagrangian method". en. En: *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 1, no. 17 (2010), págs. 60-67.
- [66] T.P Chang. "Investigation on frequency distribution of global radiation using different probability density functions". en. En: *Int. J. Appl. Sci. Eng.* 8 (2) (2010), págs. 99-107.
- [67] Zhiwei Xu y col. "Coordination of PEVs charging across multiple aggregators". en. En: *Applied Energy* 136 (2014), págs. 582-589.
- [68] Bo Zhao y col. "Operation Optimization of Standalone Microgrids Considering Lifetime Characteristics of Battery Energy Storage System". en. En: *IEEE TRANSACTIONS ON SUSTAINABLE ENERGY*, VOL. 4, NO. 4 (2013), págs. 934-943.
- [69] D. P. Jenkins J. Fletcher y D. Kane. "Lifetime prediction and sizing of lead-acid batteries for microgeneration storage applications". en. En: *IET Renew. Power Gener.* (2008), págs. 191-200.
- [70] U.S. Energy Information Administration. "Levelized Cost and Levelized Avoided Cost of New Generation Resources in the Annual Energy Outlook 2013". en. En: *U.S. Energy Information Administration* (2013), págs. 1-14.