

UNIVERSIDAD DE CUENCA



Facultad de Ingeniería Carrera de Ingeniería Eléctrica

Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre

Trabajo de titulación previa a la obtención del título de
Ingeniero Eléctrico

Autores:

Richard Mauricio Sánchez Cueva	C.I. 0704551571
Luis Ricardo Villacrés Enríquez	C.I. 0707042818

Director:

Dr. Santiago Patricio Torres Contreras	C.I. 0102448958
--	-----------------

CUENCA – ECUADOR

Abril-2019

RESUMEN

El suministro de energía eléctrica crece rápidamente en la sociedad, por lo que proporcionar energía eléctrica desde su generación hasta su consumo ha tomado un papel fundamental para el desarrollo de la humanidad, convirtiéndolo así en uno de los principales indicadores de desarrollo técnico, social y económico. Por este motivo es importante realizar el Planeamiento de la Expansión del Sistema Eléctrico de Transmisión (PET) que consiste en determinar las modificaciones necesarias en infraestructura que se debe realizar al sistema eléctrico de transmisión para garantizar el correcto funcionamiento del mismo en un horizonte de tiempo. Al considerar la incertidumbre en la demanda y generación, el problema del PET se vuelve aún más complejo de analizar. En este trabajo se presenta la metodología y el modelo matemático para hacer frente al Planeamiento de la Expansión del Sistema de Transmisión considerando incertidumbre. Para la solución del problema se utiliza el modelo AC, y un algoritmo simheurístico que combina la simulación con un algoritmo metaheurístico. Se utilizó la técnica de simulación Montecarlo que permite tratar el comportamiento estocástico de la demanda y generación, y la metaheurística de optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos "ACOR" para encontrar la solución óptima del problema. Para analizar el desempeño del algoritmo simheurístico se validó para diferentes escenarios de prueba sobre los sistemas de 6 nodos de Garver y 24 nodos del IEEE.

Palabras clave: Algoritmo de optimización de la colonia de hormigas. Incertidumbre. Modelo AC. Planeamiento de la expansión del sistema de transmisión. Probabilidad. Simheurística. Simulación. Valor esperado.

ABSTRACT

The supply of electrical energy is growing rapidly in society, so that providing electrical energy from generation to consumption has taken a fundamental role in the development of humanity, making it one of the main indicators of technical, social and economic development. For this reason, It is important realize the Transmission Expansion Planning (TEP), which consists of determining the necessary infrastructure modifications to be made to the electrical transmission system in order to guarantee its correct operation in a time horizon. When considering the uncertainty in demand and generation, the TEP problem becomes even more complex to analyze. This research work presents the methodology and mathematical model to face the Transmission System Expansion Planning considering uncertainty. For the solution of the problem the AC model is used, and a simheuristic algorithm that combines the simulation with a metaheuristic algorithm. The Montecarlo simulation technique was used to treat the stochastic behavior of demand and generation, and the metaheuristic of the Ant Colony Optimization for continuous domains "ACOR" to find the optimal solution of the problem. To analyze the performance of the symheuristic algorithm, it was validated for different test scenarios on Garver 6-bus and IEEE 24-bus systems.

Keywords: Ant colony optimization. Uncertainty. AC model. Transmission system expansion planning. Probability. Symheuristic. Simulation. Expected value.



Índice de Contenido

Lista de Figuras	7
Lista de Tablas	11
CAPITULO 1.....	20
INTRODUCCIÓN.....	20
1.1 Justificación.....	21
1.2 Alcance.....	23
1.3 Objetivos	23
1.3.1 Objetivo general.....	23
1.3.2 Objetivos específicos	23
1.4 Contenido.....	23
CAPITULO 2.....	25
PLANEAMIENTO DE LA EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN.	25
2.1 Introducción.....	25
2.2 Horizonte de tiempo	26
2.3 Pronóstico de la demanda.....	27
2.4 Planeamiento estático y dinámico	28
2.5 Planeamiento de la expansión del sistema de generación	29
2.6 Planeamiento de la expansión del sistema de transmisión	30
2.7 Modelamiento matemático	31
2.7.1 Modelo del planeamiento estático del sistema de transmisión.	32
2.7.2 Modelo de Transportes	33
2.7.3 Modelo híbrido no lineal	34
2.7.4 Modelo híbrido lineal.....	36
2.7.5 Modelo DC.....	38
2.7.6 Modelo lineal disyuntivo	40
2.7.7 Modelo AC	41
2.8 Planeamiento de la expansión del sistema de transmisión considerando incertidumbre.	44
2.9 Técnicas de Solución.	49
2.9.1 Métodos de optimización clásicos.....	50
2.9.2 Métodos heurísticos.....	50
2.9.3 Métodos metaheurísticos.....	50
CAPITULO 3.....	52
HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS BASADAS EN OPTIMIZACIÓN SIMHEURÍSTICAS PARA RESOLVER PROBLEMAS CONSIDERANDO INCERTIDUMBRE.	52



3.1	Introducción.....	52
3.2	Simheurística	52
3.3	Simulación.....	54
3.4	Métodos de Simulación	56
3.4.1	Montecarlo	56
3.4.2	Evento discreto	57
3.4.3	Sistema Continuo.....	58
3.5	Aplicaciones basadas en algoritmos Simheurísticos	59
CAPITULO 4.....		62
IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO ENFOCADO AL PET		62
4.1	Introducción.....	62
4.2	Optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos.	63
4.2.1	ACO.....	63
4.2.2	ACOR	64
4.2.3	Pseudocódigo	67
4.3	Modelo probabilístico para el problema del PET.....	68
4.3.1	Funciones de densidad de la probabilidad (PDF).....	68
4.3.1.1	Demanda probabilística	70
4.3.2.2	Generación eólica probabilística.....	72
4.4	Implementación de la simheurística enfocada al PET.....	76
4.4.1	Datos del sistema eléctrico.	76
4.4.2	Datos de la incertidumbre en la generación y demanda.....	76
4.4.3	Ajuste general de parámetros	76
4.4.4	Ajuste de parámetros de ACOR.....	76
4.4.5	Creación de la población inicial.....	77
4.4.6	Evaluación de la población inicial o evaluación inicial de costos.....	77
4.4.7	Evaluación del criterio de parada	78
4.5	Espacio de Búsqueda.....	79
CAPÍTULO 5.....		81
RESULTADO Y DISCUSIÓN.....		81
5.1	Introducción.....	81
5.2	Sistemas de prueba	82
5.2.1	Sistema de 6 nodos de Garver.....	82
5.2.2	Sistema IEEE de 24 nodos	83
5.3	Datos de entrada en la demanda y generación eólica	84
5.4	Escenarios de prueba.....	85
5.5	Resultados	86



5.5.1 Resultados del sistema de 6 nodos de Garver 87

 5.5.1.1 Sistema de 6 nodos de Garver caso base 87

 5.5.1.2 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre sin costo de reactivos
 90

 5.5.1.3 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre con costo de reactivos.
 93

 5.5.1.4 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre fija sin costo de
 reactivos..... 97

 5.5.1.5 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre sin reactivos..... 102

5.5.2 Resumen de los resultados del sistema de 6 nodos de Garver 103

5.5.3 Sistema IEEE de 24 nodos. 105

 5.5.3.1 Sistema IEEE de 24 nodos caso base..... 106

 5.5.3.2 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre sin costo de reactivos. 109

 5.5.3.3 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre con costo de reactivos 112

 5.5.2.4 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija sin costo de reactivos
 114

 5.5.3.5 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre sin reactivos 120

5.5.4 Resumen de los resultados del sistema de 24 nodos de IEEE..... 124

CAPITULO 6..... 127

CONCLUSIONES 127

 6.1 Conclusiones..... 127

 6.2 Propuestas para trabajos futuros..... 128

ANEXO 129

Anexo A: Datos del sistema de 6 nodos de Garver 129

Anexo B: Datos del sistema IEEE de 24 nodos..... 130

REFERENCIAS 132

Lista de Figuras

Figura 2.1 Factores que influyen en el pronóstico de demanda de energía eléctrica [13].	28
Figura 2.2 Esquema General del problema de expansión del sistema de transmisión [3]	31
Figura 2.3 Esquema de costos de la compensación shunt [3].....	49
Figura 3.1 Enfoque general de la Simheurística [34].....	53
Figura 3.2 Etapas de un estudio de simulación [35]	55
Figura 3.3 El método de Montecarlo toma la distribución de probabilidad de un conjunto de variable como parámetro de entrada [34].	57
Figura 3.4 Modelización del proceso mediante evento discreto [35].....	58
Figura 4.1 Hormigas depositando y siguiendo la feromona [4].	64
Figura 4.2 Pseudocódigo ACOR	69
Figura 4.3 Función de densidad normal de una demanda eléctrica [51].....	71
Figura 4.4 Función de probabilidad acumulada normal de una demanda eléctrica [51]	72
Figura 4.5 Función de densidad de Weibull; C y k reproducido de [10]	75
Figura 4.6 Función de probabilidad acumulada de Weibull; C y k reproducido de [10].	75
Figura 4.7 Diagrama de flujo para resolver el problema del PET considerando incertidumbre con el modelo AC, ACOR y simulación Montecarlo.	80
Figura 5.1 Topología base del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre	82
Figura 5.2 Topología base del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre	83
Figura 5.3 Función de densidad normal para la demanda.....	84
Figura 5.4 Función de densidad de Weibull para la generación	85
Figura 5.5 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver sin límite de reactivos.	88
Figura 5.6 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver con costo de reactivos.	89



Figura 5.7 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos. 89

Figura 5.8 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso no crítico. 91

Figura 5.9 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso crítico. 92

Figura 5.10 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso no crítico. 93

Figura 5.11 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso crítico. 93

Figura 5.12 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo, caso crítico. 95

Figura 5.13 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo, caso no crítico. 95

Figura 5.14 Histograma caso crítico para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo. 96

Figura 5.15 Histograma caso no crítico para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo. 96

Figura 5.16 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación 2.5%. 97

Figura 5.17 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación 2.5%. 98

Figura 5.18 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 5% y generación 2.5%. 99

Figura 5.19 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación -2.5%. 100

Figura 5.20 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación -2.5%. 100

Figura 5.21 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 5% y generación -2.5%. 101

Figura 5.22 Histograma de porcentajes de éxito del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos	102
Figura 5.23 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos.....	103
Figura 5.24 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base del sistema IEEE de 24 nodos sin límite de reactivos.....	107
Figura 5.25 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base con costo de reactivos del sistema IEEE de 24 nodos.....	108
Figura 5.26 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base sin reactivos para el sistema IEEE de 24 nodos.....	108
Figura 5.27 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin costo de reactivos, caso no crítico.....	110
Figura 5.28 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin costo de reactivos, caso crítico.	111
Figura 5.29 Histograma caso no crítico para el escenario con incertidumbre del sistema IEEE de 24 nodos sin costo de reactivos.....	111
Figura 5.30 Histograma caso crítico para el escenario con incertidumbre del sistema IEEE de 24 nodos sin costo de reactivos.	112
Figura 5.31 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE con costo de reactivos.	113
Figura 5.32 Histograma de porcentajes de éxito del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre con costo de reactivos.....	114
Figura 5.33 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación 2.5%.	115
Figura 5.34 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación 2.5%.	116
Figura 5.35 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 5% y generación 2.5%.	117
Figura 5.36 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación -2.5%.	118



Figura 5.37 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación -2.5%. 119

Figura 5.38 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 5% y generación -2.5%. 120

Figura 5.39 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin reactivos, caso no crítico. 121

Figura 5.40 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos IEEE sin reactivos, caso crítico. 122

Figura 5.41 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el sistema IEEE de 24 nodos del escenario sin reactivos, caso no crítico. 123

Lista de Tablas

Tabla 5.1 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 6 nodos de Garver sin límite de reactivos mediante el algoritmo simheurístico.	91
Tabla 5.2 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso crítico	94
Tabla 5.3 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico	94
Tabla 5.4 Resumen general de la simulación para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo.....	94
Tabla 5.5 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver caso determinístico.	103
Tabla 5.6 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre usando la simulación Montecarlo.....	104
Tabla 5.7 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre fija sin costo de reactivo.	105
Tabla 5.8 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso base sin límite reactivos.	106
Tabla 5.9 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso base con costo de reactivos.	106
Tabla 5.10 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico	109
Tabla 5.11 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso crítico	109
Tabla 5.12 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 24 nodos IEEE sin límite de reactivos mediante el algoritmo simheurístico.	110
Tabla 5.13 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico	112
Tabla 5.14 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda y generación de 2.5%	115
Tabla 5.15 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5%y generación de 2.5%.....	115
Tabla 5.16 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5%y generación de 2.5%.....	116
Tabla 5.17 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 2.5%y generación de -2.5%.....	117



Tabla 5.18 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5%y generación de -2.5%..... 118

Tabla 5.19 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5%y generación de -2.5%..... 119

Tabla 5.20 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 24 nodos de IEEE sin reactivos mediante el algoritmo simheurístico. 121

Tabla 5.21 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos caso determinístico. 124

Tabla 5.22 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre usando la simulación Montecarlo. 125

Tabla 5.23 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija sin costo de reactivo 125

Tabla A1 Datos de Generación y demanda del Sistema 6 nodos de Garver 129

Tabla A2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema 6 nodos de Garver 129

Tabla B1 Datos de Generación y demanda del Sistema IEEE de 24 nodos 130

Tabla B2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema IEEE de 24 nodos (Parte I) 131

Tabla B2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema IEEE de 24 nodos (Parte II) 131

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Yo, Luis Ricardo Villacrés Enríquez, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, Abril del 2019.



Luis Ricardo Villacrés Enríquez

C.I: 0707042818



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio
Institucional

Yo, Richard Mauricio Sánchez Cueva, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, Abril del 2019.

Richard Mauricio Sanchez Cueva

C.I: 0704551571

Cláusula de Propiedad Intelectual

Yo, Luis Ricardo Villacrés Enríquez, autor del trabajo de titulación "Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, Abril del 2019.



Luis Ricardo Villacrés Enríquez

C.I: 0707042818



Cláusula de Propiedad Intelectual

Yo, Richard Mauricio Sánchez Cueva, autor del trabajo de titulación "Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, Abril del 2019.

Richard Mauricio Sanchez Cueva

C.I: 0704551571



Agradecimiento

Queremos agradecer principalmente a Dios que supo guiarnos por un buen camino y darnos fuerzas para continuar ante la adversidad. A la Universidad de Cuenca por habernos indicado el sendero del conocimiento y acogido en sus aulas todos estos años. A Los docentes de la Universidad de Cuenca por brindarnos sus conocimientos y ayudarnos en nuestra formación profesional. Finalmente, al Dr. Santiago Torres Contreras por permitirnos aprender de su sabiduría y experiencia, y brindarnos el apoyo para la culminación de este trabajo de titulación.

Los Autores



Dedicatoria

Quiero dedicar en primer lugar a Dios por haberme dado la vida y la fortaleza para seguir adelante. A mis padres Ángel Sánchez y Patricia Cueva por sus consejos y apoyo incondicional que me permitieron lograr este anhelado sueño. A mis hermanos quienes comparten con entusiasmo la culminación de este trabajo, y quienes siempre estuvieron ahí para apoyarme. Finalmente, a todos mis amigos y compañeros que me acompañaron a través de toda la carrera.

Richard M. Sánchez



Dedicatoria

Dedico este trabajo de titulación a mi madre, que es mi pilar fundamental para seguir adelante, que me dio su apoyo para continuar estudiando la carrera de Ingeniería Eléctrica, gracias a su esfuerzo estoy culminando el tercer nivel. También, a mi padre y mis hermanos por apoyarme. De igual manera a la familia Jiménez que de una u otra forma me acompañaron en este camino, por acogerme como un miembro más en su familia en la ciudad de Cuenca y finalmente, a mis abuelas. Gracias a Dios estoy bendecido con varias madres, una que me dio la vida y otras que ha contribuido en mi formación.

Luis R. Villacres

CAPITULO 1

INTRODUCCIÓN

El suministro de energía eléctrica crece rápidamente en la sociedad, por lo que proporcionar energía eléctrica desde su generación hasta su consumo se ha convertido en un punto vital para el desarrollo de la humanidad, convirtiéndolo así en uno de los principales indicadores de desarrollo técnico, social y económico. El suministro de energía eléctrica se lo realiza mediante el Sistema Eléctrico de Potencia (SEP).

Un sistema eléctrico de potencia, se divide en cuatro etapas: generación, transmisión, distribución y consumo; siendo el objetivo principal suministrar energía eléctrica en cantidad suficiente a las fuentes de consumo en las mejores condiciones técnicas, económicas y ambientales, cumpliendo con la confiabilidad, calidad y seguridad adecuada. Para garantizar el correcto funcionamiento del SEP en un futuro es necesario realizar la planificación de la expansión en el sistema eléctrico de potencia, que contemple las mejores alternativas en cuanto a infraestructura de generación, transmisión y distribución, que garantice el correcto funcionamiento del sistema eléctrico en un horizonte de tiempo al mínimo costo posible.

El planeamiento de los sistemas eléctricos de potencia es un proceso a través del cual se determinan y seleccionan las mejores alternativas para la combinación generación-transmisión, que permitan satisfacer las exigencias de la demanda de electricidad con máximo beneficio y mínimo costo [1].

El planeamiento de los sistemas eléctricos de potencia se lo realiza en horizontes de tiempo de corto, mediano y largo plazo. El de corto plazo (1-5 años) es adecuado para el planeamiento relacionado con la supervisión, construcción y financiamiento de obras. En el de mediano plazo (5-10 años) se realiza el planeamiento de obras para los sistemas de estudio, como, por ejemplo, ¿Dónde y Cuándo? sería adecuada la instalación de equipos necesarios para el correcto funcionamiento del SEP. El de largo plazo (10-15 años) es conocido como planeamiento de la expansión del SEP.

El planeamiento de la expansión del sistema eléctrico de transmisión (PET), consiste en determinar la infraestructura necesaria (líneas, transformadores y compensación shunt) que se debe añadir al sistema eléctrico para satisfacer la demanda en un horizonte de planeamiento de largo plazo.

El PET se puede considerar como un planeamiento estático o dinámico. El planeamiento estático consiste en definir dónde, qué y cuántos equipos (líneas de transmisión, compensación shunt, etc.) deben ser instalados en el sistema eléctrico de potencia para un horizonte de tiempo y pronóstico de carga determinado, mientras que el planeamiento dinámico, conocido también como multietapa, permite saber además cuándo instalar los nuevos equipos.

En el largo plazo, la mayor fuente de incertidumbre en un sistema eléctrico reside en el crecimiento de la demanda y en los planes de expansión del sistema de generación. El crecimiento de la demanda está relacionado al incremento de las necesidades de la sociedad y al avance del desarrollo tecnológico. Esto ha llevado a la incorporación de nuevas fuentes de generación en el sistema eléctrico de potencia poniendo especial interés en las fuentes de energías renovables debido a que estas permiten generar energía eléctrica con el menor impacto ambiental ayudando así a la sostenibilidad del planeta. Al incorporar las fuentes de energía renovables al SEP hay que tener en cuenta que estas dependen de fenómenos meteorológicos no controlables por lo que presentan incertidumbre en su generación. Por tal motivo, es importante tomar en cuenta esta incertidumbre en el problema del PET, que dará como resultado planes de expansión más robustos a largo plazo.

Una planificación robusta permite obtener modelos capaces de hacer frente a la incertidumbre de modo que las variaciones menores no deban afectar su solidez. Esto se lo realiza mediante la generación de múltiples escenarios que permiten evaluar la variación de los factores externos sujetos a distintas restricciones.

Al problema del PET, se lo considera como un problema muy complejo de programación no lineal combinatorio entero mixto (PNLEM), el cual posee una estructura multimodal con múltiples óptimos locales, por lo que es necesario desarrollar técnicas de optimización que permitan obtener resultados factibles en tiempos computacionales aceptables, mediante la aplicación de modelos matemáticos exactos del SEP.

1.1 Justificación

Tradicionalmente, el uso del modelo de corriente directa (DC) ha sido la práctica común para resolver el problema del PET, sin embargo, el planificador debe ajustar o modificar el planeamiento, y así, cumplir con las restricciones impuestas por el comportamiento no lineal real de los flujos de energía activa y reactiva [2].

Debido a este ajuste el uso del modelo de DC, puede dar lugar a costos estimados de inversión erróneos, ya que el modelo no toma en cuenta la etapa de planeamiento de fuentes de potencia reactiva.

Para tener una mejor estimación de los costos de inversión y para tomar en cuenta la compensación shunt en el PET, es factible utilizar el modelo exacto del Sistema Eléctrico de Potencia (el modelo corriente alterna "AC"), para resolver el problema del PET. Se conoce que se han desarrollado relativamente no muchos trabajos para incluir el modelo AC en el PET, debido que, al aplicar este modelo, el problema del PET se vuelve un problema muy complejo de programación no lineal combinatorio entero mixto (PNLEM), como para ser resuelto por técnicas clásicas de optimización [3]. En [1], [4], se puede encontrar algunas técnicas clásicas de optimización.

Al considerar la incertidumbre en el planeamiento de la expansión del sistema eléctrico de transmisión, el problema se vuelve aún más complejo de resolver, esto debido a la gran cantidad de variables a analizar, la falta de técnicas de optimización desarrolladas para su solución y por los grandes esfuerzos computacionales que este análisis requiere. Hasta la fecha se conoce que sólo se han desarrollado investigaciones del PET considerando incertidumbre con el modelo DC debido a la gran complejidad ya mencionada. Algunos de estos trabajos se pueden encontrar en [5], [6], [7], [8].

Una de las herramientas de optimización más utilizadas para el análisis del PET, es mediante algoritmos metaheurísticos los cuales permiten resolver problemas con una alta complejidad de análisis, proporcionando soluciones de buena calidad en un tiempo viable. Las metaheurísticas pueden concebirse como estrategias generales de diseño de procedimientos heurísticos para la resolución de problemas de alta complejidad. Las estrategias metaheurísticas normalmente son utilizadas en problemas que no tienen un algoritmo específico que entregue una solución satisfactoria [9].

Debido a lo expuesto, en este trabajo se utilizará el modelo AC del sistema eléctrico para resolver el problema del PET considerando incertidumbre, y mediante el uso de un algoritmo basado en técnicas combinadas de optimización metaheurísticas y de simulación llamada simheurística, que permitirá lidiar con la incertidumbre en el planeamiento de la expansión del sistema eléctrico de transmisión.

Esto permitirá obtener planes de expansión robustos considerando la incertidumbre en el PET y así poder hacer frente a las variaciones de generación y carga.

1.2 Alcance

En el presente trabajo se pretende encontrar un plan de expansión robusto para el problema del PET considerando incertidumbre, el cual se utilizará el modelo AC del sistema eléctrico y se implementará para su solución un algoritmo simheurístico basado en técnicas combinadas de optimización metaheurística y de simulación.

El planeamiento se considera estático a largo plazo, además se considera que se conoce un plan referencial de generación y el pronóstico de la demanda, para un horizonte de tiempo a largo plazo de 10 años. Para implementar el algoritmo simheurístico se utilizará la herramienta de programación MATLAB. Las pruebas se realizarán en el sistema de 6 nodos de Garver y en el sistema IEEE de 24 nodos.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Implementar un algoritmo de optimización simheurística basada en técnicas combinadas de optimización metaheurística y de simulación para tratar la incertidumbre en el planeamiento de la expansión del sistema eléctrico de transmisión (PET) a largo plazo, utilizando el modelo AC.

1.3.2 Objetivos específicos

- Utilizar el modelo AC para implementar el algoritmo de optimización simheurística.
- Implementar una metodología de optimización simheurística para tratar la incertidumbre en el PET.
- Obtener los mejores parámetros para presentar el plan de expansión robusto más eficiente y económico para el PET.
- Aplicar la técnica de optimización simheurística a los sistemas de prueba de 6 nodos de Garver y 24 nodos de la IEEE.

1.4 Contenido

Este trabajo está formado por 6 capítulos, que se detallan de manera general a continuación:



El *Capítulo 1* abordó las principales características y el enfoque del problema del PET. Además, presenta el alcance y los objetivos que se pretenden conseguir en este trabajo.

El estado del arte del Planeamiento de la Expansión del Sistema Eléctrico de Transmisión se presenta en el *Capítulo 2*.

Las diferentes herramientas matemáticas basadas en optimización simheurística para resolver problemas considerando incertidumbre se definen en el *Capítulo 3*.

En el *Capítulo 4* se explica la implementación del algoritmo simheurístico para resolver el problema del PET considerando incertidumbre, además se detallan las funciones de distribución de probabilidad que se utilizaron para modelar la demanda y generación.

Las pruebas, análisis y resultados obtenidos con los sistemas de 6 nodos de Garver e IEEE de 24 nodos se presentan en el En el *Capítulo 5*, además se compara los resultados entre el caso base y el caso sujeto a la incertidumbre de la generación y demanda.

Para finalizar en el *Capítulo 6* se detalla las conclusiones y recomendaciones obtenidas del trabajo realizado.

CAPITULO 2

PLANEAMIENTO DE LA EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN.

2.1 Introducción

El sistema de transmisión desde la generación hacia la carga cumple un papel predominante en la operación del SEP que constituye de infraestructura y equipamiento necesario para abastecer a las empresas de distribución, garantizando con eficiencia el suministro de energía eléctrica bajo condiciones de calidad, seguridad y confiabilidad. Este medio de transporte de energía está expuesto a grandes cambios como variación de generación y crecimiento de la demanda que logran disminuir la seguridad y confiabilidad del sector energético.

Si el planeamiento de expansión en el horizonte de tiempo no es adecuado se pueden presentar problemas operativos por la falta de inversión tales como sobrecargas y tensiones inadecuadas en algunos nodos. Esto puede traer consigo cortes de energía, disminución de la generación instalada, reducción de la vida útil en los equipos como medición, transformación, protección, conducción, etc., situaciones que provocan grandes pérdidas económicas. Por otro lado, si el sistema es sobredimensionado (demasiada inversión), esto generalmente conlleva problemas financieros, haciendo que el sistema sea también poco sustentable.

Las energías renovables no gestionables aportan eficiencia sostenible en el sector energético, sin embargo, son limitadas por su incertidumbre y variabilidad en las líneas de transmisión; en [10], [11] se pueden encontrar trabajos sobre incertidumbre en la generación eólica. Por otro lado, los errores normales de pronóstico de demanda a largo plazo producto de la incertidumbre afecta la planificación de expansión del sistema de transmisión, lo cual puede afectar la confiabilidad y seguridad del sistema.

El PET debe tomar en cuenta estas situaciones, definiendo dónde, qué y cuántos equipos se deben instalar en la infraestructura del sistema de transmisión, a lo que se conoce como planeamiento estático; mientras que el encontrar respuestas de cuándo instalar nuevos equipos se conoce como planeamiento dinámico. Es importante para el PET conocer la planificación de expansión del sistema de generación (PEG) y el pronóstico de carga en un horizonte de tiempo, para luego con un proceso de optimización, minimizar los costos de inversión y operación, con el objetivo de suministrar energía con calidad, confiabilidad y seguridad al mínimo costo.

La resolución del modelo matemático resulta ser complejo, en donde la función objetivo busca minimizar el costo de inversión y operación satisfaciendo las restricciones del sistema. Por lo cual, se considera el PET como un problema de programación no lineal, combinatorio y entero mixto (PNLEM). Al considerar la incertidumbre en la generación y carga en el PET hace un problema aún más complejo de resolver. Para solventar este problema resultaría factible encontrar la solución mediante técnicas de simulación, y algoritmos metaheurísticos, con el fin de obtener una planificación robusta frente a la incertidumbre.

Este capítulo describe los conceptos teóricos para la gestión del PET, tales como: horizonte de tiempo, modelos matemáticos, proyección de la demanda, PEG y concepto de PET con incertidumbre. También, se describen algunas técnicas de solución para la optimización del problema de planeamiento.

2.2 Horizonte de tiempo

Tomar decisiones de adición de infraestructura y operación del sistema eléctrico de potencia (generación, transmisión y distribución) en un horizonte de tiempo, con el objetivo de seleccionar las mejores alternativas para lograr una explotación óptima y eficiente del sistema eléctrico, se puede realizar en un horizonte de corto, mediano, y largo plazo [12].

- a) El horizonte de tiempo de Corto plazo es adecuado para el planeamiento relacionado con la supervisión, construcción y financiamiento de obras. Habitualmente hace referencia a un período de tiempo entre 1 y 5 años.
- b) Para Mediano plazo mayormente se efectúa la programación operacional de las decisiones de expansión sea en generación, transmisión o distribución, esto involucra que equipo utilizar, cuando instalar, y donde ubicar el equipo necesario para el correcto funcionamiento del SEP, y por ultimo planeación financiera. Este estudio se realiza en un periodo de tiempo entre 5 y 10 años.
- c) Finalmente el Largo plazo hace referencia a la planificación global del sector eléctrico, esta planificación pueden ser: planificación de expansión del sistema de generación (PEG) que involucra nuevas unidades de generación para cubrir la demanda a largo plazo, planificación de expansión del sistema de transmisión (PET) que implica nueva infraestructura y equipos para la conducción de incremento de energía, planificación de expansión del sistema de distribución

(PED) que resulta incrementar alimentadores y equipos en la área de concepción de la empresa de distribución. La planificación de expansión del SEP se realiza en un periodo igual o mayor de 10 años.

2.3 Pronóstico de la demanda

El consumo de energía eléctrica es vital para el desarrollo social, técnico y ambiental, con la necesidad de satisfacer con calidad el servicio de energía eléctrica. La calidad de energía eléctrica a los consumidores debe ser constante en un horizonte de tiempo por lo cual es de vital importancia la proyección de la demanda futura, dicha proyección debe ser lo más exacta posible para realizar la operación y programación de despacho económico de las unidades de generación, inversión de infraestructura de generación-transmisión-distribución y cálculos de tarifas.

Un pronóstico de demanda que se vea demasiado afectado por parámetros imprevistos conlleva a errores en el planeamiento de operación y expansión del sistema eléctrico de potencia como, por ejemplo: bajo índice de calidad, confiabilidad y seguridad de suministro de energía eléctrica, déficit en la capacidad de generación, sobrecarga en los equipos, sobre equipamiento en la inversión de infraestructura, mal programación de despacho de las unidades de generación para cubrir la demanda, corte de cargas, todo esto implica grandes pérdidas económicas.

La proyección de la demanda es de vital importancia para el desarrollo de la planificación de expansión del sistema de generación, transmisión, y distribución. Está sujeta a factores que influyen en la predicción entre las cuales se puede mencionar: factores geográficos, clima, hábitos de consumo, tarifas, planes industriales, crecimiento demográfico, datos históricos, densidad de cargas especiales, planes de desarrollo comunitaria, nivel socioeconómico, planes municipales, utilización de terrenos [13]. (Figura 2.1)

Dependiendo del período a planificar la operación del SEP, los pronósticos se pueden dividir en tres horizontes de tiempo: largo plazo, mediano plazo, corto plazo.

- a.) El pronóstico de carga en corto plazo facilita a las centrales de generación tener una prevención anticipada para el despacho económico, se realiza en un periodo de tiempo desde una hora hasta una semana.
- b.) La proyección de demanda en mediano plazo hace referencia a un análisis de consumo energético mensual para el consumidor residencial, comercial e industrial, esto ayuda a la producción de consumo y costo de energía del

usuario en un periodo de un mes hasta un año. Esta información ayuda para planes de mantenimiento preventivo, manejo de combustible en centrales térmicas y coordinación de recursos hídricos [3].

- c.) Finalmente, para la planificación de expansión de generación, transmisión y distribución es de vital importancia la información de pronóstico de demanda en largo plazo en un periodo de 10 años o más.

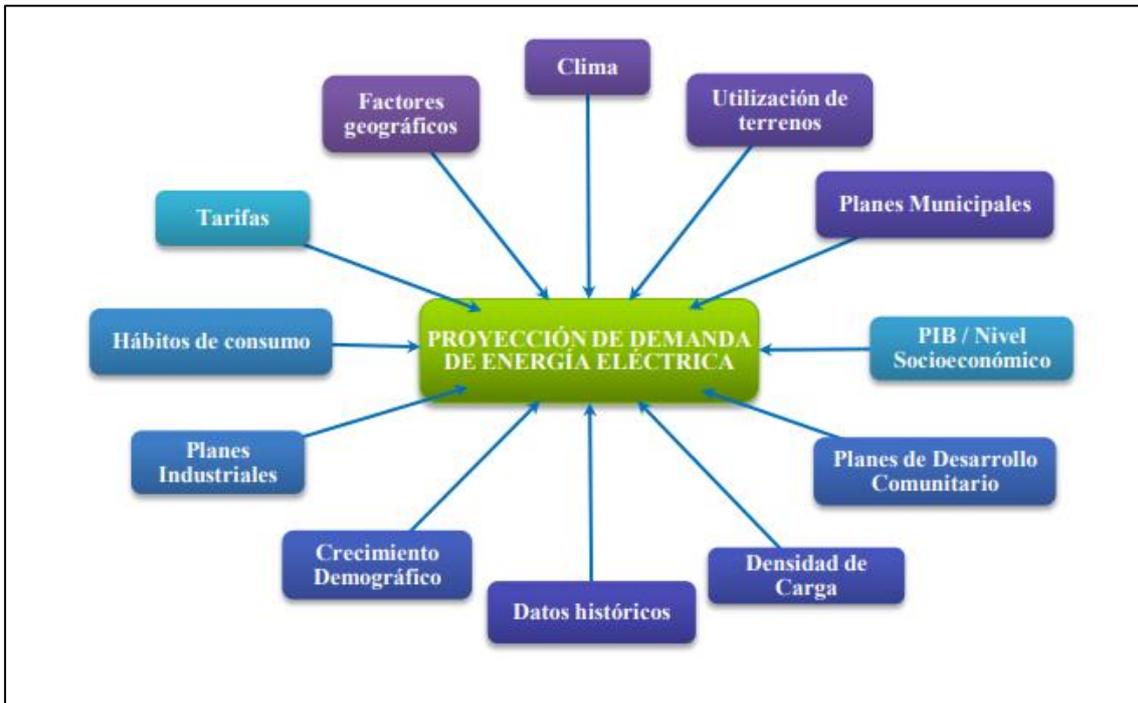


Figura 2.1 Factores que influyen en el pronóstico de demanda de energía eléctrica [13].

El pronóstico de la demanda de energía eléctrica se puede obtener mediante técnicas matemáticas, que habitualmente se basan en datos históricos de la demanda, considerando el horizonte de tiempo de acuerdo a los datos requeridos. Estas técnicas matemáticas son: a) técnicas basadas en estadística, b) técnicas basadas en inteligencia artificial y c) técnicas basadas en microáreas, en unidades de energía (Wh) o de Potencia (W) [13].

2.4 Planeamiento estático y dinámico

El planeamiento estático y dinámico es utilizado para la gestión de planificación de expansión del SEP [3], con el objetivo de tomar decisiones adecuadas de acuerdo al periodo de estudio. El estudio de planeación se puede realizar mediante dos métodos: estático y dinámico.

- a.) **El Planeamiento Estático** consiste en definir *¿Dónde, Qué y Cuántos?* equipos (líneas de transmisión, compensación shunt, etc.) deben ser instalados en la infraestructura del sistema eléctrico de potencia para un horizonte de tiempo y pronóstico de carga fijo. Este planeamiento tiene que buscar de manera óptima las necesidades de infraestructura de nuevos equipos eléctricos para un horizonte de tiempo de planificación que sirve para la operación del SEP y plan de mantenimiento. En particular es un subproblema del planeamiento dinámico o coordinado multietapa [3], [14].
- b.) **El Planeamiento Dinámico** o también conocido como multietapa coordinado que permite saber además *¿Cuándo?* es necesario instalar los nuevos equipos y en qué etapa del horizonte de tiempo debe ser operado el equipo. Por lo general, es una versión completa para la gestión de planificación en un horizonte de tiempo, por lo tanto, es más complicado de resolver en cuanto a esfuerzos computacionales.

2.5 Planeamiento de la expansión del sistema de generación

El sistema de generación consiste en aprovechar energías renovables y no renovables para abastecer apropiadamente a la demanda (actual o en un horizonte de tiempo) cumpliendo con calidad, seguridad y confiabilidad. Prácticamente la proyección futura de la demanda tiene un incremento exponencial en un horizonte de tiempo que puede afectar al equilibrio entre la oferta y la demanda de energía eléctrica. Para solventar este problema es necesario elaborar una estrategia de planeamiento de expansión del sistema de generación.

El PEG está relacionado directamente con el pronóstico de carga a largo plazo [3]; una mala planificación en esta etapa trae diferentes consecuencias como déficit en la generación, cortes de energía, importación de energía para cubrir la demanda e infraestructura de líneas de transmisión innecesarias afectando primordialmente la economía.

La gestión del PEG es tomar decisiones coherentes para el beneficio social, económico y ambiental para un planeamiento de corto hasta largo plazo. En el planeamiento de corto plazo se puede realizar el despacho económico, en cambio, el de largo plazo consiste en: minimizar la inversión y operación de centrales de generación, qué tipo de tecnología en generación, cuándo instalar, dónde ubicar las plantas, cuánto es la capacidad instalada de generación y la forma de distribución de

generación en los nodos del SEP. Por medio de algoritmos de optimización se busca resolver el problema del PEG sujeto a algunas restricciones. Ejemplos de tales restricciones pueden ser, límites de potencia activa y reactiva de generación, límite térmico del generador, capacidad total de generación del sistema, capacidad de transmisión, número de nodos candidatos para las plantas de generación, etc.

Un factor que influye en el PEG son las nuevas tecnologías renovables para la generación eléctrica. En [2], [3], [16] realizan estudios del PEG con datos determinísticos, pero esto no necesariamente consigue modelar el comportamiento real del SEP, ya que la incertidumbre afecta las hipótesis de entrada del problema.

2.6 Planeamiento de la expansión del sistema de transmisión

El sistema de transmisión es el medio de conducción de energía eléctrica desde la generación hacia los centros de cargas con varios equipos eléctricos que lo compone tales como: torres de transmisión, subestaciones, conductores de fases, cables de guarda, aisladores, transformadores de potencia, compensación de reactivos, FACTS, etc. El PET consiste en determinar la infraestructura necesaria (líneas, transformadores y compensación shunt) que se debe añadir al sistema eléctrico para satisfacer la demanda en un horizonte de planeamiento.

El PEG y el pronóstico de carga están relacionados con la planificación de expansión del sistema de transmisión, esta relación lleva a un desarrollo eficaz, sostenible y óptimo de la red de transmisión hasta los centros de carga, garantizando el equilibrio de la oferta y la demanda de energía eléctrica, cumpliendo índices de calidad, confiabilidad, y seguridad, dentro del marco político e institucional del sector energético.

La planificación de expansión del sistema de transmisión se lo determina normalmente en un horizonte de tiempo a largo plazo con el propósito de minimizar los costos de inversión y operación, analizando diferentes topologías de red y constatar la factibilidad de operación de diferentes planes estratégicos, para lo cual se debe disponer de la proyección de la demanda máxima en cada nodo. Además, consiste en definir el escenario de expansión de la generación en largo plazo y los posibles corredores para la expansión de transmisión del sistema (ver Figura 2.2). De tal manera que se toma decisiones a través de la información del sistema, sobre qué tipo de equipo se van a tener que instalar en la red futura, dónde deben ser instalados los nuevos dispositivos, y cuándo es necesario la instalación. La topología de expansión óptima final debe asegurar que el sistema funcione adecuadamente en estado estable y en presencia de contingencia simple (N-1).

Como se presenta en la Figura 2.2, el ingreso de datos mencionados anteriormente define el modelamiento matemático de costo de inversión y operación de la expansión de red, y mediante algoritmos de optimización busca minimizar la función objetivo, con el fin de obtener una configuración óptima deseada del sistema de transmisión. En las secciones subsiguientes se describen los modelos matemáticos más utilizados para resolver el problema del PET.

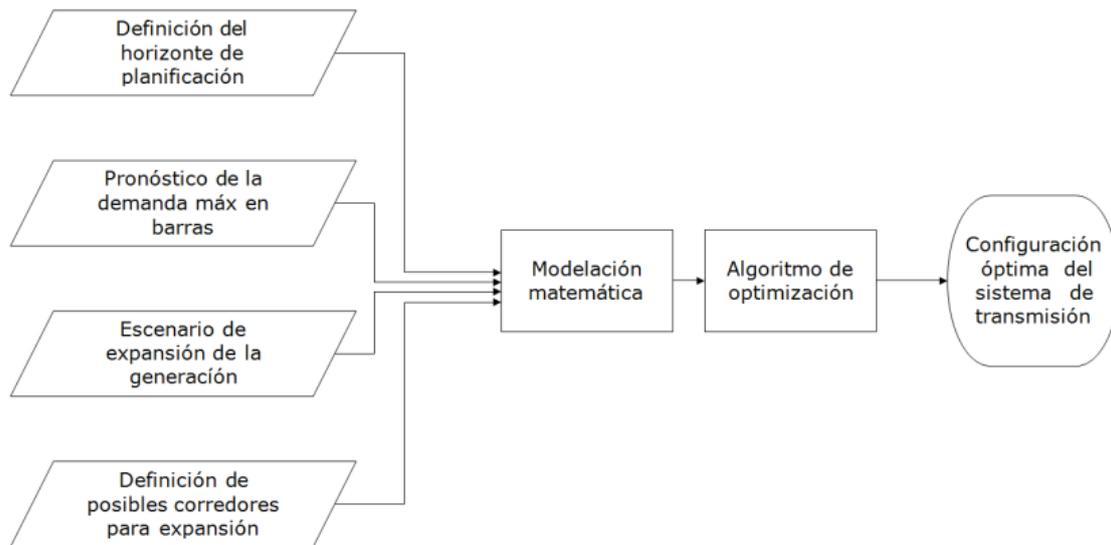


Figura 2.2 Esquema General del problema de expansión del sistema de transmisión [3]

2.7 Modelamiento matemático

Los modelos matemáticos son muy importantes ya que permiten representar problemas de la vida real mediante el uso de formulaciones matemáticas y así poder encontrar una solución a dicho problema de una manera eficaz en tiempos aceptables. Cuanto más exacto sea un modelo matemático más complejo será su solución, por este motivo debe existir un compromiso o relación entre el modelo y la técnica de solución.

Para el problema del PET es fundamental contar con modelos matemáticos capaces de representar el sistema de transmisión. Entre los más utilizados se encuentran el modelo de transportes [1], [5], el modelo híbrido lineal [1], [16], el modelo híbrido no lineal [1], [16], el modelo lineal disyuntivo [1], [17] y el modelo DC [1], [5], [18]. Estos modelos se caracterizan por ser modelos simplificados del sistema de transmisión. En la actualidad el modelo de DC es el que ha sido más utilizado para resolver el problema del PET [2].

La principal desventaja al aplicar el modelo DC en el PET es que el planificador debe modificar y ajustar el planeamiento para poder cumplir con las restricciones del

comportamiento no lineal de los flujos de potencia activa y reactiva. Este ajuste puede provocar costos de inversión muy alejados de la realidad debido a que el modelo DC no toma en cuenta la etapa de planeamiento de fuentes de potencia reactiva.

Para resolver el inconveniente que presentan los modelos simplificados del sistema de transmisión y para lograr una mejor estimación de los costos de inversión es factible utilizar el modelo AC, el cual es el modelo exacto del sistema eléctrico de potencia, este modelo toma en cuenta la compensación shunt en el PET. En la actualidad se conoce que se han desarrollado relativamente no demasiados trabajos para tratar el modelo de AC en el PET, puesto que, al aplicar este modelo, el problema del PET se vuelve un problema muy complejo de programación no lineal, combinatorio, entero mixto (PNLEM), como para ser resuelto por técnicas clásicas de optimización [3]. En [2], [3], [19], [20], [21], [22], [23] se ha utilizado el modelo AC para hacer frente al problema del PET, en los cuales se ha obtenido buenos resultados.

A continuación, se describirá de una manera general los diferentes modelos más utilizados para resolver el problema del PET, además se explicará de una manera detallada el modelo AC desarrollado en [2], [19]. En la siguiente sección se explicará de manera detallada el modelo AC enfocado al PET con incertidumbre que se utilizará en este trabajo.

2.7.1 Modelo del planeamiento estático del sistema de transmisión.

Este Modelo determina los equipos que van hacer añadidos y en donde se colocarán en el futuro, es decir, responde a las preguntas ¿Qué, Cuantos y Dónde? Se van a añadir los equipos (líneas de transmisión, compensación shunt, etc.) en la infraestructura del sistema de transmisión en un horizonte de tiempo y pronóstico de demanda fijo, con el objetivo de obtener una planificación con un costo de inversión y de operación mínimo.

El modelo del planeamiento estático se considera como un problema de optimización, el cual se formula de la siguiente manera [24].

$$\text{Min } v = c(x) + d(y) \quad (2.1)$$

s. a

$$A(x) \geq b \quad (2.2)$$

$$E(x) + F(y) \geq h \quad (2.3)$$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

$c(x)$: Es el costo asociado a las decisiones de inversión.

$d(y)$: Es el costo asociado con las decisiones de operación.

$A(x) \geq b$: Son las restricciones asociadas con las decisiones de inversión.

$E(x) + F(y) \geq h$: Son las restricciones asociadas con las decisiones de operación.

x : Representa las variables de inversión o variables de decisión.

y : Representa las variables de operación.

A partir de las ecuaciones (2.1), (2.2) y (2.3), se han formulado diferentes modelos matemáticos para hacer frente al problema del PET, entre los más utilizados están el modelo de transportes, el modelo híbrido lineal, el modelo híbrido no lineal, el modelo lineal disyuntivo, el modelo DC y el modelo AC que ha sido relativamente poco explorado debido a su gran complejidad.

2.7.2 Modelo de Transportes

Este modelo fue propuesto por Garver en [25] y fue el primer modelo exitoso usado en el problema del PET. Garver propuso este modelo como una alternativa del modelo de AC, debido a la gran complejidad que presentaba, en las faltas de técnicas de solución y a los grandes esfuerzos computacionales.

El modelo de transportes es un modelo simplificado que se basa solamente en satisfacer la primera ley de Kirchhoff sin tomar en cuenta la segunda ley de Kirchhoff. El modelamiento matemático tiene la siguiente formulación [1] [5].

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (2.4)$$

s. a

$$Sf + g = d \quad (2.5)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^0) \bar{f}_{ij} \quad (2.6)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (2.7)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (2.8)$$

n_{ij} entero

f_{ij} irrestricto

$\forall (i, j) \in \Omega$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{ij} : Es el costo de un circuito entre las barras $i - j$.

n_{ij} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $i - j$.

n_{ij}^0 : Es el número de circuitos iniciales del sistema base entre las barras $i - j$.

\bar{n}_{ij} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $i - j$.

f_{ij} : Es el flujo total entre las barras $i - j$.

\bar{f}_{ij} : Es el flujo máximo de un circuito entre las barras $i - j$.

S : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema eléctrico.

f : Es el vector flujos formados por los elementos f_{ij} .

g : Es el vector de generación formado por los elementos g_i que especifican el nivel de generación en la barra i .

\bar{g} : Es el vector de generación máxima en las barras de generación.

d : Es el vector de demanda formado por los elementos d_i que especifican la demanda en la barra i .

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

La función objetivo (2.4) expresa el costo de inversión de los nuevos circuitos candidatos añadidos al sistema. La restricción (2.5) representa la primera ley de Kirchhoff, la restricción de la capacidad de transmisión en los circuitos (líneas, Transformadores) se indica mediante la ecuación (2.6). Las restricciones de los límites de generación en cada barra y del número máximo de circuitos que se pueden adicionar entre las barras $i - j$ (caminos candidatos) se formula mediante las restricciones (2.7) y (2.8) respectivamente.

Este modelo se representa como uno de programación lineal entero mixto (PLEM), el cual puede resolver problemas de sistemas conexos como de sistemas altamente aislados debido a que el modelo de transportes no depende de las reactancias de los circuitos. Una desventaja importante que hay que tener en cuenta al utilizar este modelo es que su solución puede estar alejada de la solución óptima debido a que no obligatoriamente cumple la segunda ley de Kirchhoff.

2.7.3 Modelo híbrido no lineal

El modelo híbrido es una fusión entre el modelo de transportes y el modelo DC, en el cual se propone que se satisfaga en todas las barras del sistema la primera ley y la segunda ley de Kirchhoff en los lazos existentes de la topología base del sistema.

En el modelo híbrido no lineal se considera que:

- Para los caminos en los que existen circuitos de acuerdo a la topología base se deben cumplir las dos leyes de Kirchhoff.
- En cambio, para los caminos nuevos en donde no existen circuitos solo debe cumplir la primera ley de Kirchhoff.

El modelamiento matemático tiene la siguiente formulación [16]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (2.9)$$

s. a

$$Sf + g = d \quad (2.10)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(n_{ij} + n_{ij}^0)(\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i,j) \in \Omega_1 \quad (2.11)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^0) \bar{f}_{ij} \quad \forall (i,j) \in \Omega_2 \quad (2.12)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (2.13)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (2.14)$$

n_{ij} entero

f_{ij} irrestricto

$\forall (i,j) \in \Omega$

θ_j irrestricto $\forall j \in \Omega_3$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{ij} : Es el costo de un circuito entre las barras $i - j$.

n_{ij} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $i - j$.

n_{ij}^0 : Es el número de circuitos iniciales del sistema base entre las barras $i - j$.

\bar{n}_{ij} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $i - j$.

f_{ij} : Es el flujo total entre las barras $i - j$.

\bar{f}_{ij} : Es el flujo máximo de un circuito entre las barras $i - j$.

S : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema eléctrico.

f : Es el vector de flujos formados por los elementos f_{ij} .

g : Es el vector de generación formado por los elementos g_i que especifican el nivel de generación en la barra i .

\bar{g} : Es el vector de generación máxima en las barras de generación.

d : Es el vector de demanda formado por los elementos d_i que especifican la demanda en la barra i .

γ_{ij} : Es la susceptancia de un circuito entre las barras $i - j$.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

Ω_1 : Es el conjunto de circuitos existentes en la topología base.

Ω_2 : Es el conjunto de circuitos que corresponden a los nuevos caminos.

Ω_3 : Es el conjunto de barras que forman parte de la topología base.

θ_j : Representa los ángulos de fase de las barras que existen en la topología base.

La primera y la segunda ley de Kirchhoff se expresan mediante las restricciones (2.10) y (2.11) respectivamente. Este modelo resulta más complejo de resolver que el modelo de transportes debido, a que corresponde a un problema de programación no lineal entero mixto (PNLEM).

2.7.4 Modelo híbrido lineal

El modelo híbrido lineal se considera como un problema de programación lineal entero mixto (PLEM), el cual es una alternativa diferente del modelo híbrido. En este modelo todas las adiciones de circuitos tienen que cumplir solamente la primera ley de Kirchhoff, en cambio los circuitos de la topología base tienen que cumplir la primera y segunda ley de Kirchhoff. El modelamiento matemático tiene la siguiente formulación [16]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (2.15)$$

s. a

$$Sf' + S_0 f^0 + g = d \quad (2.16)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij} n_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i,j) \in \Omega_1 \quad (2.17)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \bar{f}_{ij} \quad \forall (i,j) \in \Omega_1 \quad (2.18)$$

$$|f'_{ij}| \leq n_{ij} \bar{f}_{ij} \quad \forall (i, j) \in \Omega_2 \quad (2.19)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (2.20)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (2.21)$$

n_{ij} entero

f_{ij}^0, f'_{ij} irrestricto

θ_j irrestricto $\forall j \in \Omega_3$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{ij} : Es el costo de un circuito entre las barras $i - j$.

n_{ij} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $i - j$.

n_{ij}^0 : Es el número de circuitos iniciales del sistema base entre las barras $i - j$.

\bar{n}_{ij} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $i - j$.

f'_{ij} : Es el vector de flujos de los circuitos agregados entre las barras $i - j$.

f_{ij}^0 : Es el vector de flujos de los circuitos existentes entre las barras $i - j$ de la topología base.

\bar{f}_{ij} : Es el flujo máximo de un circuito entre las barras $i - j$.

S : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema eléctrico completo.

S_0 : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema de la topología base.

g : Es el vector de generación formado por los elementos g_i que especifican el nivel de generación en la barra i .

\bar{g} : Es el vector de generación máxima en las barras de generación.

d : Es el vector de demanda formado por los elementos d_i que especifican la demanda en la barra i .

γ_{ij} : Es la susceptancia de un circuito entre las barras $i - j$.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

Ω_1 : Es el conjunto de circuitos existentes en la topología base.

Ω_2 : Es el conjunto de circuitos que corresponden a los nuevos caminos.

Ω_3 : Es el conjunto de barras que forman parte de la topología base.

θ_j : Representa los ángulos de fase de las barras que existen en la topología base.

2.7.5 Modelo DC

El uso del modelo DC tradicionalmente ha sido la práctica común para resolver el problema del PET, en este modelo se deben satisfacer la primera y segunda ley de Kirchhoff volviendo a la técnica de solución más compleja, pero logra una estimación de los costos de inversión y operación más realistas que en los modelos anteriores.

Es decir, el modelo DC considera que:

- Todas las barras del sistema o configuración deben cumplir la primera ley de Kirchhoff.
- Y todos los lazos existentes en el sistema deben cumplir la segunda ley de Kirchhoff.

Aunque este modelo presenta soluciones más realistas en comparación con los modelos presentados anteriormente, una desventaja importante que tiene es que al utilizar este modelo en el problema del PET el planificador debe modificar y ajustar el planeamiento para poder cumplir con las restricciones del comportamiento no lineal real de los flujos de potencia activa y reactiva, debido a que el modelo no toma en cuenta la etapa de planeamiento de fuentes de potencia reactiva. El realizar tal ajuste, puede dar lugar a costos de inversión estimados erróneos.

En el modelamiento matemático se ha considerado la adición de generadores artificiales en las barras de demanda o carga con respecto al modelo básico, esto permite a que el problema del PET sea más fácil de resolver. Su formulación es la siguiente [1]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{k \in \Gamma} r_k \quad (2.22)$$

s. a

$$Sf + g + r = d \quad (2.23)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}(\theta_i - \theta_j)(n_{ij}^0 + n_{ij}) = 0 \quad (2.24)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad (2.25)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (2.26)$$

$$0 \leq r \leq d \quad (2.27)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (2.28)$$

n_{ij} entero

$$f_{ij} \text{ irrestricto}$$
$$\theta_j \text{ irrestricto}$$
$$\forall (i, j) \in \Omega$$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{ij} : Es el costo de un circuito entre las barras $i - j$.

n_{ij} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $i - j$.

n_{ij}^0 : Es el número de circuitos iniciales del sistema base entre las barras $i - j$.

\bar{n}_{ij} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $i - j$.

f_{ij} : Es el flujo total entre las barras $i - j$.

f : Es el vector de flujos formados por los elementos f_{ij} .

\bar{f}_{ij} : Es el flujo máximo de un circuito entre las barras $i - j$.

S : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema eléctrico completo.

g : Es el vector de generación formado por los elementos g_i que especifican el nivel de generación en la barra i .

\bar{g} : Es el vector de generación máxima en las barras de generación.

d : Es el vector de demanda formado por los elementos d_i que especifican la demanda en la barra i .

γ_{ij} : Es la susceptancia de un circuito entre las barras $i - j$.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

θ_i : Representa el ángulo de fase de la barra i .

θ_j : Representa el ángulo de fase de la barra j adyacente a la barra i .

r : Es el vector de los generadores artificiales.

α : Es el factor de penalización para los generadores artificiales.

Γ : Es el conjunto de todas las barras p en donde hay demanda.

Al utilizar los generadores artificiales en la función objetivo (2.22) se presenta un problema con mayor número de variables, pero más fácil de resolver. Los generadores artificiales permiten que la demanda siempre sea satisfecha con las diferentes configuraciones que se prueban al momento de aplicar la técnica de solución. Al aplicar un generador artificial o ficticio en una barra un factor de penalización está presente en

la función objetivo el cual tiene un costo elevado haciendo a la configuración poco atractiva como para que sea la solución óptima. Por ese motivo la solución final será aquella en el que el número de generadores artificiales usados para la solución sea cero.

Las restricciones (2.23) y (2.24) hacen referencia a la primera y segunda ley de Kirchhoff respectivamente, los límites de la capacidad de transmisión de los circuitos se representan por la restricción (2.25), en cambio las ecuaciones (2.26) y (2.27) hacen referencia a los límites de generación de los generadores existentes y generadores artificiales, y por último la restricción (2.28) representa el número máximo y mínimo de líneas que se pueden añadir en un camino candidato.

2.7.6 Modelo lineal disyuntivo

Este modelo es una modificación del modelo DC, que se logra mediante la incorporación de un parámetro M de valor muy grande. Este parámetro permite la transformación de un problema cuadrático no lineal con variables reales y binarias como el modelo DC a un problema lineal con variables reales y binarias, logrando así un problema de programación lineal entero mixto (PLEM). El modelamiento matemático tiene la siguiente formulación [1].

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} y_{ij} + \alpha \sum_{k \in \Gamma} r_k \quad (2.29)$$

s. a

$$S_0 f^0 + S_1 f^1 + g + r = d \quad (2.30)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i,j) \in \Omega_1 \quad (2.31)$$

$$f_{ij}^1 - \gamma_{ij}^1 (\theta_i - \theta_j) \leq M(1 - y_{ij}) \quad (2.32)$$

$$f_{ij}^1 - \gamma_{ij}^1 (\theta_i - \theta_j) \geq -M(1 - y_{ij}) \quad (2.33)$$

$$|f_{ij}^0| \leq \bar{f}_{ij} \quad (2.34)$$

$$|f_{ij}^1| \leq \bar{f}_{ij} y_{ij} \quad (2.35)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (2.36)$$

$$0 \leq r \leq d \quad (2.37)$$

f_{ij}^0, f_{ij}^1 irrestrictos

θ_j irrestricto

$$y_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall (i,j) \in \Omega_T$$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{ij} : Es el costo de un circuito entre las barras $i - j$.

f'_{ij} : Es el vector de flujos de los circuitos agregados entre las barras $i - j$.

f_{ij}^0 : Es el vector de flujos de los circuitos existentes entre las barras $i - j$ de la topología base.

\bar{f}_{ij} : Es el flujo máximo de un circuito entre las barras $i - j$.

g : Es el vector de generación formado por los elementos g_i que especifican el nivel de generación en la barra i .

\bar{g} : Es el vector de generación máxima en las barras de generación.

d : Es el vector de demanda formado por los elementos d_i que especifican la demanda en la barra i .

γ_{ij} : Es la susceptancia de un circuito entre las barras $i - j$.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

Ω_1 : Es el conjunto de circuitos existentes en la topología base.

θ_i : Representa el ángulo de fase de la barra i .

θ_j : Representa el ángulo de fase de la barra j adyacente a la barra i .

r : Es el vector de los generadores artificiales.

α : Es el factor de penalización para los generadores artificiales.

Γ : Es el conjunto de todas las barras k en donde hay demanda.

y_{ij} : Es una variable binaria que toma el valor de 1 cuando se adiciona un circuito entre las barras $i - j$, caso contrario toma el valor de 0.

M : Representa un valor muy grande.

S_0 : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema de la topología base.

S_1 : Es la matriz de incidencia de ramas del sistema de los circuitos candidatos considerados como variables binarias y con flujos f^1 .

Aunque este modelo es más fácil de resolver debido a que se convierte en un problema PLEM la dimensión del problema aumenta debido a la adición de las variables binarias, además hay que tener en cuenta que se tiene que estimar un valor adecuado del parámetro M para que la solución mediante este modelo sea factible.

2.7.7 Modelo AC

El modelo AC es el modelo exacto del sistema eléctrico de potencia, este modelo resuelve el problema que presentan los modelos simplificados descritos anteriormente los cuales no toman en cuenta la etapa de planeamiento de fuentes de potencia reactiva. El modelo de AC toma en cuenta la compensación shunt en el PET, y al aplicar este modelo, el PET se vuelve un problema muy complejo de programación no lineal combinatorio entero mixto (PNLEM), como para ser resuelto por técnicas clásicas de optimización [3]. Debido a esta gran complejidad es que se han desarrollado pocos trabajos de investigación utilizando el modelo AC en el PET.

El modelamiento matemático del modelo AC ha sido obtenido de [2] y [19], en donde se desarrolla la modelación matemática en dos partes:

- El problema de expansión.
- El problema operacional.

Mediante la función objetivo (2.38) el problema de expansión tiene como objetivo principal minimizar el costo de inversión total de la adición de las nuevas líneas de transmisión y el costo de la desconexión de carga. La desconexión de carga tanto activa como reactiva se la modela por medio de generadores artificiales en todas las barras PQ, de modo que al aplicar la técnica de solución en alguna topología de prueba en donde los generadores existentes no son capaces de abastecer la demanda, entraran en funcionamiento los generadores artificiales suministrando la energía necesaria a la carga para que la topología de prueba llegue a la convergencia.

El modelamiento matemático del problema de expansión tiene la siguiente formulación [2], [19].

$$\text{Min } v = \sum_{(k,l) \in \Omega} c_{kl} n_{kl} + w \quad (2.38)$$

s. a

$$0 \leq n \leq \bar{n}; \quad n \text{ entero} \quad (2.39)$$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

c_{kl} : Es el costo de un circuito entre las barras $k-l$.

n_{kl} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $k-l$.

n : Es el número total de circuitos (adicionados y existentes) entre las barras $k-l$.

\bar{n} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $k-l$.

w : Es el costo de la desconexión de carga.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

El problema operacional en cambio proporciona el costo de la desconexión de carga en cada topología de transmisión para el problema de expansión. Para la solución del problema operacional se utiliza el flujo óptimo AC, en la función objetivo se incluye la desconexión de carga modelada a partir de generadores artificiales colocados en las barras PQ, de tal modo, que sea mínima la desconexión de la carga activa y reactiva.

El modelamiento matemático del problema operacional tiene la siguiente formulación [2], [19].

$$\text{Min } w = \sum_{k \in \Lambda} (\alpha_1 r_{Pk} + \alpha_2 r_{Qk}) \quad (2.40)$$

s. a

$$P(V, \theta) - P_G + P_D - r_P = 0 \quad (2.41)$$

$$Q(V, \theta) - Q_G + Q_D - r_Q = 0 \quad (2.42)$$

$$\underline{P}_G \leq P_G \leq \bar{P}_G \quad (2.43)$$

$$\underline{Q}_G \leq Q_G \leq \bar{Q}_G \quad (2.44)$$

$$\underline{r}_P \leq r_P \leq \bar{r}_P \quad (2.45)$$

$$\underline{r}_Q \leq r_Q \leq \bar{r}_Q \quad (2.46)$$

$$\underline{V} \leq V \leq \bar{V} \quad (2.47)$$

$$S^{from} \leq \bar{S} \quad (2.48)$$

$$S^{to} \leq \bar{S} \quad (2.49)$$

θ , *irrestringido*

Donde:

w : Es el costo de la desconexión de carga.

α_1 : Es el costo de la desconexión de carga de potencia activa.

α_2 : Es el costo de la desconexión de carga de potencia reactiva.

r_P : Es el generador artificial de potencia activa.

r_Q : Es el generador artificial de potencia reactiva.

P_G : Es el vector de potencia activa de generación.

P_D : Es el vector de potencia activa de demanda.

\bar{P}_G : Es el vector de máxima potencia activa de generación.

Q_G : Es el vector de potencia reactiva de generación.

Q_D : Es el vector de potencia reactiva de demanda.

\bar{Q}_G : Es el vector de máxima potencia reactiva de generación.

V : Es el vector de las magnitudes de voltajes.

\bar{V} : Es el vector de máximas magnitudes de voltajes.

θ : Representa el vector de ángulos de fase.

Λ : Es el conjunto de todas las barras que tienen carga.

La función objetivo del problema operacional se modela mediante la ecuación (2.40), las restricciones del flujo de potencia de AC se representan mediante las ecuaciones (2.41) y (2.42), las restricciones de los límites de generación de los generadores están relacionadas mediante las ecuaciones (2.43) y (2.44), en cambio las restricciones (2.45) y (2.46) corresponden a los límites de generación de los generadores artificiales. La restricción (2.47) hace referencia a los límites de magnitudes de voltajes. Las restricciones del flujo de potencia aparente a través de las líneas de transmisión entre las barras $k-l$ se expresan mediante las ecuaciones (2.48) y (2.49).

En [3] y [26] se pueden encontrar las ecuaciones para los elementos de los vectores $P(V, \theta)$ y $Q(V, \theta)$.

2.8 Planeamiento de la expansión del sistema de transmisión considerando incertidumbre.

El problema del planeamiento de la expansión del sistema de transmisión se lo ha resuelto normalmente tomando en cuenta un pronóstico de generación y de carga fijos, sin considerar que estos valores pueden variar. Sin embargo, existen muchas fuentes de incertidumbre que están asociadas al sistema eléctrico de potencia. En el largo plazo, la mayor fuente de incertidumbre en un sistema eléctrico reside en el crecimiento de la demanda y en los planes de expansión del sistema de generación.

El crecimiento de la demanda está relacionado al incremento de las necesidades de la sociedad y al avance del desarrollo tecnológico que ha ido evolucionando. Debido a este crecimiento y a la contaminación global, se ha llevado a cabo a desarrollar nuevas tecnologías de generación poniendo especial interés en las fuentes de energías

renovables, debido a que estas permiten generar energía eléctrica limpia con el menor impacto ambiental, garantizando así la sostenibilidad del planeta.

La potencia de generación de energías renovables (eólica, solar, hidráulica, biomasa, mareomotriz, etc.) no debe ser vista como un valor fijo, debido a que depende de fenómenos meteorológico no controlables. Por tal motivo, es importante tomar en cuenta esta incertidumbre en el problema del PET, que dará como resultado planes de expansión más robustos a largo plazo.

La planificación robusta permite obtener planes de expansión capaces de hacer frente a la incertidumbre de modo que las variaciones menores no deban afectar su solidez. Esto se lo realiza mediante la generación de múltiples escenarios que permiten evaluar la variación de los factores externos sujetos a distintas restricciones.

La proyección de expansión del sistema de transmisión con incertidumbre hace el problema aún más complejo de resolver. Para enfrentar este inconveniente es necesario ingresar datos estocásticos en la generación y demanda al PET, con el fin de obtener una solución óptima de la configuración deseada del sistema de transmisión. La modelación de las fuentes renovables no gestionables y demanda se las realiza mediante funciones de distribución de probabilidad, a partir de datos históricos medidos. En [10] se define a la generación eólica como una función de distribución de probabilidad de Weibull y la demanda se asimila a una función de distribución de probabilidad normal.

Se conoce que hasta la fecha se han realizado trabajos relacionados con el problema del planeamiento de la expansión del sistema de transmisión considerando incertidumbre utilizando solo el modelo DC, algunos de estos trabajos se pueden encontrar en [5], [6], [7], [8]. Quedando el uso del modelo AC para resolver el problema del PET considerando incertidumbre excluido debido a la gran complejidad que presenta. Por este motivo en este trabajo se realiza la implementación de un algoritmo simheurístico para poder tratar el problema del PET considerando incertidumbre mediante el modelo AC.

La formulación matemática que se propone en este trabajo para el problema del PET considerando incertidumbre mediante el modelo AC es similar al presentado en el punto anterior, pero con la diferencia que se obtiene el valor esperado asociado a la función objetivo y las funciones de densidad de probabilidad asociadas a la generación y demanda. Si se aborda de igual manera al problema en dos partes: problema de expansión y problema operacional.

El problema de expansión se lo expresa de la siguiente manera.

$$\text{Min } v = E \left[\sum_{(k,l) \in \Omega} c_{kl} n_{kl} + w \right] \quad (2.50)$$

s. a

$$0 \leq n \leq \bar{n}; \quad n \text{ entero} \quad (2.51)$$

Donde:

v : Es el costo de inversión total debido a la adición de los nuevos circuitos al sistema.

E : Representa una medida del valor esperado asociada a la función de costo.

c_{kl} : Es el costo de un circuito entre las barras $k-l$.

n_{kl} : Es el número de circuitos adicionados entre las barras $k-l$.

n : Es el número total de circuitos (adicionados y existentes) entre las barras $k-l$.

\bar{n} : Es el número máximo de circuitos que pueden ser agregados al sistema entre las barras $k-l$.

w : Es el costo de la desconexión de carga.

Ω : Es el conjunto de caminos del sistema.

Mediante la función objetivo (2.50) la cual está sujeta a un valor esperado debido a la presencia de la incertidumbre en la demanda y generación, el problema de expansión tiene como objetivo principal minimizar el costo de inversión total de la adición de las nuevas líneas de transmisión y el costo de la desconexión de carga. Como se mencionó en el punto anterior la desconexión de carga tanto activa como reactiva se la modela por medio de generadores artificiales en todas las barras PQ, de modo que los generadores artificiales suministren energía eléctrica cuando los generadores existentes o la red de transmisión no sean capaces de abastecer la demanda al momento de evaluar una topología de prueba, garantizando de esta forma la convergencia de la topología.

El problema operacional mediante la función objetivo (2.52) proporciona el costo de la desconexión de carga para cada topología de transmisión de prueba para el PET. Se utiliza el flujo óptimo AC para solventar el problema operacional.

La formulación del problema operacional es.

$$\text{Min } w = \sum_{k \in \Lambda} (\alpha_1 r_{Pk} + \alpha_2 r_{Qk}) \quad (2.52)$$

s. a

$$P(V, \theta) - U(P_G) + T(P_D) - r_P = 0 \quad (2.53)$$

$$Q(V, \theta) - U(Q_G) + T(Q_D) - r_Q = 0 \quad (2.54)$$

$$U(\underline{P}_G) \leq U(P_G) \leq U(\bar{P}_G) \quad (2.55)$$

$$U(\underline{Q}_G) \leq U(Q_G) \leq U(\bar{Q}_G) \quad (2.56)$$

$$\underline{r}_P \leq r_P \leq \bar{r}_P \quad (2.57)$$

$$\underline{r}_Q \leq r_Q \leq \bar{r}_Q \quad (2.58)$$

$$\underline{V} \leq V \leq \bar{V} \quad (2.59)$$

$$S^{from} \leq \bar{S} \quad (2.60)$$

$$S^{to} \leq \bar{S} \quad (2.61)$$

θ , *irrestringido*

Donde:

w : Es el costo de la desconexión de carga.

α_1 : Es el costo de la desconexión de carga de potencia activa.

α_2 : Es el costo de la desconexión de carga de potencia reactiva.

r_P : Es el generador artificial de potencia activa.

r_Q : Es el generador artificial de potencia reactiva.

T : Representa la función de densidad de probabilidad a la cual está asociada la demanda.

U : Representa la función de densidad de probabilidad a la cual está asociada la generación.

P_G : Es el vector de potencia activa de generación.

P_D : Es el vector de potencia activa de demanda.

\bar{P}_G : Es el vector de máxima potencia activa de generación.

Q_G : Es el vector de potencia reactiva de generación.

Q_D : Es el vector de potencia reactiva de demanda.

\bar{Q}_G : Es el vector de máxima potencia reactiva de generación.

V : Es el vector de las magnitudes de voltajes.

\bar{V} : Es el vector de máximas magnitudes de voltajes.

θ : Representa el vector de ángulos de fase.

Λ : Es el conjunto de todas las barras que tienen carga.

Como se puede observar las ecuaciones presentadas para la formulación del PET considerando incertidumbre mediante el modelo AC, son similares a las presentadas en [2], [19], pero con la diferencia que en este caso se agrega la incertidumbre en la generación y demanda, a partir de funciones de densidad de probabilidad asociadas (ver ecuaciones (2.53), (2.54), (2.55) y (2.56)). En donde, las ecuaciones (2.53) y (2.54) representan las restricciones del flujo de potencia AC, las restricciones de los límites de generación de los generadores se expresan mediante (2.55) y (2.56), en cambio las restricciones (2.57) y (2.58) corresponden a los límites de generación de los generadores artificiales. Las restricciones (2.59) expresa los límites de magnitudes de voltajes, y las restricciones (2.60) y (2.61) representan el flujo aparente a través de las líneas de transmisión.

Los elementos de los vectores $P(V, \theta)$ y $Q(V, \theta)$ se calculan de la siguiente manera.

$$P_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \cos \theta_{kl} + B \sin \theta_{kl}] \quad (2.62)$$

$$Q_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \sin \theta_{kl} - B \cos \theta_{kl}] \quad (2.63)$$

En cambio los valores de S^{from} y S^{to} se calculan por medio de las ecuaciones (2.64) y (2.65) respectivamente.

$$S_{kl}^{from} = \sqrt{((P_{kl}^{from})^2 + (Q_{kl}^{from})^2)} \quad (2.64)$$

$$S_{kl}^{to} = \sqrt{((P_{kl}^{to})^2 + (Q_{kl}^{to})^2)} \quad (2.65)$$

Donde:

M Es el conjunto de caminos del sistema carga.

θ_{kl} : Es la diferencia del ángulo de fase entre las barras $k - l$.

G_{kl} y B_{kl} : Son los elementos reales e imaginarios de la matriz de admitancias respectivamente.

En [26] y [3] se pueden encontrar las ecuaciones para los valores de G_{kl} , B_{kl} , P_{kl}^{from} , Q_{kl}^{from} , P_{kl}^{to} y Q_{kl}^{to} .

Hay que tener en cuenta que el coeficiente de costo α_1 puede tomar valores elevados para poder penalizar la función objetivo y al aplicar la técnica de solución en el proceso iterativo se excluya los planes de expansión costosos, esto evita que en el plan de expansión final encontrado ocurra desconexión de carga.

El modelamiento del costo de la compensación shunt se la formula mediante la desconexión de carga de potencia reactiva por el término $\alpha_2 r_{Qk}$ en la función objetivo (2.52). Mediante la Figura 2.3 se puede observar que el costo de la compensación shunt se representa por medio de una función lineal a tramos. De este modo los costos de compensación shunt son siempre positivos tanto para la compensación reactiva como inductiva [2], [19].

Para el caso de que la compensación sea capacitiva es decir habrá inyección de potencia positiva, el coeficiente α_2 se modela como positivo. En cambio si la compensación es inductiva se inyectara potencia negativa de modo que el coeficiente α_2 será negativo. Al hacer esto lo costos de compensación shunt serán siempre positivos [2], [19].

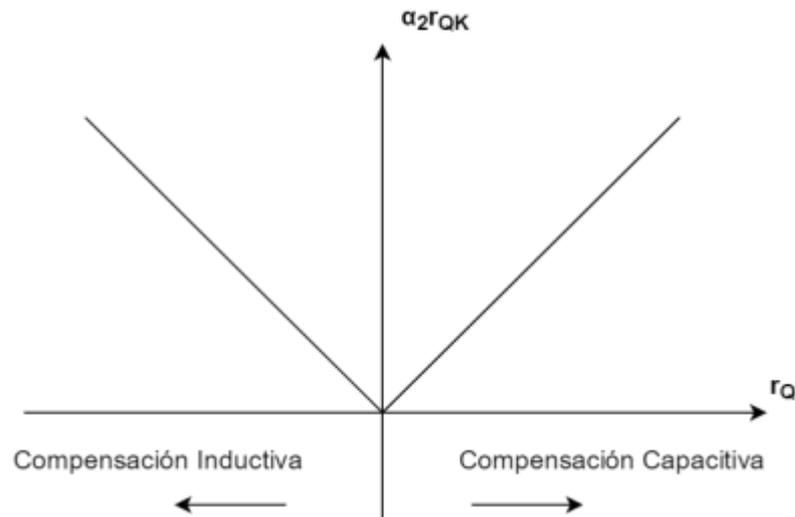


Figura 2.3 Esquema de costos de la compensación shunt [3]

Para determinar qué valor corresponde a la generación y demanda según su función de probabilidad se utiliza una técnica de simulación que proporciona valores aleatorios, en este trabajo se utiliza la técnica de simulación de Montecarlo. El procedimiento que se utiliza en este trabajo para resolver el PET considerando incertidumbre, el algoritmo de optimización, la técnica de simulación Montecarlo y las funciones de densidad de probabilidad que se utiliza para generación y demanda se describen en los capítulos posteriores.

2.9 Técnicas de Solución.

Para resolver el problema del PET mediante los modelos matemáticos descritos anteriormente se han utilizado las siguientes técnicas de solución.

- Métodos de optimización clásicos.
- Métodos heurísticos.
- Métodos metaheurísticos.

2.9.1 Métodos de optimización clásicos.

Estos algoritmos utilizan un procedimiento de cálculo para resolver el modelo matemático propuesto para el problema del PET y así poder encontrar una solución óptima. Se han realizado varias investigaciones utilizando algoritmos clásicos de optimización para resolver el problema del planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión tales como [27].

- Programación lineal.
- Programación no lineal
- Programación entera.
- Programación entera mixta.
- Programación dinámica.
- Método de descomposición de Benders.
- Algoritmo de Branch and Bound.

2.9.2 Métodos heurísticos.

Los algoritmos heurísticos se basan en procedimientos de paso a paso, de forma sistemática, los cuales encuentran una solución óptima a partir de una configuración o topología base. A pesar de ser algoritmos de fácil implementación y que encuentran soluciones razonables, la solución encontrada está lejos de ser la solución óptima para el PET. Algunos algoritmos heurísticos aplicados al problema del PET se pueden encontrar en [28], [29] y [30].

2.9.3 Métodos metaheurísticos.

Los algoritmos metaheurísticos son técnicas de solución que permiten resolver problemas con una alta complejidad de análisis, proporcionando soluciones de buena calidad en un tiempo viable. Las metaheurísticas pueden concebirse como estrategias generales de diseño de procedimientos heurísticos para la resolución de problemas de alta complejidad. Las estrategias metaheurísticas normalmente son utilizadas en



problemas que no tienen un algoritmo específico que entregue una solución satisfactoria [9]. Al utilizar algoritmos metaheurísticos y combinando con procedimientos de búsqueda local se puede llegar a desarrollar un algoritmo capaz de escapar de mínimos locales lo que produce una técnica de solución más robusta para encontrar una solución óptima dentro del espacio de búsqueda. Algunos algoritmos metaheurísticos utilizados para el problema del PET son los siguientes [27], [31].

- Recocido simulado.
- Búsqueda de Tabú.
- Algoritmos evolutivos.
- Enjambre de partículas.
- Colonia de hormigas
- Algoritmos genéticos.
- Técnicas inteligentes híbridas artificiales.

CAPITULO 3

HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS BASADAS EN OPTIMIZACIÓN SIMHEURÍSTICAS PARA RESOLVER PROBLEMAS CONSIDERANDO INCERTIDUMBRE.

3.1 Introducción

Los problemas que se presentan en la vida real, como por ejemplo aplicaciones en la producción, transporte, logística, salud, economía, etc., son normalmente problemas de optimización combinatoria (POC) de naturaleza NP-Hard los cuales están expuestos a grandes cambios por la gran variabilidad del entorno que los rodea. Se han desarrollado algoritmos metaheurísticos para hacer frente a los POC y así obtener soluciones de una alta calidad en tiempos computacionales aceptables, asumiendo normalmente que los datos de entrada en el problema, el conjunto de restricciones y la función objetivo son deterministas.

Los modelos determinísticos simplifican los sistemas de la vida real, debido a que no toman en cuenta a la incertidumbre que siempre está presente en nuestro entorno. Para resolver los modelos determinísticos se utilizan procedimientos con un valor fijo, en donde, se encuentra siempre un mismo resultado haciendo que la solución sea subóptima o que incluso la solución no sea factible para los problemas que se presentan en la vida real. Por este motivo es necesario desarrollar técnicas que hagan frente a problemas estocásticos de optimización combinatoria (PEOC) para encontrar soluciones robustas que no se alteren con la incertidumbre que puede existir.

Se ha desarrollado una metodología que fusiona técnicas de simulación con algoritmos metaheurísticos conocida como simheurística que permite hacer frente a la incertidumbre en los problemas de la vida real. Las simheurísticas también permiten que se introduzcan criterios de análisis para la confiabilidad y el riesgo durante la solución de los PEOC, y así obtener soluciones de una alta calidad.

A continuación, se explicará de una manera más detallada la simheurística, las técnicas de simulación más utilizadas y se describirá algunas aplicaciones de las simheurísticas aplicadas a diferentes campos de la vida real.

3.2 Simheurística

Los problemas estocásticos de optimización combinatoria son problemas que se presentan en la vida real, esto ocasiona que sea muy importante desarrollar técnicas de solución para hacerlos frente, los algoritmos simheurísticos son una metodología que se ha desarrollado para hacer frente al comportamiento estocástico o no determinista que se presenta en la vida real.

Los algoritmos simheurísticos son un enfoque particular de la Simulación de Optimización (SimOpt), que fusiona técnicas de simulación con algoritmos heurísticos o metaheurísticos, con el fin de hacer frente a los PEOC [32], [33], [34]. (Figura 3.1)

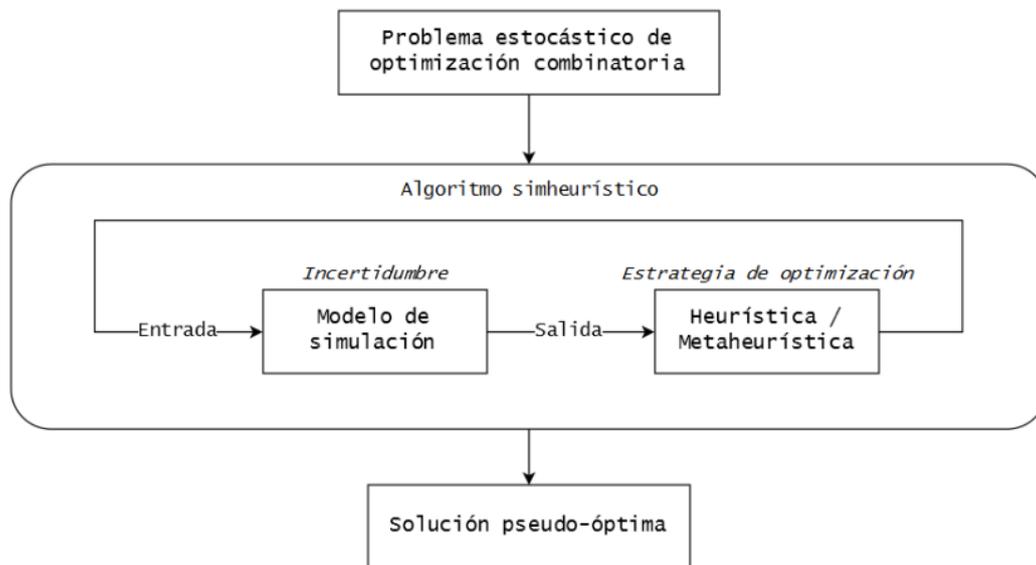


Figura 3.1 Enfoque general de la Simheurística [34]

Las técnicas de simulación permiten modelar el comportamiento estocástico del problema, por ejemplo, la simulación de Montecarlo, enfoques basados en agentes, simulación de eventos discretos, etc., pero no son una herramienta de optimización en sí, por otro lado, los algoritmos heurísticos o metaheurísticos permiten encontrar una solución óptima al problema, pero no toman en cuenta el comportamiento estocástico. Por este motivo al relacionar o fusionar las técnicas de simulación con los algoritmos de optimización es posible tratar con los problemas estocásticos que se presentan en la vida real.

Los componentes estocásticos que se presentan, se pueden ubicar tanto en la función objetivo como en el conjunto de restricciones. Si se tiene un registro de datos históricos del comportamiento estocástico es posible modelarlo a partir de funciones de distribución de probabilidad y así mediante las técnicas de simulación encontrar modelos

más flexibles y precisos. La simulación permite que las metaheurísticas altamente eficientes para resolver problemas deterministas también se puedan extender para resolver problemas estocásticos de optimización combinatoria.

En resumen, el enfoque simheurístico se utiliza para resolver problemas estocásticos de optimización combinatoria de la forma [33].

$$\text{Min } f(s) = E[C(s)] \text{ o alternativamente } \text{Max } f(s) = E[B(s)] \quad (3.1)$$

s. a

$$P(q_i(s) \geq I_i) \geq k_i \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (3.2)$$

$$h_j(s) \leq r_j \quad \forall j = 1, 2, \dots, m \quad (3.3)$$

$$s \in \mathbb{S} \quad (3.4)$$

Donde:

\mathbb{S} : Representa el espacio discreto de las posibles soluciones del problema.

$C(s)$: Representa la función de costo estocástico.

$B(s)$: Representa la función de ganancia estocástica.

$E[C(s)]$: Representa una medida de interés probabilístico asociada a la función de costo.

$E[B(s)]$: Representa una medida de interés probabilístico asociada a la función de ganancia.

La ecuación (3.2) considera las restricciones probabilísticas relacionadas con el problema estocástico por ejemplo la probabilidad de que la calidad del servicio $q(s)$ alcance un máximo I , que esté por encima de un valor k esperado definido por el usuario. En cambio, la ecuación (3.3) representa a las restricciones típicas determinísticas en POC.

3.3 Simulación

Una manera de enfrentar el PEOC con las simheurísticas es a través de simulación, la simulación en [34] define, '*como la imitación de un sistema, es decir, replicar o copiar el comportamiento de algo*'. Generalmente para su desarrollo se basa en el ingreso de datos aleatorios sesgado en programaciones metaheurísticos, con el fin de obtener un conjunto óptimo de soluciones prometedoras lo más exacto posible al comportamiento real del sistema, con lo cual, genera un perfil de probabilidades para la mejor toma de decisiones frente al problema con incertidumbre. El contorno de estudio para el método de simulación se divide en estática y dinámica [34].

- a.) **Simulación Estática:** se basa en el comportamiento del sistema en un punto del tiempo especificado.
- b.) **Simulación Dinámica:** reproduce el progreso a través del tiempo de un sistema.

Es importante planificar para cualquier campo de aplicación un sistema seguro y fiable para el desarrollo de la construcción y operación, la simulación permite saber por ejemplo; el comportamiento complejo del sistema en la vida real, el requerimiento óptimo del recurso para inversión y operación, y detectar posibles problemas en la construcción, al conocer el comportamiento del sistema se puede desarrollar posibles soluciones con el uso de tecnologías, con el objetivo de prevenir e investigar la elaboración del modelo. Caso contrario experimentar con el sistema ya construido es costoso, inapropiado y a su vez se vuelve peligroso.

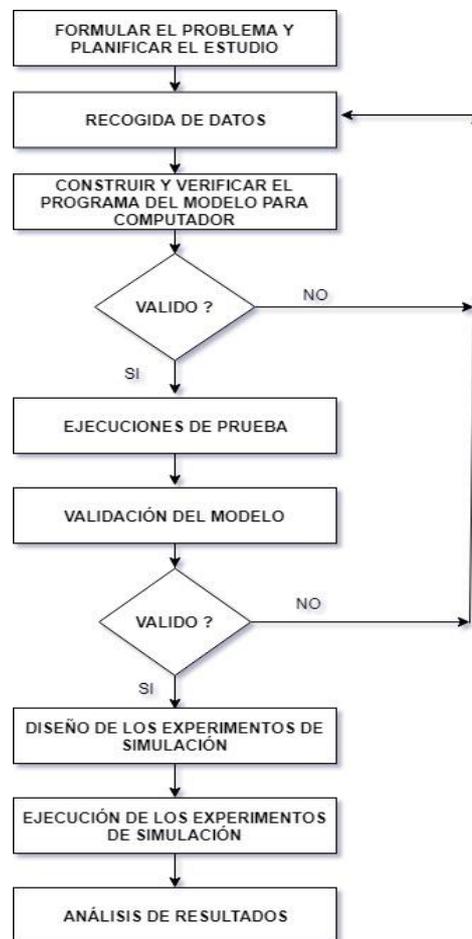


Figura 3.2 Etapas de un estudio de simulación [35]

Las etapas de proceso (Figura 3.2) para la simulación ante un proyecto a construir son [35]:

- Descripción del problema.

- Modelación matemática del sistema.
- Construcción y verificación del programa del modelo.
- Validación del modelo.
- Estrategia de operación y diseño.
- Análisis de resultado.

3.4 Métodos de Simulación

Por lo general, en la vida real existen sistemas que están sujetos a variables no controladas ocasionando que exista incertidumbre en la planificación, para hacer frente a la incertidumbre presente se utiliza métodos de simulación que permiten analizar el comportamiento del sistema en la vida real con gran exactitud. Algunas técnicas de simulación más usadas se detallan a continuación.

3.4.1 Montecarlo

La simulación de Montecarlo inició con observar los juegos de azar ubicado en el casino del principado de Mónaco, que consistía en las probabilidades para cada jugador en ganar o perder, basado en un contorno de fenómenos aleatorios, permutaciones y análisis combinatorio. Este método es muy utilizado para modelar los POC debido a su aplicabilidad y facilidad de uso [34].

La simulación Montecarlo permite que las variables de entrada sean aleatorias, a partir, de sus funciones de densidad o distribución de probabilidad, de modo que resuelve de manera computacional todos los datos estocásticos, luego lo procesa en su contorno de solución para resolver el POC y así obtener un resultado fiable, robusto y estable. Por lo cual, puede representar el comportamiento real de un sistema.

Se observa en la Figura 3.3, tres ingresos de fuentes de variabilidad (X_1, X_2, X_3) con su respectiva función de probabilidad $P(X_1), P(X_2), P(X_3)$, usando la simulación Montecarlo lo procesa y produce una nueva distribución o densidad de probabilidad $P(Y)$.

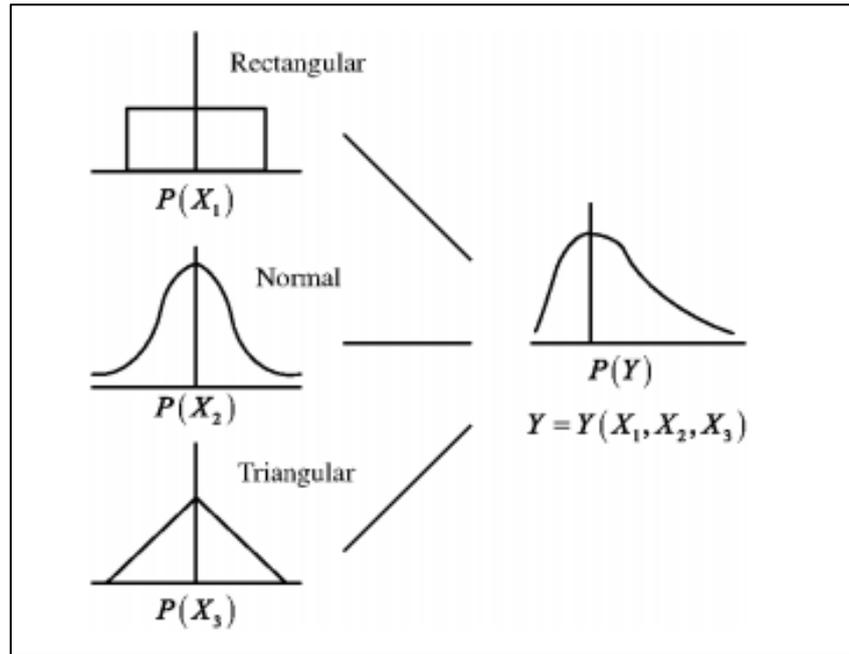


Figura 3.3 El método de Montecarlo toma la distribución de probabilidad de un conjunto de variable como parámetro de entrada [34].

3.4.2 Evento discreto

La simulación de evento discreto en el tiempo toma en consideración la secuencia de variables discretas en un instante de tiempo especificado, determinando patrones de datos variantes en el tiempo sin ser detallados en una función de distribución de probabilidad que, a su vez, reproduce eventos en el comportamiento real del sistema.

Las aplicaciones de la simulación a través de eventos son, por ejemplo: proceso de fabricación, filas de espera, ordenamiento de tareas, eventos de encender y apagar los aparatos, sistemas de inventarios, modelo de red de cola de taller de manufactura, entre otras [35]. La resolución del modelo es recolectar datos estocásticos con el objetivo de especificar hipótesis del problema, variables de decisiones, eventos de salida y análisis de resultados para su desarrollo. (Figura 3.4)

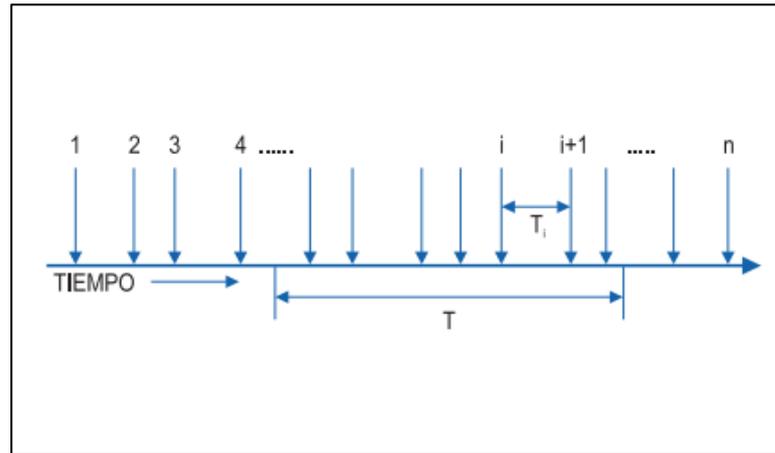


Figura 3.4 Modelización del proceso mediante evento discreto [35]

Se requiere especificar para su desarrollo, el seguimiento de cambios de estado para la elaboración de qué es lo que causa el cambio y cuando lo causa, lo que se denomina un *suceso*, después con modelamientos matemáticos, a través de logística, ecuaciones y programaciones se logra la *ocurrencia de un suceso*. [35].

3.4.3 Sistema Continuo

La simulación del sistema continuo en el tiempo, toma en cuenta la reproducción del comportamiento a través del tiempo, se modela como datos de entrada una serie de datos continuos, la forma de representarlo es mediante ecuaciones diferenciales que al procesarlo produce un comportamiento real del sistema.

Para la simulación a partir del sistema continuo se ha desarrollado a partir de métodos numéricos debido a su alta complejidad, con el fin de dar seguimiento a lo largo del tiempo al comportamiento del sistema [35], entre ellas se tiene:

- **Dinámica de sistemas:** Corresponde a la simulación continua para imitar un sistema a través de esfuerzos computacionales por modelos matemáticos dinámicos, se basa en un conjunto de elementos y bucles de realimentación [34].
- **Simulación basada en agentes:** Con el fin de representar el comportamiento de un sistema real mediante tres elementos; agentes, relación entre agentes y relación con entorno [34]. El agente resalta a los datos de atributos y comportamiento de los elementos, por lo tanto, relacionar entre agentes y su contorno es dar un seguimiento exhaustivo a los elementos.

Las aplicaciones a través de simulación continuo son, por ejemplo: sistema de amortiguación de un automóvil, sistema de calefacción, ondas radio frecuencia, sistema de control, flujo de potencia del sistema eléctrico, telecomunicación, entre otras, que relacionan ecuaciones diferenciales a través del tiempo. El método conlleva alta complejidad matemática y programación para su uso, esto es efectivo en el desarrollo de la simulación del sistema [35].

3.5 Aplicaciones basadas en algoritmos Simheurísticos

Algunas de las aplicaciones que se han desarrollado mediante algoritmos simheurísticos son:

a.) Ejemplo en comercio y administración:

- Algoritmos simheurísticos para implementar el crédito comercial en pequeñas y medianas empresas *PYMEs* a través de combinación de simulación de Montecarlo con un algoritmo genético, para optimizar la cantidad y el periodo de crédito comercial entre proveedor y cliente. La estructura de elaboración del proyecto es: definición del modelo de riesgo, diseño del algoritmo de resolución e implementación computacional [34].
- Recurso financiero limitado, trata la selección de cartera de proyecto en invertir para maximizar el valor presente neto de la inversión, el conjunto de propuestas del proyecto representa los datos estocásticos, para resolver se implementa combinación Metaheurístico (neighborhood search) con simulación Montecarlo [36].

b.) Ejemplo en logística y transporte:

- El problema de enrutamiento de inventario con demandas estocásticas (siglas en ingles IRPSD), que consiste en minimizar los problemas de enrutamiento de vehículos capacitados [37] con n nodos, la demanda de estos clientes finales son variables estocásticas, por lo cual resuelven el problema mediante la combinación de simulación por Montecarlo y una heurística eficiente [38].

- El problema de enrutamiento de arco con las demandas estocásticas resuelto mediante combinación de la técnica de simulación Montecarlo con algoritmos metaheurísticos, desarrollado en [39].
- El problema del enrutamiento de vehículo con demandas estocásticas resuelto mediante combinación de la técnica de simulación Montecarlo con algoritmos metaheurísticos, desarrollado en [40].
- El problema de enrutamiento de inventario con desabastecimientos y demandas estocásticas resuelto mediante combinación de la técnica de simulación Montecarlo con algoritmos metaheurísticos [41].
- Un problema que aborda la asignación de los bomberos donde minimiza el tiempo de propagación de incendio a los nodos adyacentes, la incertidumbre son los nodos no protegidos contra incendio, para abordar la solución pretende la combinación de una simulación con metaheurística [42].

c.) Ejemplo en manufactura y producción:

- Minimizar la expectativa de fabricación en los talleres de flujo estocástico, considera en minimizar el tiempo de procesamiento de espera en ciertas máquinas o el tiempo medio para completar todos los trabajos, donde el tiempo de trabajo de las máquinas son valores estocásticos, para la resolución considera la simulación por Montecarlo y metaheurística [43].
- El problema de la permutación en el taller de flujo con tiempos de procesamiento estocásticos resuelto mediante combinación de la técnica de simulación Montecarlo con algoritmos metaheurísticos [44].
- Una simheurística aleatoria sesgado para el problema de la tienda de flujo de permutación de ensamblajes distribuido con tiempos de procesamiento estocásticos donde integran combinación de simulación y metaheurístico [45].

d.) Ejemplo en telecomunicaciones:

- En [46] recalca el problema de ubicación de instalaciones no capacitadas que hace referencia a redes de telecomunicaciones donde se determina minimizar el costo de inversión con incertidumbre en la demanda del cliente o costo de servicio donde se considera la técnica de simulación Montecarlo con algoritmo metaheurístico.

e.) Ejemplo en eficiencia Ambiental:

- Recolección de residuos bajo incertidumbre, consiste en minimizar la producción de residuos urbanos, como variable estocástica recolección de residuos que propone una combinación de algoritmo metaheurístico integrada a una simulación para el desarrollo de optimización [47].

CAPITULO 4

IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO MATEMÁTICO ENFOCADO AL PET

4.1 Introducción

Como ya se describió anteriormente, las simheurísticas son una herramienta muy confiable e importante para enfrentar la incertidumbre en los problemas que se presentan en la vida real. Para la implementación del algoritmo simheurístico enfocado en el Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión considerando incertidumbre, se lo realiza mediante la técnica de simulación de Montecarlo y el algoritmo metaheurístico de optimización de colonia de hormigas para dominios continuos (Ant colony optimization for continuous domains “ACOR”).

La optimización de la colonia de hormigas (Ant colony optimization “ACO”) se basa en el comportamiento de las hormigas reales, las cuales se comunican mediante rastros de feromonas para así establecer la ruta más corta hasta la fuente de alimentación. Principalmente ACO fue desarrollada por primera vez para dar solución al problema del vendedor ambulante. Aunque se ha utilizado ACO para problemas combinatorios de una manera eficiente, el uso para problemas continuos ha sido limitado, esto ha llevado a que se implementen nuevos métodos basados en ACO para hacer frente a problemas continuos. En [48] se ha desarrollado la optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos denominada ACOR sin hacer ningún cambio conceptual en la estructura base de ACO. Debido a la cercanía que tiene ACOR con la formulación original de ACO, puede tratar con problemas de optimización mixta discretos-continuos.

La simulación de Montecarlo se desarrolla como un método estadístico que permite resolver problemas complejos mediante la generación de variables aleatorias, le debe su nombre al casino del Principado de Mónaco. Mediante la simulación de Montecarlo los datos de entrada de la generación y la demanda en el PET, pueden ser de manera aleatoria por medio de funciones de densidad de probabilidad (Probability Density Function “PDF”). Las funciones de densidad de probabilidad para la demanda y generación eólica se modelan mediante las PDF normal y Weibull respectivamente.

A continuación, se describirá la metaheurística de colonia de hormigas para dominios continuos, las funciones de densidad de probabilidad que se utiliza para la demanda y generación eólica del sistema eléctrico, y la implementación de la simheurística enfocada al PET.

4.2 Optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos.

Para entender el funcionamiento de la optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos que se utilizó en este trabajo es necesario explicar primero el enfoque básico de ACO y posteriormente describir ACOR.

4.2.1 ACO

La optimización de la colonia de hormigas se basa en el comportamiento de las hormigas reales, las hormigas para encontrar el camino más corto hacia la fuente de alimentación se comunican a través de feromonas que son sustancias químicas que excretan. El rastro de feromonas, si la ruta es larga hacia la fuente de alimento se evapora y si es corta se mantiene. El camino corto recibe más feromonas y más hormigas lo eligen, encontrando así, la ruta más corta que es equivalente a la solución óptima hacia la fuente de alimento, ver Figura 4.1.

ACO fue desarrollada por primera vez para resolver el problema del vendedor ambulante, en donde un vendedor tiene que visitar una serie de ciudades con la ruta más corta posible. Las hormigas se pueden mover de una ciudad a otra y mediante el rastro de feromonas encontrar el camino más corto que ayude al vendedor a visitar todas las ciudades. Si τ_{ij} es la intensidad de feromonas entre las ciudades (i, j) , luego cada una de las hormigas elige una ciudad a visitar dependiendo de la intensidad de las feromonas que exista entre las ciudades, y cada vez que las hormigas completan el recorrido en la ciudad, las intensidades de feromonas entre las ciudades se actualizan mediante [49], [50].

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij} \quad (4.1)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (4.2)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \frac{1}{W_k} \quad (4.3)$$

Donde:

ρ : Representa un coeficiente en donde $1 - \rho$ sea la evaporación de las feromonas, el cual debe ser menor a 1.

$\Delta\tau_{ij}^k$: Representa la cantidad de feromonas colocadas entre las ciudades (i, j) , por la hormiga $k - th$, si el camino (i, j) está en el trayecto de la hormiga $k - th$.

W_k : Es el costo o peso que tiene la trayectoria de la hormiga $k - th$.

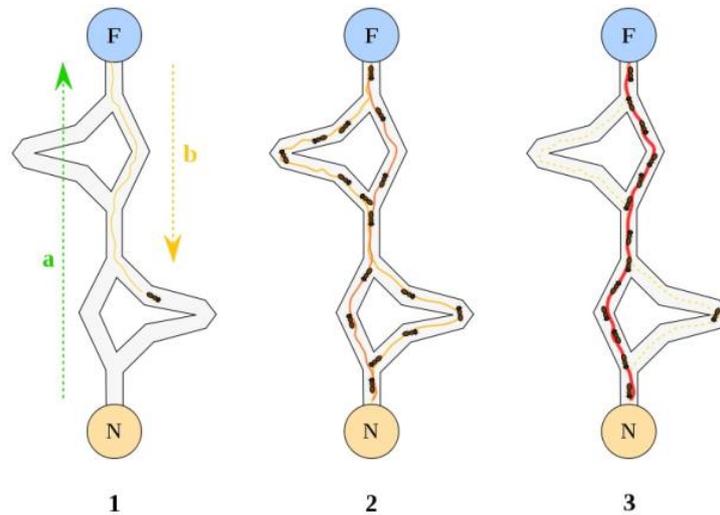


Figura 4.1 Hormigas depositando y siguiendo la feromona [4].

La probabilidad que tiene una hormiga en ir de una ciudad a otra viene dada por la fórmula [49], [50].

$$p_{ij}^k = \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{l \in \text{permitido}_k} \tau_{il}^\alpha \eta_{il}^\beta}, \forall j \in \text{permitido}_k \quad (4.4)$$

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (4.5)$$

Donde:

η_{ij} : Representa la visibilidad.

d_{ij} : Representa el costo asociado a viajar de una ciudad i hasta una ciudad j .

α, β : Son parámetros que controlan la importancia relativa del camino frente al costo.

permitido_k : Representa el conjunto de ciudades que están permitidas para que una hormiga $k - th$ pueda moverse desde la ciudad i .

4.2.2 ACOR

ACOR fue propuesta por Socha y Dorigo en [48] para hacer frente a problemas de dominio continuo, sin alterar o sin realizar ningún cambio conceptual base en la optimización de la colonia de hormigas básica. La principal diferencia es que ACO utiliza

una distribución de probabilidad discreta para poder trasladarse de un nodo a otro mediante la ecuación (4.4), y ACOR utiliza una función de densidad de probabilidad para cada dimensión, en [48] se considera una función gaussiana.

Para modelar las feromonas utilizadas en ACO se utiliza el modelo de un POC, en donde el modelo consiste en [48]:

- Un espacio de búsqueda S el cual está definido en un conjunto finito de variables de decisión discretas y un conjunto Ω de restricciones entre variables.
- Y una función objetivo $f: S \rightarrow \mathbb{R}_0^+$ a ser minimizada.

El espacio de búsqueda S , se define de la siguiente manera dado un conjunto de variables discretas $X_i, i = 1, 2, \dots, n$. Una solución $s \in S$, es decir un valor asignado a cada variable de decisión, que satisface todas las restricciones del conjunto Ω , es una solución factible para POC.

En ACOR la información de las feromonas, es decir, las mejores soluciones se almacenan en un archivo de soluciones de tamaño k . En donde las mejores soluciones después de cada ciclo o iteración se almacenan y se clasifican según su rango. Al considerar al archivo como una matriz, cada entrada puede referirse como s_j^i con $i = 1, 2, \dots, n$ y $j = 1, 2, \dots, k$. A partir de este archivo de tamaño k , cada una de las hormigas selecciona de una manera estocástica o aleatoria una solución de dicho archivo para de esta manera construir su propia solución.

Una solución s_l en el archivo tiene un peso ω_l de acuerdo a su calidad o rango [48].

$$\omega_l = \frac{1}{qk\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(l-1)^2}{2q^2k^2}} \quad (4.6)$$

Donde q es un parámetro del algoritmo. La probabilidad de que la solución s_l sea elegida viene dada por [48].

$$p_l = \frac{\omega_l}{\sum_{r=1}^k \omega_r} \quad (4.7)$$

Algo que tener en cuenta es que si q en la ecuación (4.6) es pequeña, se prefieren las soluciones mejor clasificadas, en cambio, si q es grande la probabilidad se vuelve más uniforme.

Una sola función gaussiana no puede describir un evento en la que dos áreas separadas en el espacio de búsqueda sean prometedoras, debido a que solo tiene un máximo. De este modo en ACOR se utiliza una función de densidad de probabilidad basada en funciones gaussianas, ligeramente mejorado con un núcleo gaussiano. Se define al núcleo gaussiano como una suma ponderada de varias funciones gaussianas $g_l^i(x)$, denominado de la siguiente manera $G^i(x)$ [48].

$$G^i(x) = \sum_{l=1}^k \omega_l g_l^i(x) = \sum_{l=1}^k \omega_l \frac{1}{\sigma_l^i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu_l^i)^2}{2\sigma_l^{i2}}} \quad (4.8)$$

Donde:

ω : Es el vector de pesos asociadas a las funciones gaussianas de cada hormiga.

μ^i : Es el vector de medias.

σ^i : Es el vector de las desviaciones estándar.

Todas las hormigas tienen que muestrear para cada dimensión una función gaussiana, la función gaussiana $g^i(x)$ para cada hormiga en la dimensión i , se representa de la siguiente manera [48].

$$g^i(x) = \frac{1}{\sigma^i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu^i)^2}{2\sigma^{i2}}} \quad (4.9)$$

Si una hormiga ha seleccionado una solución l del archivo de solución, para construir su propia solución, entonces.

$$\mu^i = s_l^i \quad (4.10)$$

Y la desviación estándar viene dada por.

$$\sigma^i = \xi \sum_{e=1}^k \frac{|s_e^i - s_l^i|}{k-1} \quad (4.11)$$

ξ es un parámetro del algoritmo que tiene el mismo efecto que el parámetro de evaporación de las feromonas en ACO, y entre más grande sea el valor del parámetro, la velocidad de convergencia en el algoritmo irá disminuyendo [48].

El proceso de muestreo en la práctica se lo realiza, primero calculando los elementos del vector de peso mediante la ecuación (4.6), después el muestreo se realiza en dos fases.

En la fase uno se elige una de las funciones gaussianas que componen el núcleo gaussiano en donde la probabilidad de elegir dicha función gaussiana se la obtiene a partir de la ecuación (4.7). La fase dos en cambio consiste en muestrear la función gaussiana elegida o seleccionada, esto se lo puede hacer mediante un generador de números aleatorios el cual sea capaz de generar números aleatorios a partir de una distribución normal parametrizada, o usando un generador aleatorio uniforme. El muestreo aplicando las dos fases descritas es equivalente del muestreo del PDF G^i del núcleo gaussiano definido en la ecuación (4.8) [48].

4.2.3 Pseudocódigo

El Pseudocódigo del algoritmo de optimización de la colonia de hormigas para dominios continuos se puede observar en la Figura 4.2, el cual consta de los siguientes puntos.

1. **Inicializar los parámetros:** En este punto se ingresa los datos del número de variables, el número de individuos (hormigas) o la población de hormigas, la dimensión de muestreo y el parámetro de la relación desviación-distancia (ξ).
2. **Inicializar aleatoriamente una población de hormigas:** Se ubica aleatoriamente, a la población de hormigas, es decir, se crea aleatoriamente soluciones candidatas.
3. **Evaluación inicial de la función objetivo:** En este punto se evalúa la función objetivo con las candidatas soluciones creadas en el punto 2.
4. **Actualizar la mejor solución:** Se actualiza la mejor solución del punto 3.
5. **Calcular ω y p :** Se calcula el vector de pesos ω que tiene cada solución, y se calcula el vector de probabilidades p que tiene cada solución de ser elegida.
6. **Calcular las medias:** Se calcula las medias para cada hormiga, es decir, se calcula las medias que tienen las hormigas con el resto de la población.
7. **Calcular desviación estándar:** Se calcula la desviación estándar que tienen cada hormiga con el resto de la población.
8. **Construir una solución para cada variable de decisión:** Para la dimensión del muestreo, para cada variable de decisión se construye una solución.

9. **Seleccionar un núcleo gaussiano:** En este punto se selecciona una función núcleo gaussiano para cada dimensión de la variable de decisión de la muestra.
10. **Evaluación de la función objetivo:** Se evalúa la función objetivo mediante las nuevas soluciones candidatas que se han adquirido.
11. **Actualizar la mejor solución:** Se actualiza la mejor solución que se ha obtenido a partir de las evaluaciones de la función objetivo que se han realizado en el proceso.
12. **Criterio de parada:** En este punto se chequea el criterio de parada que se ha establecido en el algoritmo, este puede ser, por ejemplo, un número máximo de interacciones o un número máximo de evaluaciones de la función objetivo.

4.3 Modelo probabilístico para el problema del PET

Es conveniente implementar un modelo probabilístico en el problema del PET, debido a la variabilidad de la generación y la demanda a lo largo del día, mes o en un horizonte de tiempo, ya que se caracterizan como datos dispersos y aleatorios. La agrupación de los datos aleatorios describe una función de densidad de probabilidad.

4.3.1 Funciones de densidad de la probabilidad (PDF)

La función de densidad de probabilidad representa la densidad de una variable aleatoria continua, ya que describe la probabilidad a que dicha variable aleatoria caiga dentro de un intervalo del contorno de espacio. PDF es positivo en todo su dominio y su integral de todo el espacio de las variables aleatorias es uno, ecuación (4.12) y (4.13).

$$\int_0^{\infty} g(x) dx = 1 \quad (4.12)$$

$$\int_0^{\infty} d(x) dx = 1 \quad (4.13)$$

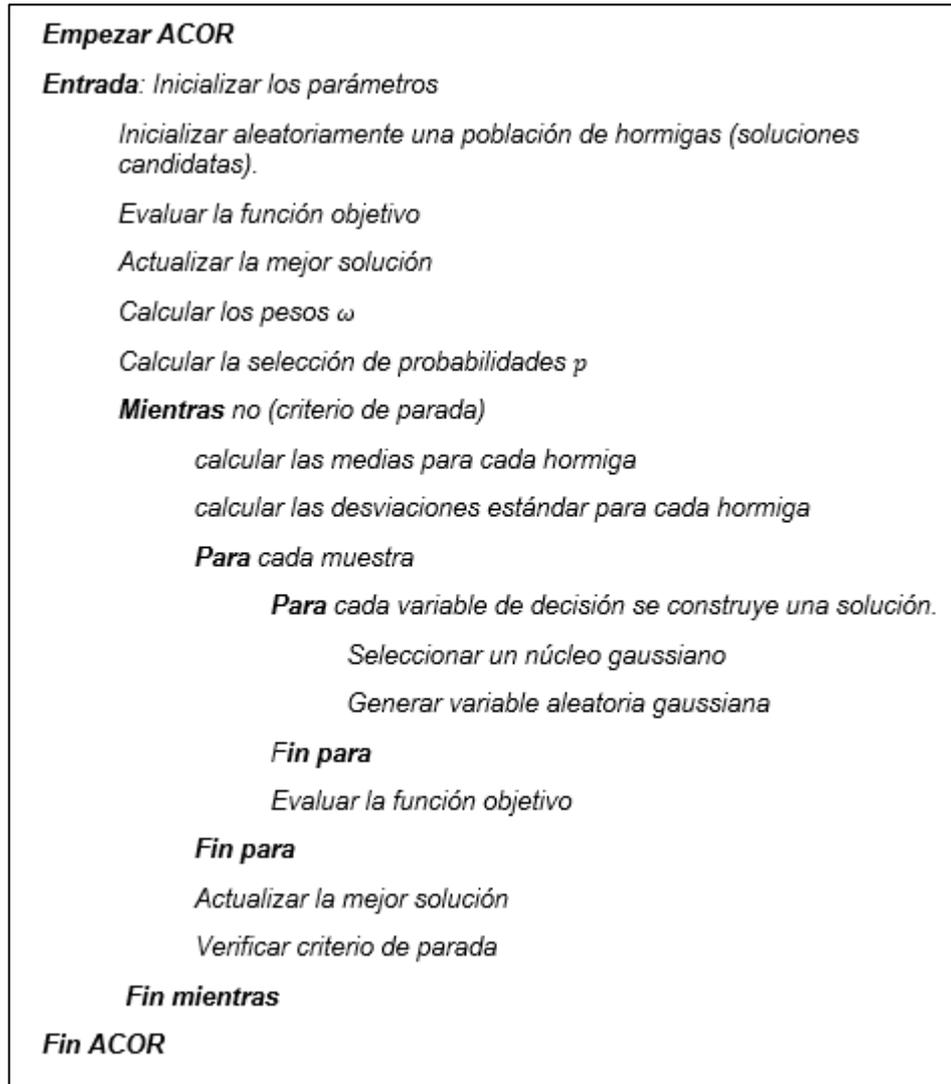


Figura 4.2 Pseudocódigo ACOR

La función $g(x)$ representa la densidad de probabilidad de generación de potencia, en el presente trabajo se considera a la energía eólica como $g(x)$ por su mayor incertidumbre en las redes de transmisión, y $d(x)$ representa la probabilidad de que la demanda esté en un intervalo de incertidumbre. El valor de x es el valor de la potencia, se debe tener en cuenta que el área bajo la curva $g(x)$ y $d(x)$ es igual a uno.

La probabilidad que la potencia generada y la demanda este entre x_0 y x_1 esta dada por la siguiente expresión:

$$P(x_0 \leq x \leq x_1) = \int_{x_0}^{x_1} g(x) dx \quad (4.14)$$

$$P(x_0 \leq x \leq x_1) = \int_{x_0}^{x_1} d(x) dx \quad (4.15)$$

El valor medio de la potencia generada y demandada, además de la desviación estándar tiene la siguiente expresión.

$$\mu_g = \int_0^{\infty} x \cdot g(x) dx \quad (4.16)$$

$$\mu_d = \int_0^{\infty} x \cdot d(x) dx \quad (4.17)$$

$$\sigma_g^2 = \int_0^{\infty} (x - \mu_g)^2 \cdot g(x) dx \quad (4.18)$$

$$\sigma_d^2 = \int_0^{\infty} (x - \mu_d)^2 \cdot d(x) dx \quad (4.19)$$

La distribución de probabilidad acumulada $G(x)$ y $D(x)$ se define como:

$$G(x) = \int_0^x g(x) dx \quad (4.20)$$

$$D(x) = \int_0^x d(x) dx \quad (4.21)$$

Utilizando un historial de datos se puede describir la frecuencia de la distribución de probabilidad para la generación eólica $g(x)$ y la demanda $d(x)$, la función que más concuerda con los datos aleatorios se describirá más adelante.

4.3.1.1 Demanda probabilística

Debido a la variabilidad de conexión de carga a lo largo de los días, los meses e incluso en los años, representa un problema en el consumo energético del sector. Esta información contiene incertidumbre para la planeación de expansión del sistema de transmisión. Las causas que produce son niveles de tensión fuera de los límites, sobrecargas en equipos, actuación de protecciones no programado, entre otras.

Para tratar la incertidumbre en la demanda se modela los datos aleatorios en una distribución normal que depende del valor medio μ y la varianza σ^2 [51], la función se describe de la siguiente manera:

$$d(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}, \quad -\infty < x < \infty \quad (4.22)$$

En la cual, $-\infty < \mu < \infty$ y $\sigma > 0$.

Con $d(x)$ se calcula la función de probabilidad acumulada, con la ecuación (4.20) se tiene que:

$$D(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)} dx, \quad -\infty < x < \infty \quad (4.23)$$

La función de densidad de probabilidad y acumulada de la demanda [48] se representa gráficamente en las Figuras 4.3 y 4.4.

Para el cálculo, resulta más fácil definir las variables aleatorias normales estándar Z , que consiste en tener la media aritmética cero y varianza igual a uno [51].

$$Z = (X - \mu)/\sigma \quad (4.24)$$

Por lo tanto, si se realiza un cambio de variable Z en la ecuación (4.22) y (4.23), la función de densidad y acumulada de probabilidad en la demanda estándar se define respectivamente:

$$d(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-z^2}{2}\right)}, \quad -\infty < z < \infty \quad (4.25)$$

$$D(z) = \int_{-\infty}^{z_0} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{\left(\frac{-z^2}{2}\right)} dz, \quad -\infty < x < \infty \quad (4.26)$$

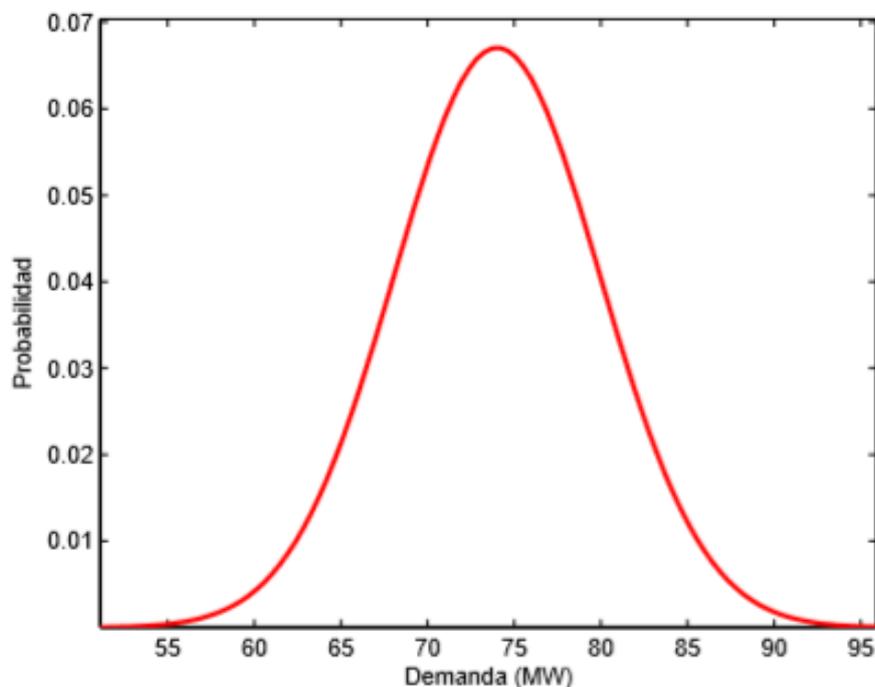


Figura 4.3 Función de densidad normal de una demanda eléctrica [51]

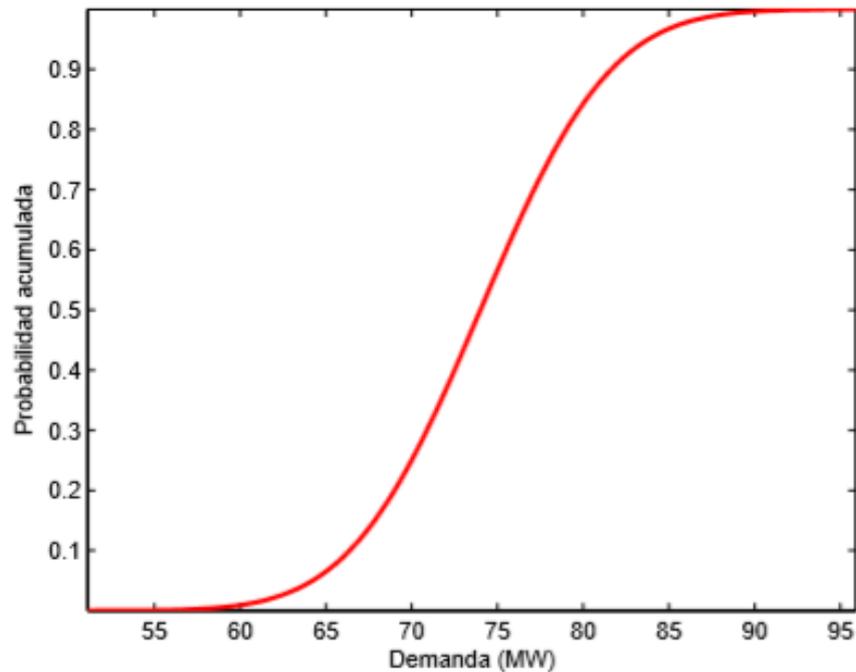


Figura 4.4 Función de probabilidad acumulada normal de una demanda eléctrica [51]

4.3.2.2 Generación eólica probabilística

Es una de las tecnologías renovables para garantizar sostenibilidad en el SEP contribuyendo a conseguir bienestar social, ambiental y económico. Sin embargo, su uso es limitado debido a que el viento cambia continuamente a lo largo del año, es decir, el viento se considera como un fenómeno meteorológico no controlable. Los datos de vientos son dispersos y aleatorios por lo cual genera incertidumbre en la generación de la potencia.

Para resolver este inconveniente en el problema del PET, lo ideal es desarrollar el problema en forma probabilística, los modelos probabilísticos que representan el funcionamiento de los aerogeneradores son; la distribución Beta, LogNormal, Fréchet, Rayleigh y Weibull [52]. La función de densidad que más se adapta a la velocidad del viento disperso y aleatorio es Weibull, en [10] realizan medidas a lo largo del tiempo y concluyen que la función Weibull se adapta con la variabilidad del viento. En el presente trabajo se considera la distribución Weibull para describir la variabilidad de generación eólica en el problema del PET.

La distribución de Weibull depende de dos parámetros; parámetro de escala C y de forma k como se indica en la siguiente expresión:

$$g(v) = \frac{k}{C} \left(\frac{v}{C}\right)^{k-1} \cdot e^{-\left(\frac{v}{C}\right)^k}, (k > 0, v > 0, C > 1) \quad (4.27)$$

Donde:

k : Parámetro de forma de la distribución

v : Velocidad del viento

C : Parámetro de escala

Se puede obtener el valor medio en la generación eólica a través de la ecuación (4.16) y la desviación estándar en la ecuación (4.18). La probabilidad de que el viento v este dentro del intervalo v_0 y v_1 es:

$$P(v_0 \leq v \leq v_1) = \int_{v_0}^{v_1} g(v) dv = e^{-\left(\frac{v_0}{C}\right)^k} - e^{-\left(\frac{v_1}{C}\right)^k} \quad (4.28)$$

Por último, la función de probabilidad acumulada desde la ecuación (4.20) se determina:

$$G(v) = \int_0^v g(v) dv = 1 - e^{-\left(\frac{v}{C}\right)^k} \quad (4.29)$$

La potencia que suministran los aerogeneradores en función del viento se calcula con la siguiente expresión:

$$P_g = x(v) = \frac{1}{2} A \rho v^3 \quad (4.30)$$

Donde:

$x(v)$: Es el valor aleatorio de potencia generada en función del viento del aerogenerador P_g

v : Velocidad del viento

A : Área barrida por las aspas igual a $\pi \cdot l^2$, donde l es la longitud de la pala.

ρ : Es la densidad del aire

Al considerar el límite de Betz (LB), que es el valor máximo de aprovechamiento de energía a través del viento igual a 59.25%, por lo tanto, el valor real del coeficiente de potencia C_p es menor al límite de Betz, $C_p = 0.4$ a 0.5 [52].

$$P_g = x(v)_{aprovechable} = C_p \frac{1}{2} A \rho v^3 \quad (4.31)$$

Por lo tanto, la densidad de probabilidad en función de la potencia es:

$$g(x(v)) = \frac{k}{C} \left(\frac{x(v)}{C} \right)^{k-1} \cdot e \left[-\left(\frac{x(v)}{C} \right)^k \right], (k > 0, x(v) > 0, C > 1) \quad (4.32)$$

La potencia varía proporcionalmente al cubo de la velocidad del viento, además la curva $P - v$ que da el fabricante se caracteriza, en que, si supera la velocidad límite, la potencia es constante en el aerogenerador. Por ende, la distribución de Weibull en función del viento será similar a la distribución de potencia de Weibull, se demuestra gráficamente en [52], donde matemáticamente la distribución de potencia se representa como:

$$g(v) = Weibull_{viento} (C, k) \rightarrow g(x(v)) = Weibull_{potencia} \left(C' = C, k' = \frac{k}{3} \right) \quad (4.33)$$

Así mismo para la distribución de la potencia aprovechable se demuestra [52]:

$$g(v) = Weibull (C, k) \rightarrow g(x(v)_{aprovechable}) \quad (4.34)$$

$$g(x(v)_{aprovechable}) = Weibull \left(C'' = 0,59 \cdot C, k'' = \frac{k}{3} \right) \quad (4.35)$$

La función de densidad de Weibull con variables del viento aleatorio, con $C=11.653$ y $k=1.426$ obtenido en [10], se presenta en las siguientes Figuras 4.5 y 4.6.

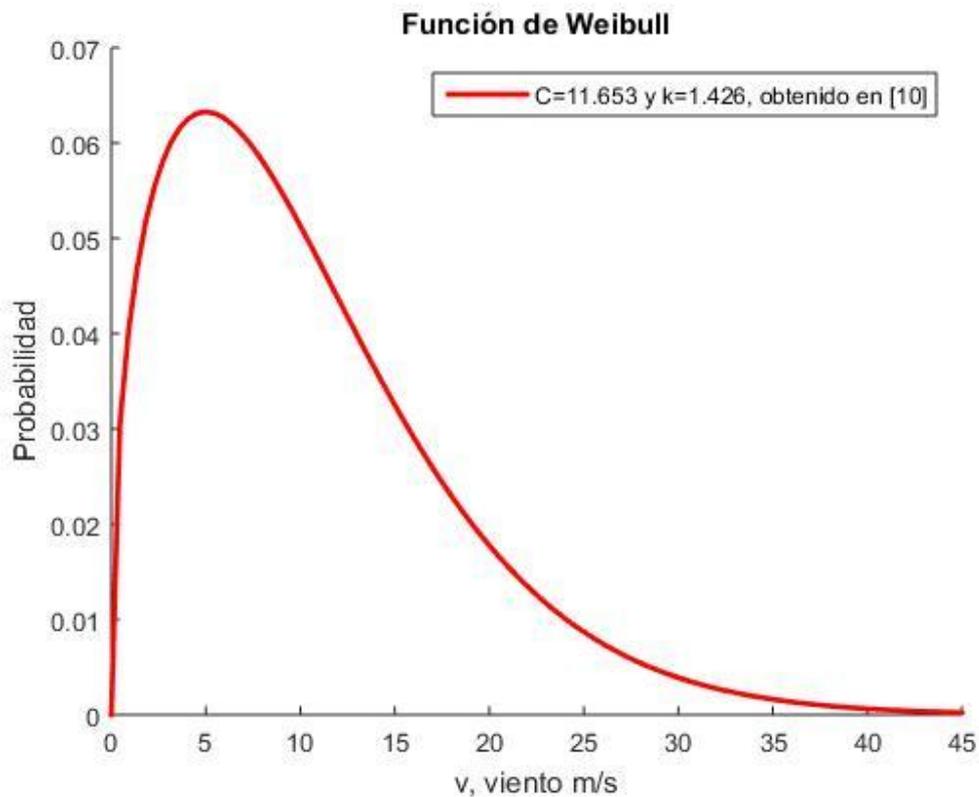


Figura 4.5 Función de densidad de Weibull; C y k reproducido de [10]

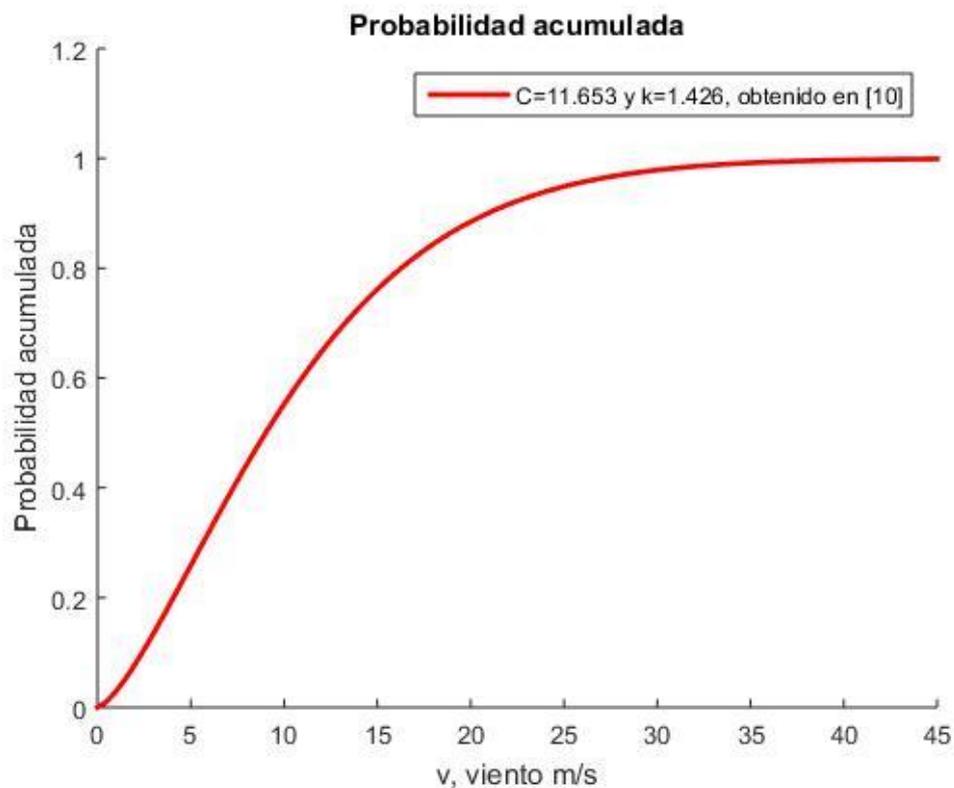


Figura 4.6 Función de probabilidad acumulada de Weibull; C y k reproducido de [10].

4.4 Implementación de la simheurística enfocada al PET.

En este apartado se explica el procedimiento para resolver el problema del PET considerando incertidumbre usando el modelo AC, el algoritmo de optimización metaheurística basado en ACOR y la técnica de simulación de Montecarlo. Se utilizó para la implementación, el software MATLAB y MATPOWER desarrollado en [53].

4.4.1 Datos del sistema eléctrico.

Se cargan los datos del sistema de prueba, como por ejemplo los datos de la topología del sistema, la generación, la demanda, el número de líneas máximas que se permiten en cada derecho de transmisión, el costo de la adición que tiene cada línea de transmisión, etc. En este trabajo se ingresará los datos del sistema de 6 nodos de Garver y el IEEE de 24 nodos.

4.4.2 Datos de la incertidumbre en la generación y demanda

Se ingresa los datos de la incertidumbre en un rango de $\pm 5\%$ para la generación de potencia de los aerogeneradores y de la demanda, que agrupando los datos aleatorios describen una función de densidad de probabilidad de Weibull y Normal respectivamente. Respecto a la concordancia del problema, se utiliza la simulación de Montecarlo, debido que permite usar diferentes funciones de densidad de probabilidad en la entrada, procesarlas y producir diferentes resultados aleatorios tanto para la generación como la demanda, de esta forma se obtiene una simulación del comportamiento estocástico real del SEP para la planificación de la expansión del sistema de transmisión.

4.4.3 Ajuste general de parámetros

Los parámetros generales se los utiliza como datos de entrada en el algoritmo de optimización metaheurístico, estos son el tamaño de la población o número de individuos, número máximo de interacciones, número máximo de evaluaciones de la función objetivo, dimensión del problema y número máximo de circuitos que son permitidos en cada derecho de transmisión.

4.4.4 Ajuste de parámetros de ACOR

El ajuste de los parámetros de ACOR se lo obtuvo mediante una serie de pruebas, en donde se obtuvieron que los mejores parámetros para resolver el problema del PET considerando incertidumbre para el sistema de 6 nodos de Garver son:

- Tamaño de la población igual a 40 individuos
- Tamaño del muestreo igual a 200
- Parámetro $q = 0.175$
- Parámetro de relación desviación-distancia igual 2.35

En cambio, los parámetros para el sistema IEEE de 24 nodos con los cuales se obtuvo mejores resultados son:

- Tamaño de la población igual a 60 individuos
- Tamaño del muestreo igual a 600
- Parámetro $q = 0.175$
- Parámetro de relación desviación-distancia igual 2.35

4.4.5 Creación de la población inicial

A partir de los parámetros generales que se establecieron, se crea la población inicial de forma aleatoria siguiendo una distribución uniforme continua, hay que mencionar que la generación de la población inicial está restringida mediante los límites del número máximo y mínimo de circuitos que pueden existir en cada derecho de transmisión, garantizando así que los individuos no superen dichos límites. La matriz de la población inicial tiene una dimensión de $m \times n$, donde m representa el número de individuos de la población y n la dimensión del sistema de prueba. Los valores de los elementos de la matriz corresponden a las posibles soluciones (número de circuitos por cada derecho de transmisión entre dos nodos conectados) que tiene cada individuo para la solución del sistema.

4.4.6 Evaluación de la población inicial o evaluación inicial de costos

La evaluación inicial de costos se la realiza una vez que se ha creado la población inicial como se explicó anteriormente. Se evalúa el costo inicial a cada individuo (hormiga) mediante la función objetivo del problema del PET. El costo que se obtiene de cada individuo hace referencia a la adición de los nuevos circuitos añadidos en cada derecho de transmisión y a la compensación shunt. También en este punto se ordena de menor a mayor los costos obtenidos por la población, determinando así los

mejores y peores individuos. En donde los mejores individuos serán aquellos que tengan el mínimo costo y los peores individuos aquellos con el costo más alto.

4.4.7 Evaluación del criterio de parada

El criterio de parada se realiza para dar por terminado al proceso de iterativo de optimización, en este trabajo se utiliza como criterio el número máximo de iteraciones permitidas. Este número máximo de iteraciones se lo obtuvo mediante pruebas realizadas, en donde, se consiguió el número de iteraciones para el cual el funcionamiento del algoritmo es correcto. Otro criterio de parada puede ser el número máximo de evaluaciones de la función objetivo.

En el caso de que el criterio de parada no se cumpla se realiza el proceso iterativo que se explicó en el algoritmo de optimización ACOR, es decir se realiza los siguientes puntos.

1. Calcular la media para cada hormiga, es decir, se calcula la media que tienen las hormigas con el resto de la población.
2. Calcular la desviación estándar que tienen cada hormiga con el resto de la población.
3. Para la dimensión del muestreo, para cada variable de decisión se construye una solución.
4. Seleccionar una función núcleo gaussiano para cada dimensión de la variable de decisión de la muestra.
5. Evaluar la función objetivo a partir de las nuevas soluciones candidatas (topologías) que se han adquirido, esta evaluación se la realiza usando el modelo de flujo óptimo de la herramienta MATPOWER. Mediante la evaluación de la función objetivo se obtiene los costos de la adición de los nuevos circuitos y compensación shunt, que tiene cada topología de cada individuo.
6. Actualizar la mejor solución que se ha obtenido a partir de las evaluaciones de la función objetivo que se han realizado en el proceso, es decir, se ordena de menor a mayor el costo de cada topología que tiene cada individuo.

4.5 Espacio de Búsqueda

El espacio de búsqueda está definido por la dimensión del problema y por el número máximo de circuitos que se pueden añadir en cada derecho de transmisión. Si la dimensión del problema se la expresa como m y al número máximo de circuitos como X_{max} . Al considerar que X_{max} es constante para cada derecho de transmisión, el espacio de búsqueda se define por el número de posibles topologías $(X_{max} + 1)^m$ [19].

Se representa de manera general como se desarrolla el algoritmo simheurístico basado en la técnica de simulación Montecarlo y el algoritmo metaheurístico ACOR para hacer frente al problema del PET considerando incertidumbre en la demanda y generación eólica modelado por el modelo AC del sistema eléctrico, mediante el siguiente diagrama de flujo (Figura 4.7).

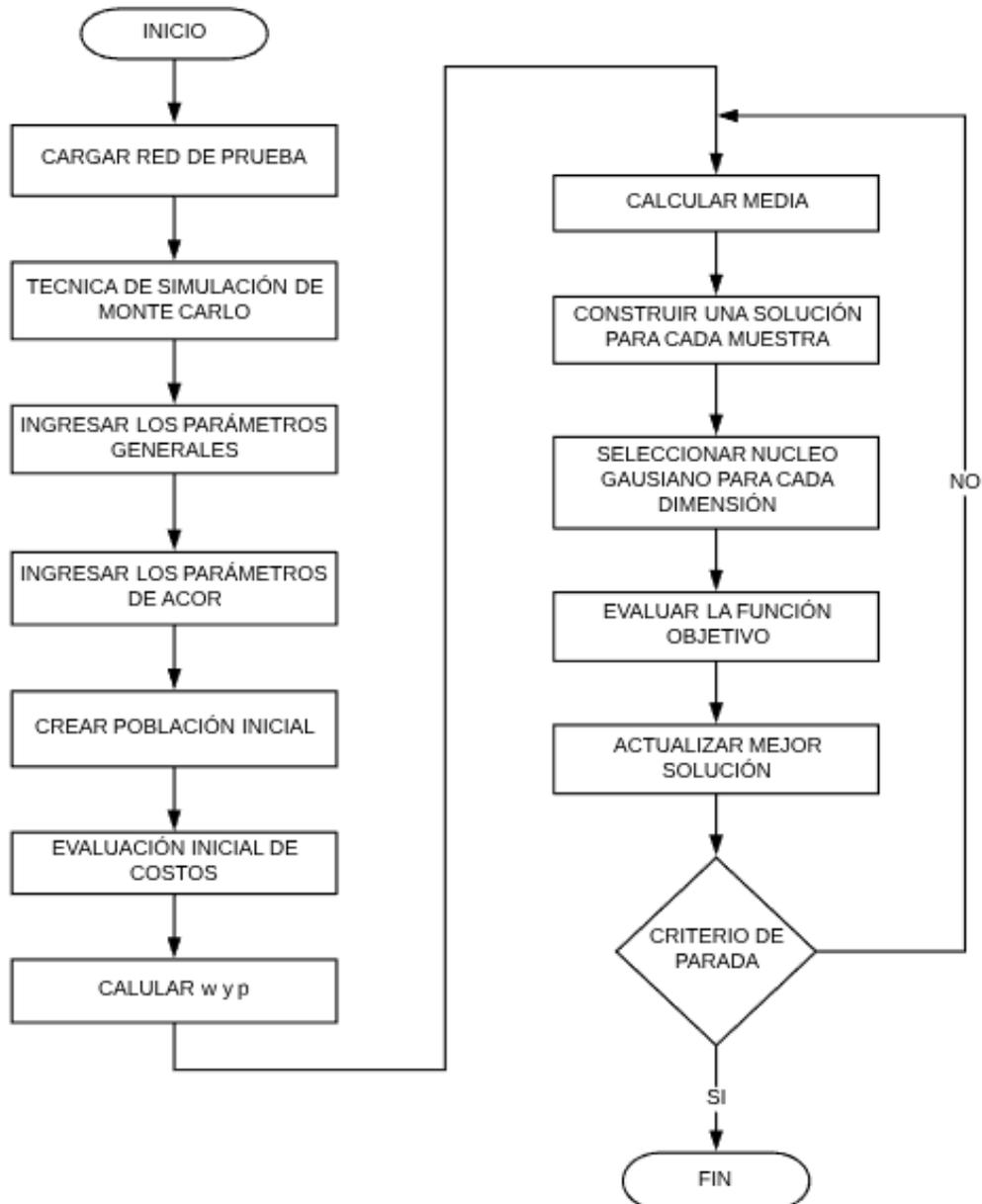


Figura 4.7 Diagrama de flujo para resolver el problema del PET considerando incertidumbre con el modelo AC, ACOR y simulación Montecarlo.

CAPÍTULO 5

RESULTADO Y DISCUSIÓN.

5.1 Introducción

Se ha presentado en los capítulos anteriores el procedimiento que se utiliza en este trabajo para resolver el problema del PET considerando incertidumbre en la demanda y generación eólica, mediante un algoritmo simheurístico basado en la técnica de simulación de Montecarlo y la metaheurística ACOR. Para el modelado del PET se utiliza el modelo de AC que es el modelo exacto del sistema eléctrico.

Para comprobar la robustez del algoritmo simheurístico y verificar el comportamiento que tiene el problema ante la aplicación de dicha simheurística, se utiliza los sistemas de prueba de 6 nodos de Garver y el IEEE de 24 nodos, los cuales son muy conocidos en la literatura para comprobar la robustez de los algoritmos de optimización. A los sistemas de prueba se los ha evaluado ante diferentes escenarios que son el caso base sin límite de reactivos, con incertidumbre sin costo de reactivos, con incertidumbre con costo de reactivos, con incertidumbre fija sin costo de reactivos y con incertidumbre sin reactivos.

La presentación de los resultados del algoritmo simheurístico, se realiza por medio de figuras que indican el proceso de convergencia del ACOR. Al realizar las simulaciones resultaron dos casos que se denominaron: críticos y no críticos. El caso no crítico se presenta cuando la incertidumbre de generación y demanda están cerca del valor determinístico, y caso crítico cuando están lejos de valor determinístico., los resultados de cada caso se lo representan por medio de histogramas. Para cada caso se tiene un resumen general; el valor medio, el mejor y peor valor, el porcentaje de éxito que representa el porcentaje de ocurrencia del valor óptimo y el porcentaje de ocurrencia de que se presente un caso crítico o no crítico. En donde, el valor esperado será el mejor valor del caso que tenga más probabilidades de existir.

El algoritmo simheurístico se implementó en el software MATLAB, la función objetivo se la evalúa mediante el modelo de flujo de potencia óptimo de la herramienta MATPOWER. El paquete que utiliza MATPOWER para resolver el flujo óptimo es el paquete TSOPF [54].

A continuación, se describen los sistemas de prueba y los diferentes escenarios de prueba utilizados, además, se presentan y analizan los resultados obtenidos para los diferentes escenarios de prueba.

5.2 Sistemas de prueba

Se utiliza el sistema de prueba de 6 nodos de Garver (ver Figura 5.1) y el sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre (ver Figura 5.2), que se detallará posteriormente.

5.2.1 Sistema de 6 nodos de Garver

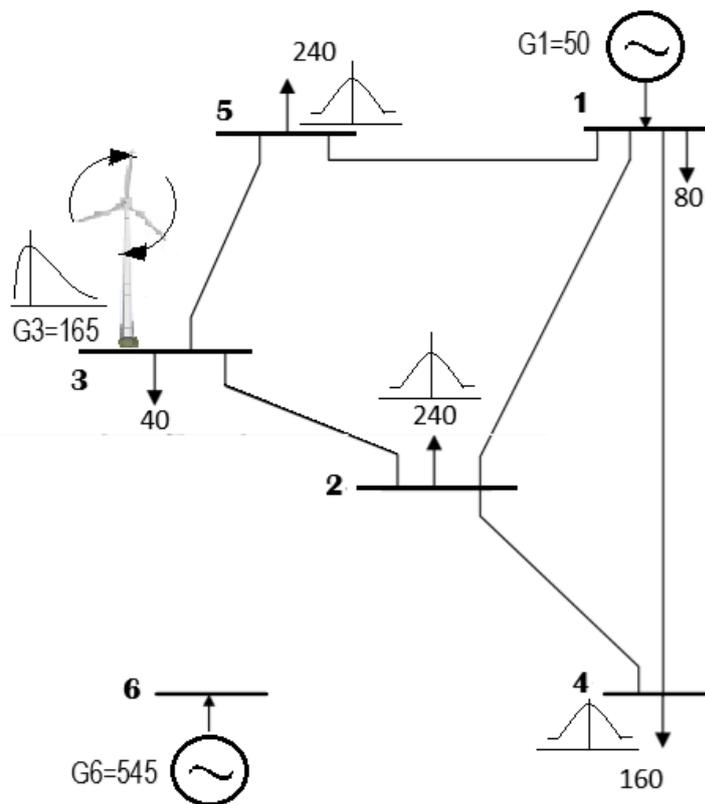


Figura 5.1 Topología base del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre

El sistema de 6 nodos de Garver (Figura 5.1) consiste de 6 nodos (5 interconectados y 1 aislado), 5 centros de cargas con un total de 760MW (cada centro de carga con $\pm 5\%$ de incertidumbre), 3 fuentes de generación (2 centrales gestionables y 1 central eólica con $\pm 5\%$ de incertidumbre). Como restricción, máximo 5 líneas en cada derecho de transmisión y 15 corredores candidatos para la proyección de agregar nuevos circuitos de transmisión. El espacio de búsqueda representa un total de $(5 + 1)^{15} =$

470.185×10^9 , aproximadamente a 470 mil millones de posibles topologías diferentes en analizar.

Se considera al caso base como el valor determinístico que se ha determinado para la demanda y generación eólica (sin incertidumbre), en otras palabras, es el valor medio de las funciones de probabilidad.

5.2.2 Sistema IEEE de 24 nodos

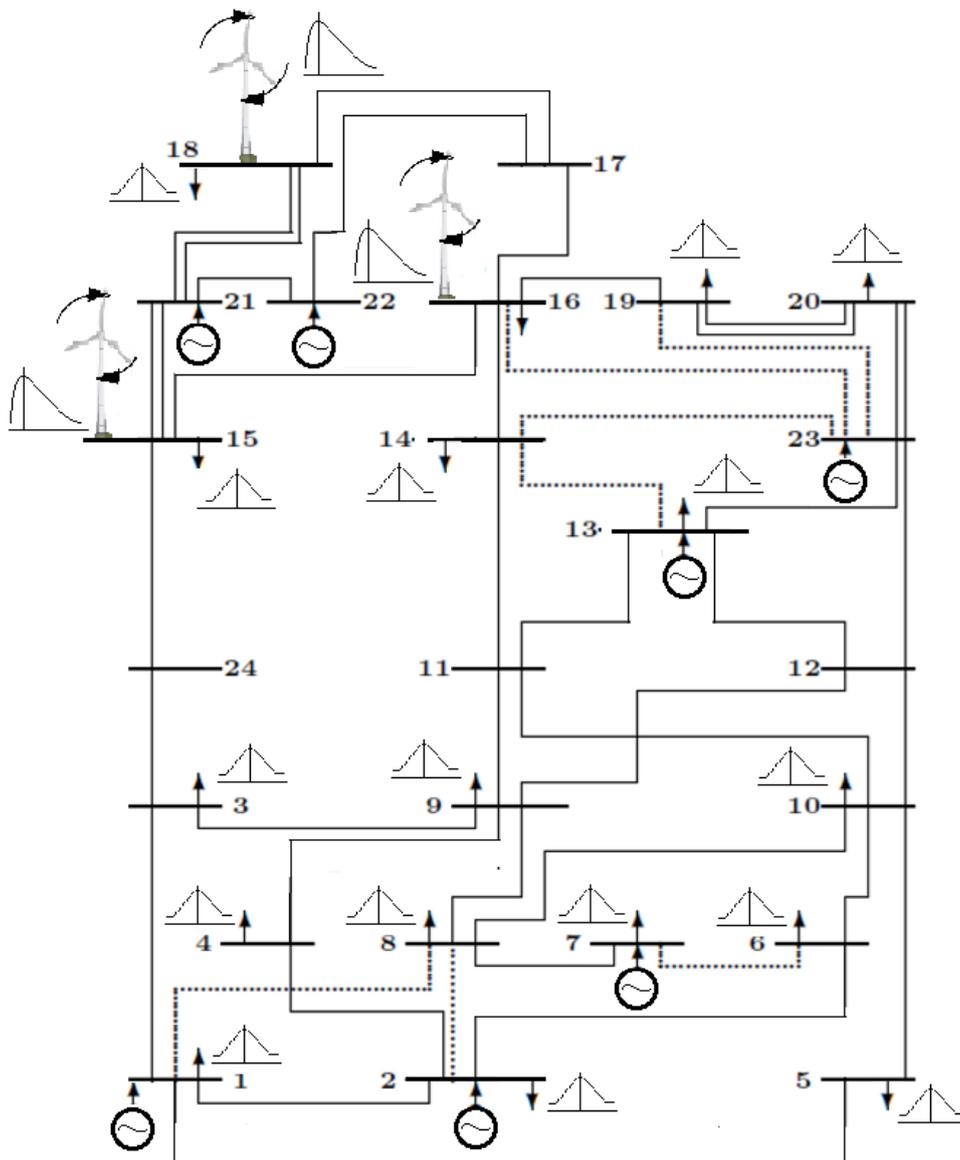


Figura 5.2 Topología base del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre

El sistema IEEE de 24 nodos (Figura 5.2) consiste en 24 nodos interconectados entre sí, 10 centrales de generación (7 centrales gestionables y 3 centrales eólicas,

donde cada central eólica tiene $\pm 5\%$ de incertidumbre), una demanda total de 8,550MW (cada demanda con $\pm 5\%$ de incertidumbre). Como restricción; máximo 5 líneas en cada derecho de transmisión y 41 corredores candidatos para la proyección de agregar nuevos circuitos de transmisión. En este sistema, el espacio de búsqueda representa un total de $(5 + 1)^{41} = 80.205 \times 10^{30}$.

5.3 Datos de entrada en la demanda y generación eólica

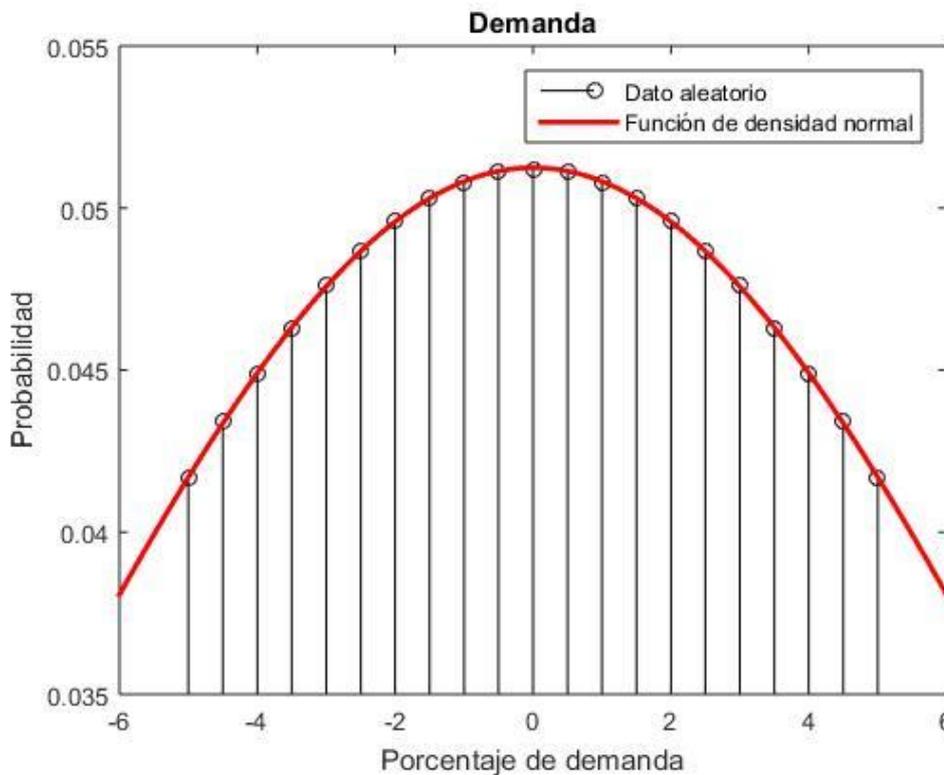


Figura 5.3 Función de densidad normal para la demanda

Se considera que la demanda y la generación eólica del sistema (6 nodos de Garver e IEEE de 24 nodos) sean datos distribuidos siguiendo la función de densidad normal y Weibull de las Figuras 5.3 y 5.4, respectivamente. Los datos están distribuidos dentro de un rango -5% a 5% de incertidumbre con un paso de 0.5% como se observa en las figuras, donde cero es el valor medio de la distribución (dato determinístico), y los valores alejados del valor medio representan la incertidumbre del problema (datos estocásticos).

El conjunto de valores aleatorios de demanda y generación se realiza por medio de la simulación de Montecarlo, donde se escoge de forma aleatoria el valor de la generación y demanda del sistema en presencia de la incertidumbre.

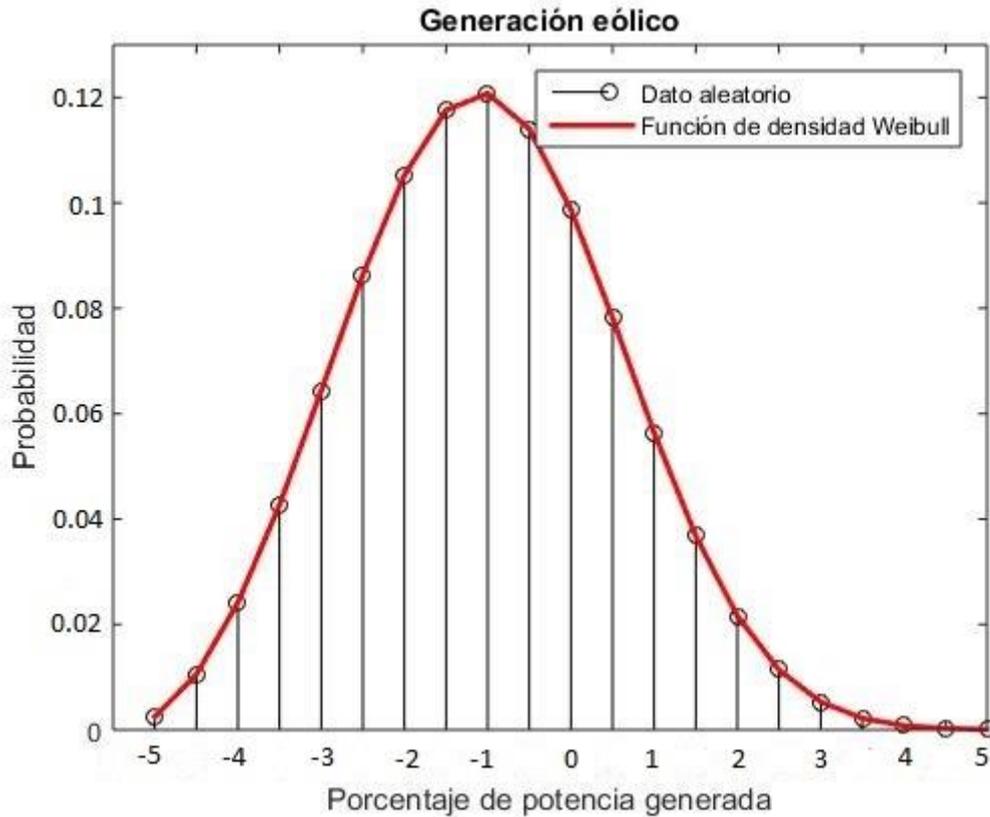


Figura 5.4 Función de densidad de Weibull para la generación

5.4 Escenarios de prueba

Los escenarios que se utilizan para los sistemas de prueba son:

- Caso base; sin límite de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos
- Con incertidumbre en la demanda y generación eólica sin costo de reactivos.
- Con incertidumbre en la demanda y generación eólica con costo de reactivos.
- Con incertidumbre fija en la demanda y generación eólica sin costo de reactivos.
- Con incertidumbre en la demanda y generación eólica, sin reactivos.

El escenario caso base en los sistemas de prueba descritos anteriormente son el caso determinístico, es decir, con una generación y demanda determinística (sin incertidumbre).

En los casos con incertidumbre ($\pm 5\%$) en la demanda y generación eólica con y sin costo de reactivos, se modela a los sistemas de prueba con incertidumbre aleatoria (simulación Montecarlo) en las barras donde exista carga y generación eólica. La generación eólica no gestionable se ubica en la barra 3 en el sistema de 6 nodos de Garver, y en el sistema de IEEE de 24 nodos en las barras 15,16 y 18 (ver Figura 5.1 y 5.2).

A la generación eólica se la considera sin redespacho, en cambio al resto de generadores de los sistemas de prueba se los considera con redespacho. A la compensación shunt se la representa en todos los escenarios con reactivos como generadores artificiales colocados en las barras PQ o barras de carga, además la compensación es sin límites de reactivos, en donde tienen un costo de \$1,000/MVAr y \$100/MVAr para el escenario con costo de reactivos del sistema de 6 nodos de Garver y 24 nodos de IEEE, respectivamente.

En el escenario con incertidumbre fija, se establece una incertidumbre en la demanda de 2.5%, 3.5% y 5% y para la generación de 2.5% y -2.5%. Por último, se realiza el escenario con incertidumbre en la demanda y generación sin reactivos, colocando los límites de los generadores artificiales de potencia reactiva en cero

5.5 Resultados

Los resultados que se presentan a continuación para los escenarios casos base e incertidumbre fija se obtuvieron mediante 10 pruebas realizadas con ACOR y para los escenarios de prueba con incertidumbre aleatoria se adquirieron por medio de 30 simulaciones (simulación Montecarlo) con 10 pruebas (ACOR) cada una. La fusión de la simulación con ACOR da paso a un algoritmo simheurístico que permite conocer el comportamiento real del sistema de 6 nodos de Garver y 24 nodos de IEEE encontrando un valor esperado (valor robusto para la planificación de expansión).

5.5.1 Resultados del sistema de 6 nodos de Garver

Los parámetros generales que se utilizaron para el sistema de 6 nodos de Garver son, 40 individuos (hormigas), 35 iteraciones máximas y un número máximo de 5 circuitos en cada derecho de transmisión. En cambio, los parámetros de ACOR, se utilizó un tamaño de muestreo de 300, el parámetro $q=0.175$ y el parámetro de relación desviación-distancia de 2.35. Todos los parámetros mencionados se los establecieron a base de pruebas realizadas, con los cuales se obtuvieron los mejores resultados.

En los diferentes escenarios realizados para el sistema de 6 nodos de Garver se presentan tablas en donde se da un resumen general con los datos más importantes obtenidos, además en las figuras se muestra el proceso de convergencia del algoritmo simheurístico ante el problema del PET e histogramas donde se detalla el porcentaje de éxito que tiene una posible solución a ocurrir.

5.5.1.1 Sistema de 6 nodos de Garver caso base

Para el caso base para el sistema de 6 nodos de Garver se realiza para las siguientes condiciones sin límite de reactivos, con costo de reactivos (\$1,000/MVAr) y sin reactivos, en los cuales se obtuvieron los siguientes resultados.

El mejor resultado obtenido para el caso base sin límite de reactivos fue de \$170,000 con una tasa de éxito del 100% lograda con el algoritmo, el costo corresponde a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 2$$

Es decir, se incorporó 3 líneas entre las barras 2-6, una línea entre las barras 3-5 y 2 líneas entre las barras 4-6, además la compensación shunt capacitiva e inductiva que se requiere en las barras para hacer factible la topología, son de: $r_{Q2capacitiva} = 596.23$, $r_{Q2inductiva} = 403.97$, $r_{Q4capacitiva} = 554.88$, $r_{Q4inductiva} = 443.11$, $r_{Q5capacitiva} = 540.72$, $r_{Q5inductiva} = 459.28$ MVAr.

En el caso base con costo de reactivos se consideró un costo de \$1,000/MVAr, el mejor resultado obtenido fue de \$210,000 para la inversión de las líneas de transmisión, con una tasa de éxito del 70% de ocurrencia. El costo obtenido corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión.

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{2-6} = 3 \quad n_{4-6} = 2$$

Para que la topología encontrada sea factible es necesario una compensación shunt de: $r_{Q4capacitiva} = 11.36$, $r_{Q4inductiva} = 0.0025$, $r_{Q5capacitiva} = 22.81$, $r_{Q5inductiva} = 0.0029$ MVA_r , lo que corresponde a un costo total de reactivos de \$34,175. Por lo tanto, el costo total para el caso base con costo de reactivos de \$244,175.

Por último, el caso base considerando un sistema sin compensación shunt, da un valor de \$250,000 con una tasa de éxito de 90%. El costo se debe a la adición de las siguientes líneas de transmisión.

$$n_{1-2} = 2, \quad n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 2$$

En las Figuras 5.5, 5.6 y 5.7 se presentan el proceso de convergencia de ACOR para las 10 pruebas realizadas, para las diferentes condiciones del caso base del sistema de 6 nodos de Garver.

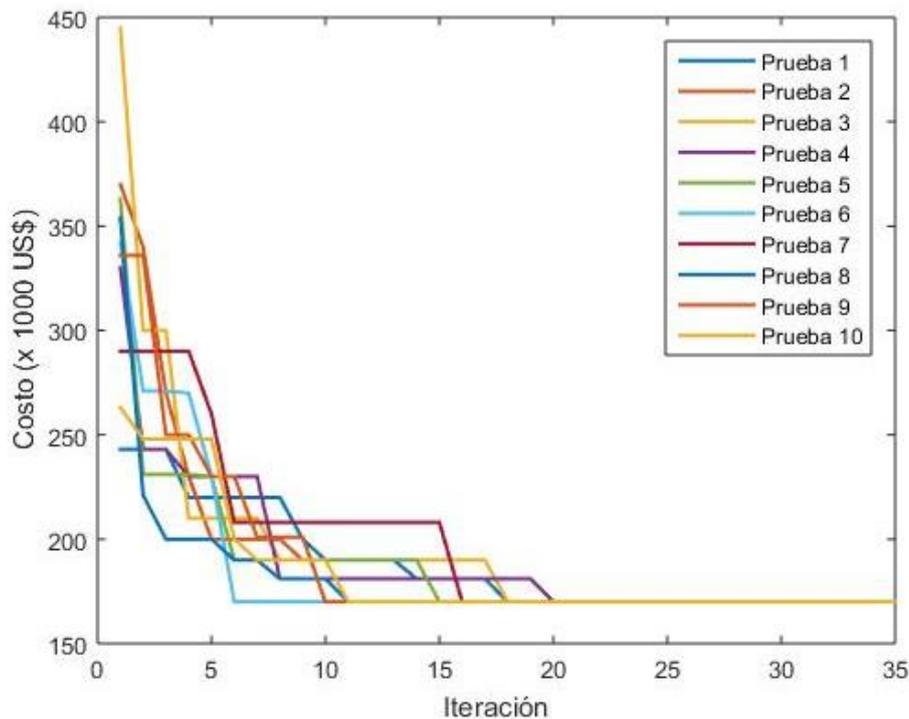


Figura 5.5 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver sin límite de reactivos.

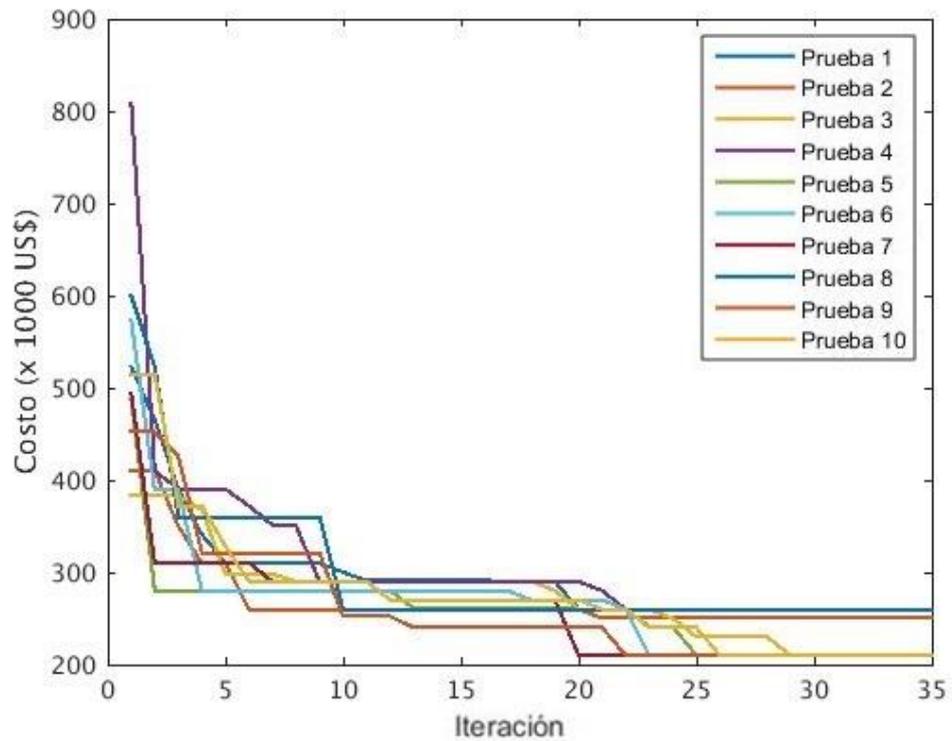


Figura 5.6 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver con costo de reactivos.

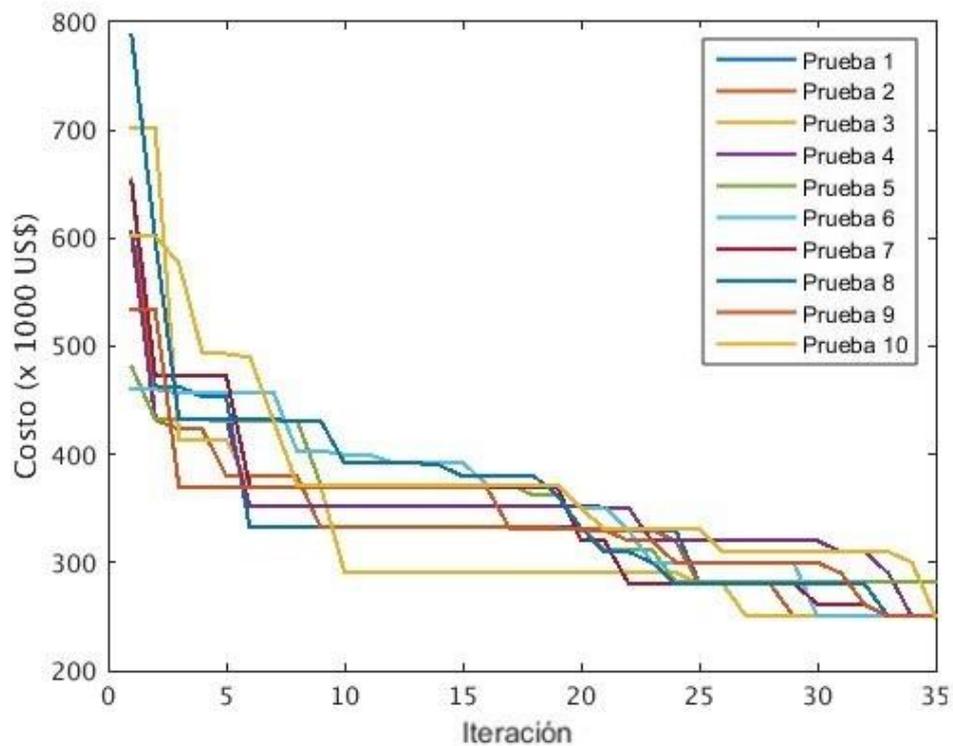


Figura 5.7 Proceso de convergencia de ACOR para el caso base del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos.

5.5.1.2 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre sin costo de reactivos

Los resultados para este escenario sin límite de reactivos con un costo de \$0/MVAr. Al realizar las simulaciones se crearon dos casos debido a la incertidumbre presente en la demanda y generación, en donde se los denominaron caso crítico y no crítico.

Un caso no crítico se lo considera aquel en donde la generación y demanda están alrededor del valor determinístico (0% de incertidumbre), o cuando no existe una gran diferencia entre la demanda y generación. En cambio, un escenario crítico se presenta cuando la demanda o generación están lejos del valor determinístico ocasionando que exista una gran variación o diferencia entre la demanda y la generación. En las simulaciones realizadas el caso crítico más común que se presentó fue cuando la demanda aumento más del 2% y la generación eólica disminuyó menos del 3%.

El mejor resultado para escenarios no críticos fue de \$170,000 con una tasa de éxito de 85%. Los escenarios críticos en las 30 simulaciones que se realizaron se presentaron en un 13%, en donde el mejor resultado fue de \$200,000 con una tasa de éxito de 63%.

El costo de \$170,000 se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 2$$

Para hacer factible esta topología se requiere una compensación capacitiva e inductiva aproximada, en las barras 2, 4 y 5 de: $r_{Q2capacitiva} = 509.35$, $r_{Q2inductiva} = 409.65$, $r_{Q4capacitiva} = 0$, $r_{Q4inductiva} = 441.3$, $r_{Q5capacitiva} = 540.24$, $r_{Q5inductiva} = 459.75$ MVAr.

Para el mínimo costo que se presentó en el caso crítico de \$200,000 corresponde a la adición de las líneas:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 3$$

En donde se requiere una compensación capacitiva e inductiva aproximada, en las barras de: $r_{Q2capacitiva} = 602.26$, $r_{Q2inductiva} = 397.74$, $r_{Q4capacitiva} = 578$, $r_{Q4inductiva} = 421.98$, $r_{Q5capacitiva} = 541.79$, $r_{Q5inductiva} = 458.21$ MVAr

En la Tabla 5.1 se presenta un resumen general de los resultados obtenidos para los escenarios críticos y no críticos, que se produjeron en las 30 simulaciones desarrolladas.

Tabla 5.1 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 6 nodos de Garver sin límite de reactivos mediante el algoritmo simheurístico.

Escenario	No críticos	Críticos
Presencia (%)	87	13
Peor (US\$ \times 1000)	210	221
Promedio (US\$ \times 1000)	172.36	205.33
Mejor (US\$ \times 1000)	170	200
Éxito (%)	85	63

En las siguientes Figuras 5.8 y 5.9 se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia para un caso no crítico y crítico, respectivamente.

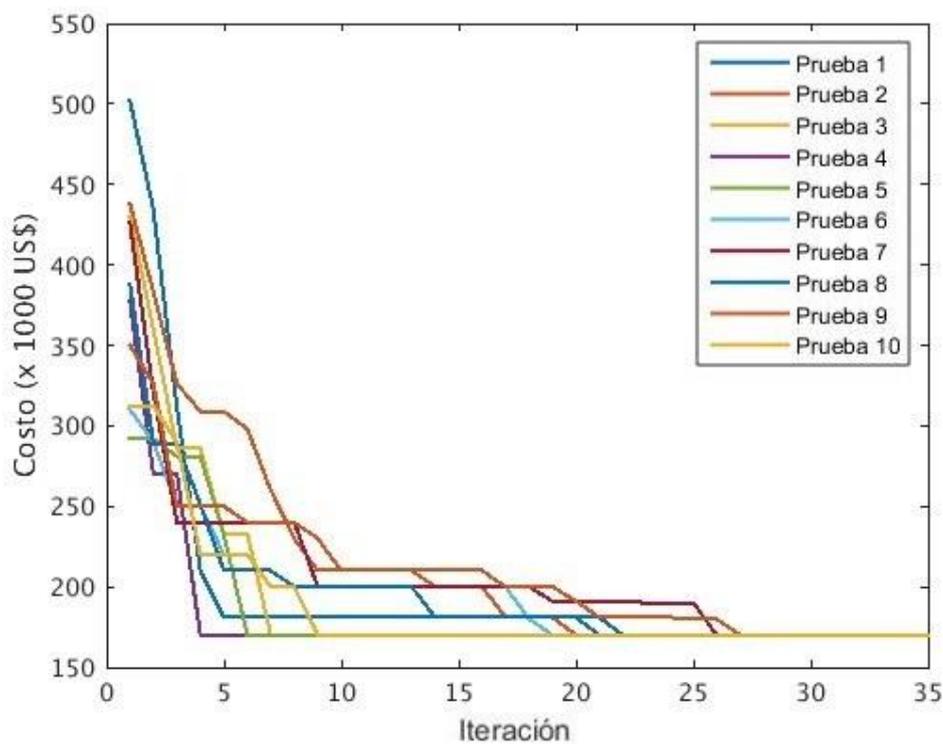


Figura 5.8 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso no crítico.

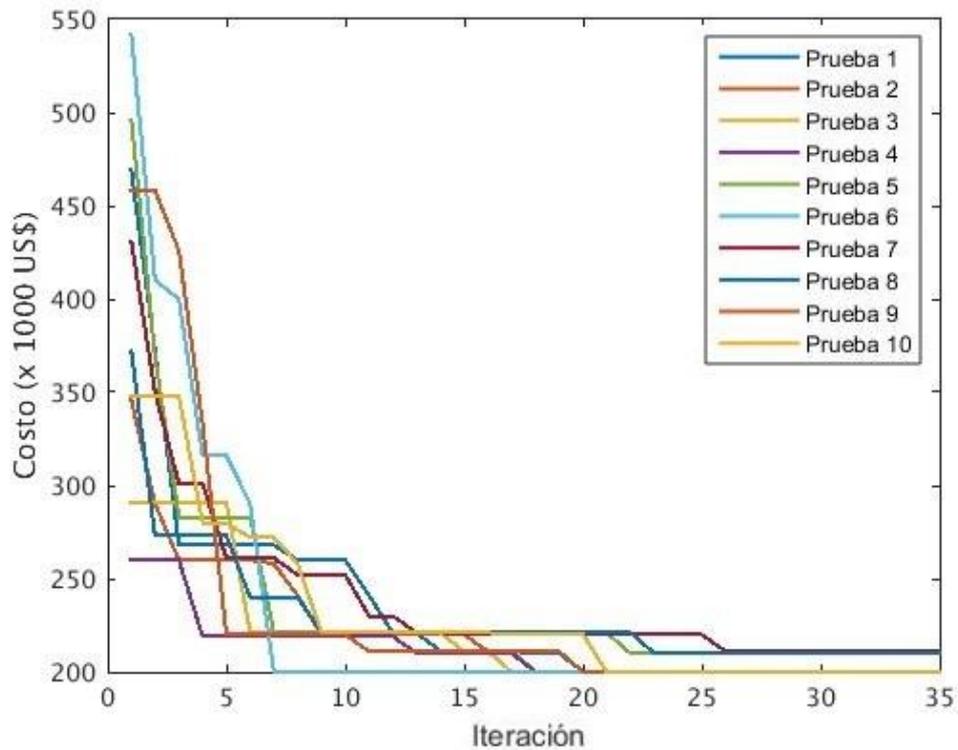


Figura 5.9 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso crítico.

En las Figuras 5.10 y 5.11 se presentan histogramas con el porcentaje de éxito de diferentes resultados obtenidos para el caso crítico y no crítico, respectivamente. En donde, se puede verificar que los mejores resultados (valores óptimos) son \$170,000 con un éxito del 85% para el caso no crítico y \$200,000 con un éxito del 63% para el caso crítico.

Con los datos presentados en este escenario el valor esperado corresponde al plan de expansión obtenido en el caso no crítico, ya que este caso es el que tiene mayor probabilidad de ocurrir con un 87%. Entonces la planificación robusta sujeta a la incertidumbre para el escenario del sistema de 6 nodos de Garver corresponde al valor de \$170,000. Al compararlo con el caso determinístico se observa que es el mismo, esto es debido a que el caso no crítico que se presenta en las simulaciones la demanda y generación están cerca de su valor determinístico.

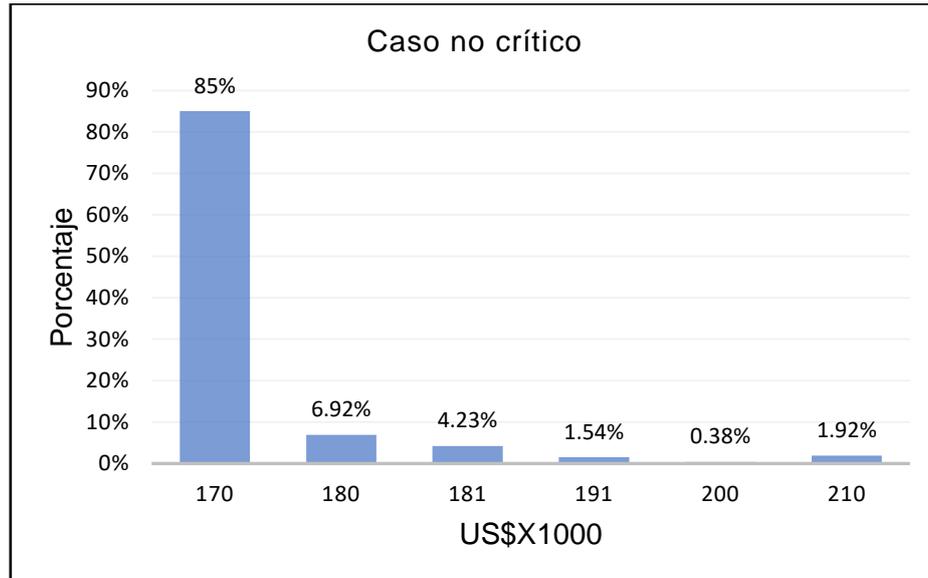


Figura 5.10 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso no crítico.

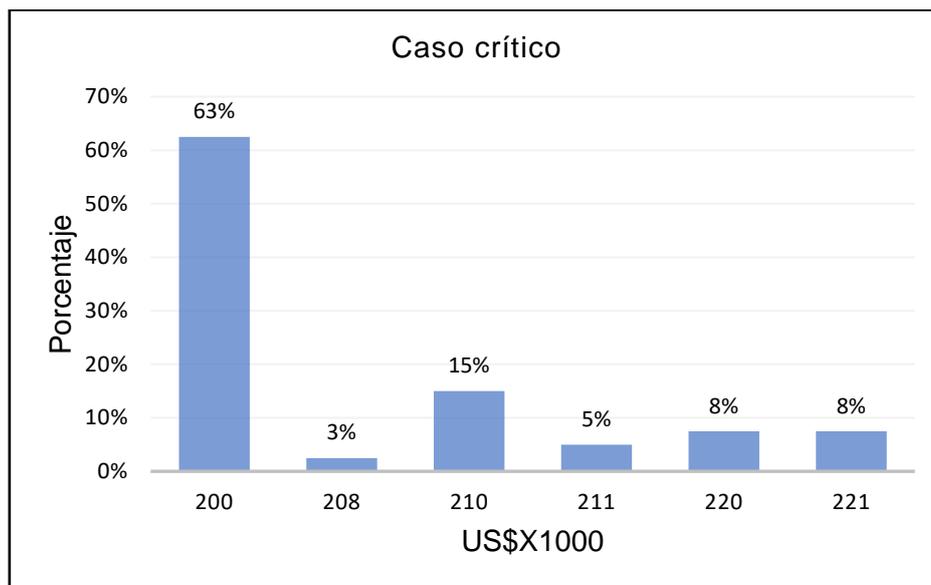


Figura 5.11 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin costo de reactivos, caso crítico.

5.5.1.3 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre con costo de reactivos.

Para este escenario se considera un costo de reactivos de \$1,000/MVAr, esto hace un escenario aún más realista para la planificación. Se realizó 30 simulaciones de Montecarlo con 10 pruebas mediante ACOR en cada simulación. La planificación robusta que se obtuvo en este escenario fue de \$221,000 como caso crítico y \$210,000 como caso no crítico, las adiciones de las líneas correspondientes son de:

Para el caso crítico de \$221,000.

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{2-5} = 1, \quad n_{2-6} = 3 \quad n_{4-6} = 2$$

Para no crítico de \$210,000.

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{2-6} = 3 \quad n_{4-6} = 2$$

La compensación inductiva y reactiva que se requiere en las barras para su correcto funcionamiento de la topología se representa en la Tabla 5.2 para el caso crítico y Tabla 5.3 el caso no crítico. En las tablas se puede observar que se requiere para el caso crítico una compensación capacitiva de 46.22MVar e inductiva de 0.021MVar, que corresponde a un costo total de \$46,250. En cambio, para el caso no crítico es necesario una compensación capacitiva de 27.26MVar e inductiva de 0.0071MVar, que corresponde a un costo total de \$27,270.

Tabla 5.2 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso crítico

Compensación	Barras			Total
	2	4	5	
Capacitiva (MVar)	5.77	16.09	24.36	46.22
Inductiva (MVar)	0.006	0.007	0.007	0.021
Costo (US\$x1000)	5.78	16.10	24.37	46.25

Tabla 5.3 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico

Compensación	Barras			Total
	2	4	5	
Capacitiva (MVar)	0.00003	7.81	19.45	27.26
Inductiva (MVar)	0.0028	0.002	0.0023	0.0071
Costo (US\$x1000)	0.0028	7.81	19.45	27.27

El resumen general de los escenarios críticos y no críticos, ver Tabla 5.4:

Tabla 5.4 Resumen general de la simulación para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo

Casos	No críticos	Críticos
Presencia (%)	60	40
peor (US\$x1000)	210	221
promedio (US\$x1000)	215.27	234.01
mejor (US\$x1000)	210	221
Éxito (%)	80	61

En las siguientes figuras se presentan para el caso crítico y no crítico el proceso de convergencia e histogramas con los porcentajes de éxito de las posibles soluciones.

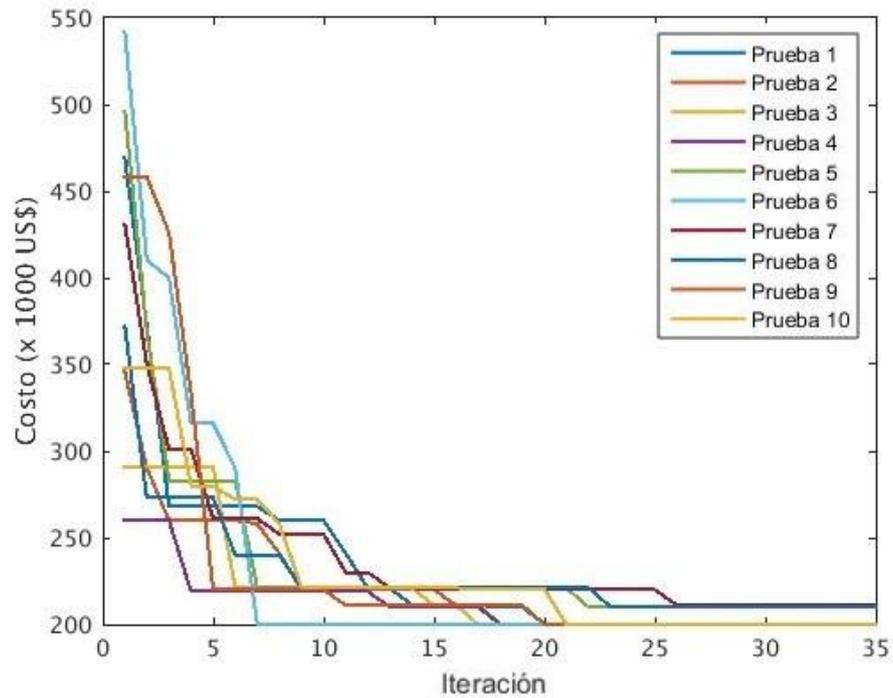


Figura 5.12 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo, caso crítico.

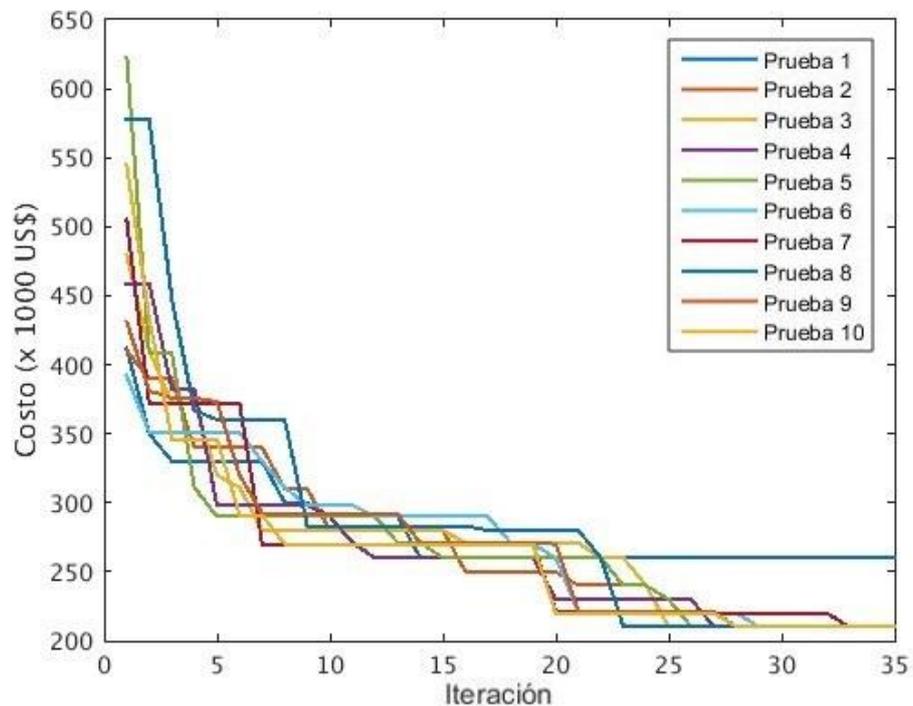


Figura 5.13 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo, caso no crítico.

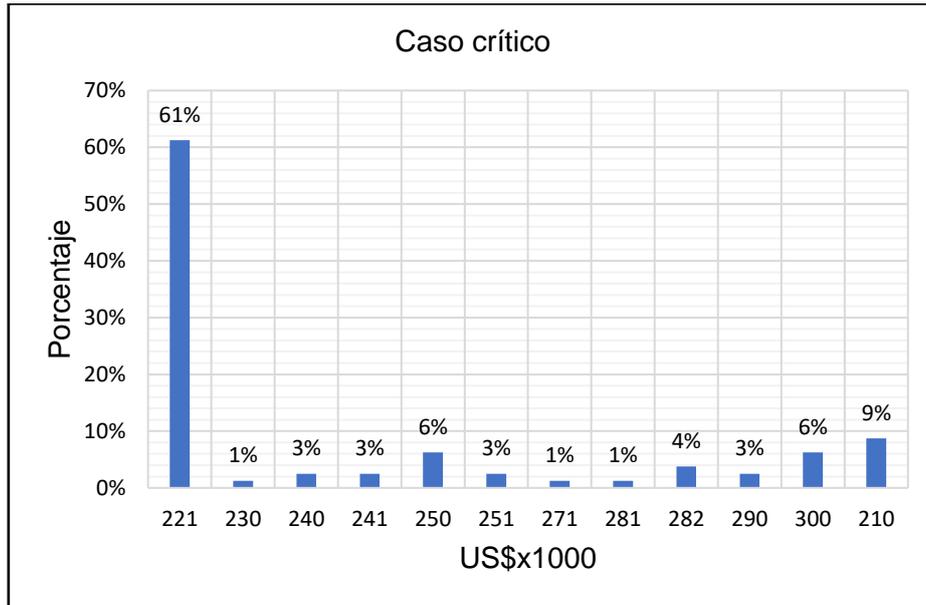


Figura 5.14 Histograma caso crítico para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo.

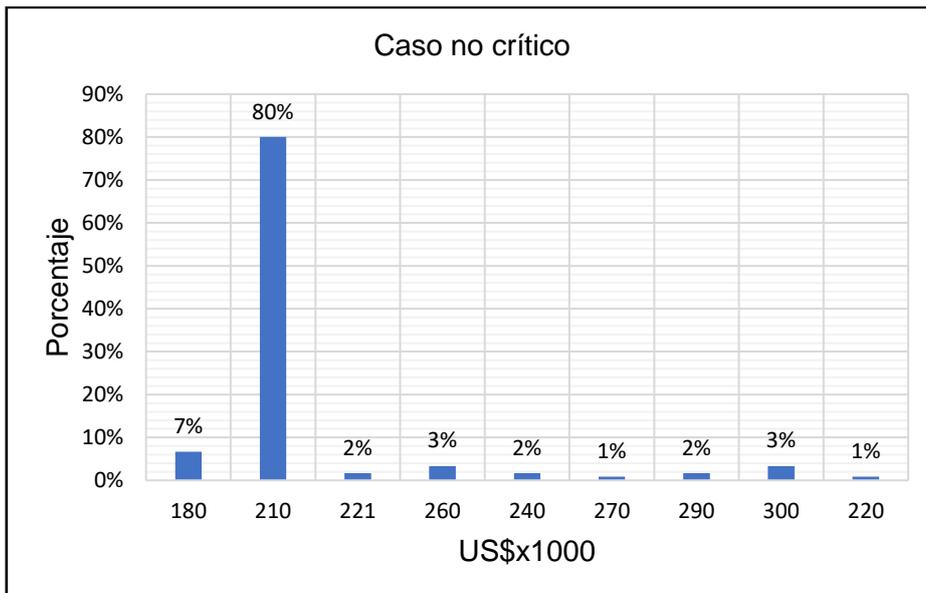


Figura 5.15 Histograma caso no crítico para el escenario con incertidumbre del sistema Garver de 6 nodos con costo de reactivo.

Analizando los datos obtenidos, el caso no crítico es el que tiene más presencia de ocurrir con un 80%, siendo así el valor esperado corresponde al costo de \$210,000 más los \$27,270 de la compensación shunt dando un total de \$237,270 el cual da un valor menor al encontrado para caso determinístico esto se debe a la presencia de la incertidumbre en la demanda y generación.

5.5.1.4 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre fija sin costo de reactivos

El escenario con incertidumbre fija, se lo realiza para una incertidumbre en la demanda de 2.5%, 3.5% y 5% y para la generación de 2.5% y -2.5%. Los resultados de todos los casos se los obtuvieron mediante 10 pruebas con ACOR. Los casos de combinación son:

a.) Demanda de 2.5% y generación 2.5%

En 10 pruebas con ACOR el mejor resultado fue de \$170,000 con un éxito del 100%, como se observa en la Figura 5.16. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 2$$

La compensación shunt capacitiva e inductiva que se requiere en las barras para hacer factible la topología, son de: $r_{Q2capacitiva} = 607.58$, $r_{Q2inductiva} = 392.42$, $r_{Q4capacitiva} = 554.26$, $r_{Q4inductiva} = 445.7$, $r_{Q5capacitiva} = 539.74$, $r_{Q5inductiva} = 460.26$ MVar.

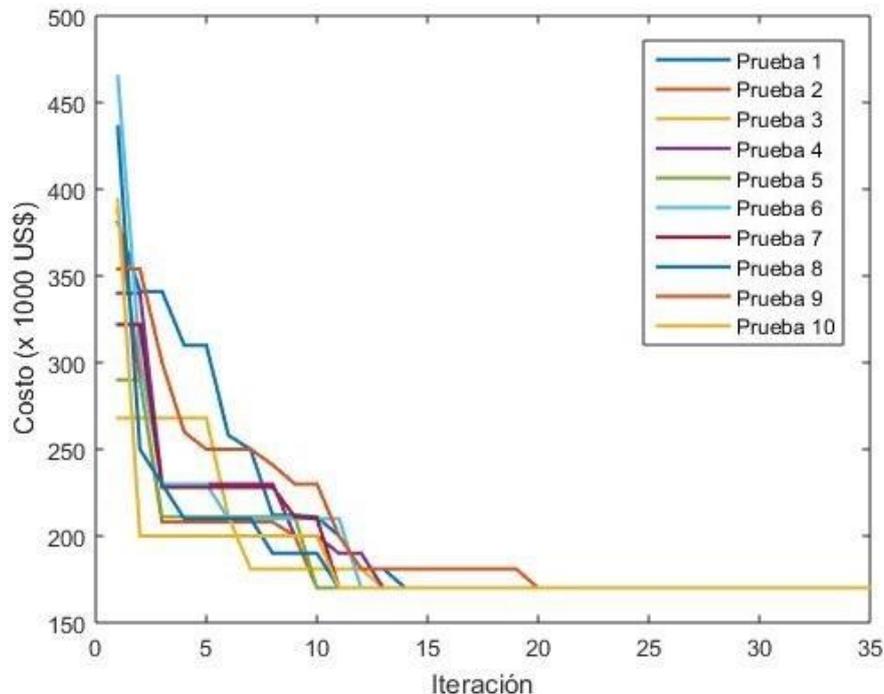


Figura 5.16 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación 2.5%.

b.) Demanda de 3.5% y generación 2.5%

El mejor resultado fue de \$181,000 con un éxito del 100%, como se observa en la Figura 5.17. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-5} = 1, \quad n_{2-6} = 3, \quad n_{4-6} = 2$$

Para hacer factible la topología, se requiere una compensación de:
 $r_{Q2capacitiva} = 616.64$, $r_{Q2inductiva} = 383.36$, $r_{Q4capacitiva} = 557.22$, $r_{Q4inductiva} = 442.78$, $r_{Q5capacitiva} = 529.25$, $r_{Q5inductiva} = 470.75$ MVar.

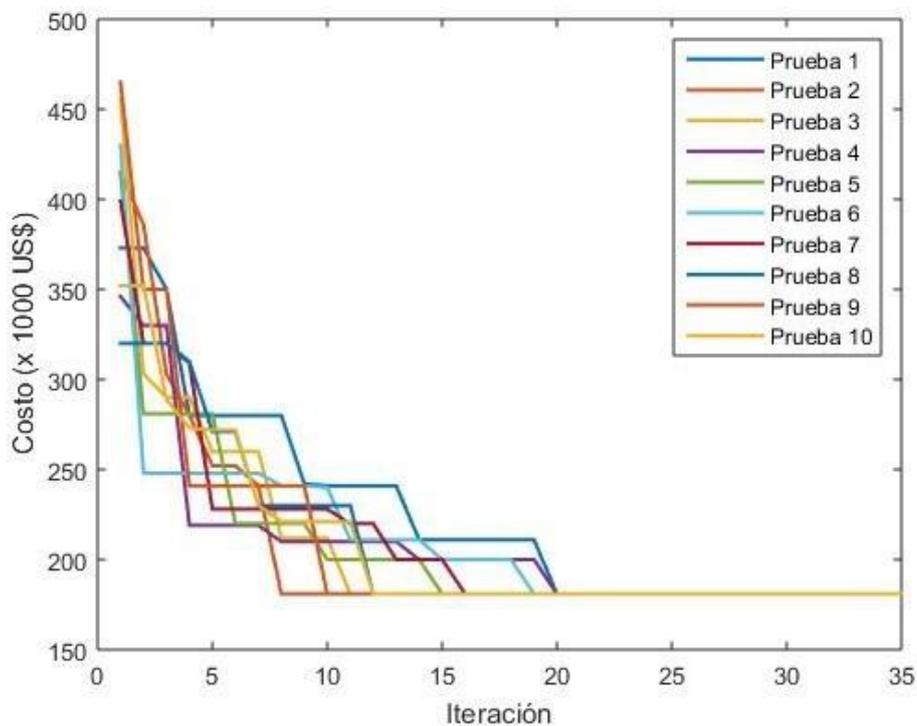


Figura 5.17 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación 2.5%.

c.) Demanda de 5% y generación 2.5%

Se observa en la Figura 5.18 la convergencia de ACOR para este caso, en donde el mejor resultado es de \$200,000 con un éxito del 90%. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 3$$

Además, para que la topología sea factible es necesario compensaciones capacitivas e inductivas en las barras 2, 4 y 5 cuyos valores son: $r_{Q2capacitiva} = 606.89$, $r_{Q2inductiva} = 393.1$, $r_{Q4capacitiva} = 581.48$, $r_{Q4inductiva} = 418.5$, $r_{Q5capacitiva} = 541.71$, $r_{Q5inductiva} = 458.29$ MVar.

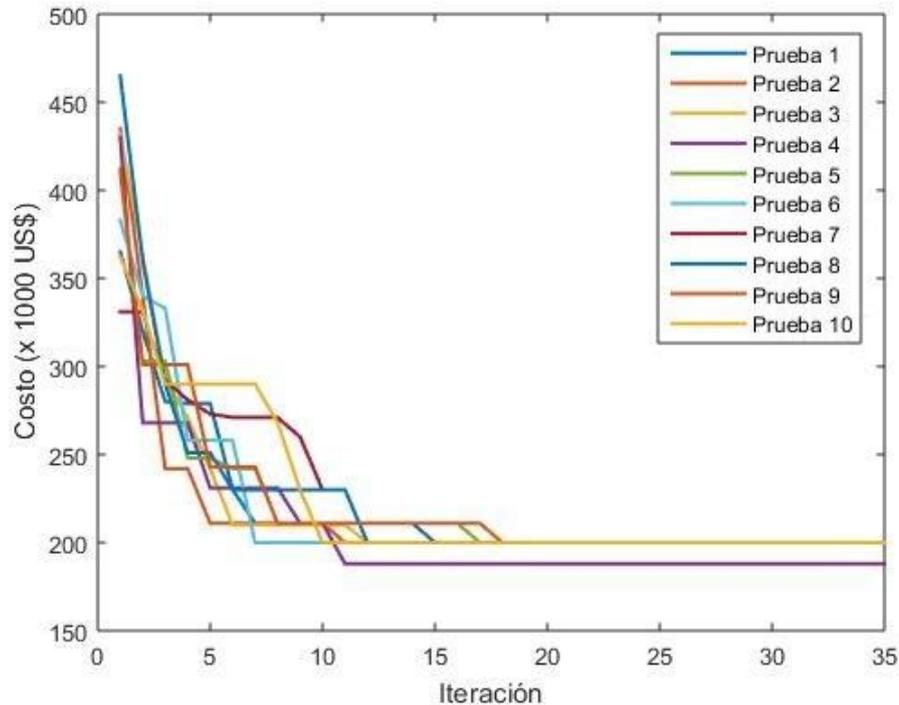


Figura 5.18 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 5% y generación 2.5%.

d.) Demanda de 2.5% y generación -2.5%

Para este caso la generación ha disminuido de su valor medio en un 2.5% y la demanda aumenta a un 2.5% el mejor resultado fue de \$181,000 con un éxito del 100%, como se observa en la Figura 5.19. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-5} = 1, \quad n_{2-6} = 3, \quad n_{4-6} = 2$$

La compensación capacitiva e inductiva en las barras del sistema para que la topología sea viable son: $r_{Q2capacitiva} = 616.83$, $r_{Q2inductiva} = 383.17$, $r_{Q4capacitiva} = 555.27$, $r_{Q4inductiva} = 444.73$, $r_{Q5capacitiva} = 527.5$, $r_{Q5inductiva} = 472.48$ MVar.

e.) Demanda de 3.5% y generación -2.5%

Al aumentar la demanda a un 3.5% se observa en la gráfica de convergencia (Figura 5.20) que el mejor resultado fue de \$200,000 con un éxito del 70% para las 10 pruebas. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 3$$

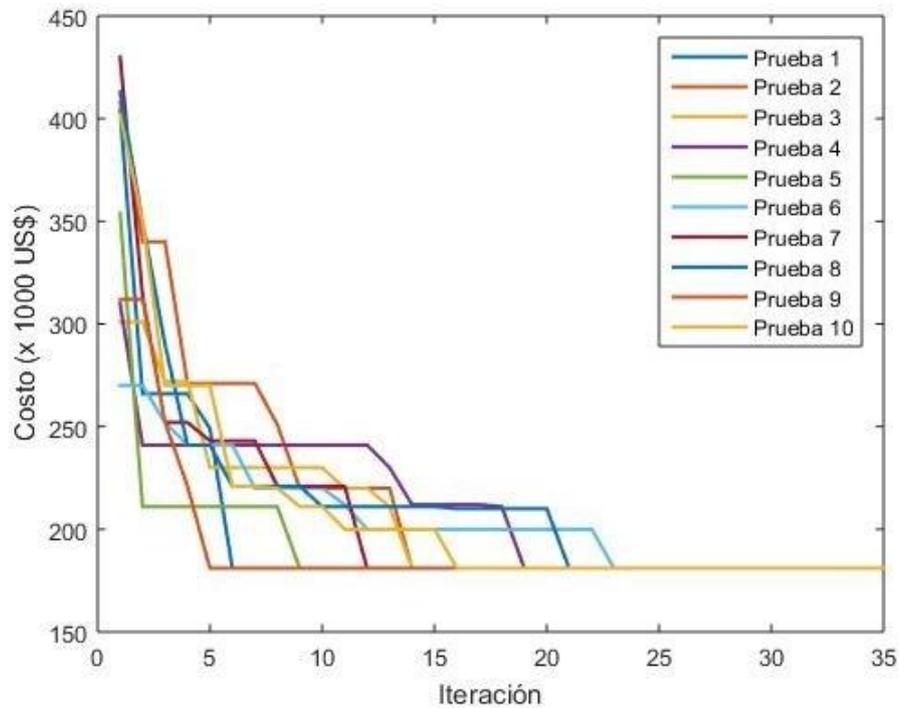


Figura 5.19 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación -2.5%.

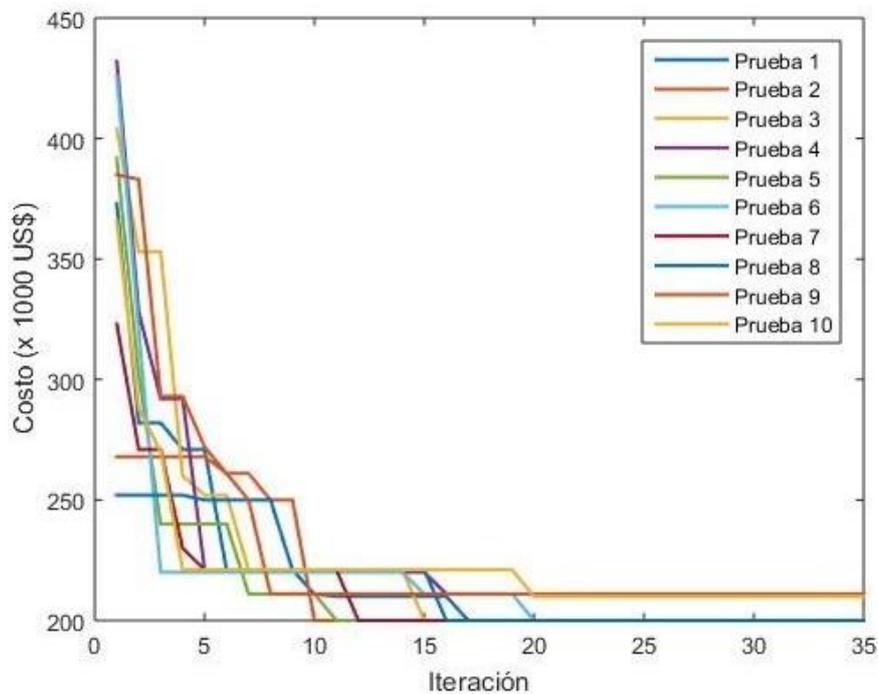


Figura 5.20 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación -2.5%.

Los valores de la compensación capacitiva e inductiva para que el sistema sea factible son: $r_{Q2capacitiva} = 607.32$, $r_{Q2inductiva} = 392.67$, $r_{Q4capacitiva} = 576.63$, $r_{Q4inductiva} = 423.37$, $r_{Q5capacitiva} = 541$, $r_{Q5inductiva} = 458.91$ MVar.

f.) Demanda de 5% y generación -2.5%

Por último, la demanda aumenta a un 5% y la generación disminuye a un 2.5%, lo cual se considera un caso crítico, el mejor resultado obtenido fue de \$200,000 con un éxito del 100%, como se observa en la Figura 5.21. El costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1, \quad n_{4-6} = 3$$

Para que el sistema sea factible es necesario una compensación capacitiva e inductiva en los nodos del sistema de : $r_{Q2capacitiva} = 610.55$, $r_{Q2inductiva} = 389.45$, $r_{Q4capacitiva} = 580.88$, $r_{Q4inductiva} = 419.12$, $r_{Q5capacitiva} = 539.88$, $r_{Q5inductiva} = 460.12$ MVar.

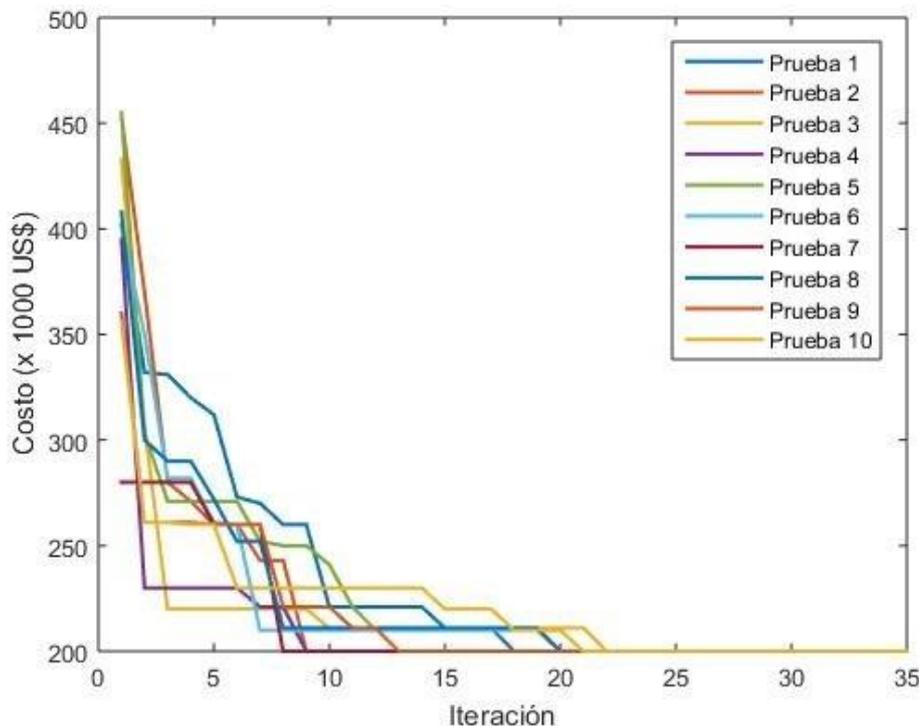


Figura 5.21 Convergencia del sistema Garver con incertidumbre fija, demanda 5% y generación -2.5%.

5.5.1.5 Sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre sin reactivos

Para este escenario no se considera compensaciones en los nodos del sistema. La topología más robusta o valor esperado que se encontró fue de \$250,000 con una tasa de éxito del 72%, el costo corresponde a la adición las siguientes líneas de transmisión:

$$n_{1-2} = 2, \quad n_{2-6} = 3, \quad n_{3-5} = 1 \quad n_{4-6} = 2$$

El plan robusto que se obtuvo soporta a la incertidumbre de la demanda y generación, es decir garantiza el correcto funcionamiento del sistema ante la presencia de casos no críticos y críticos descritos anteriormente.

En la Figura 5.22 se despliega los resultados en un histograma, obtenidos a través de la simulación, donde mayor probabilidad de existencia tiene el valor de \$250,000 con un porcentaje de éxito del 72% ante la variación aleatoria de la generación y demanda.

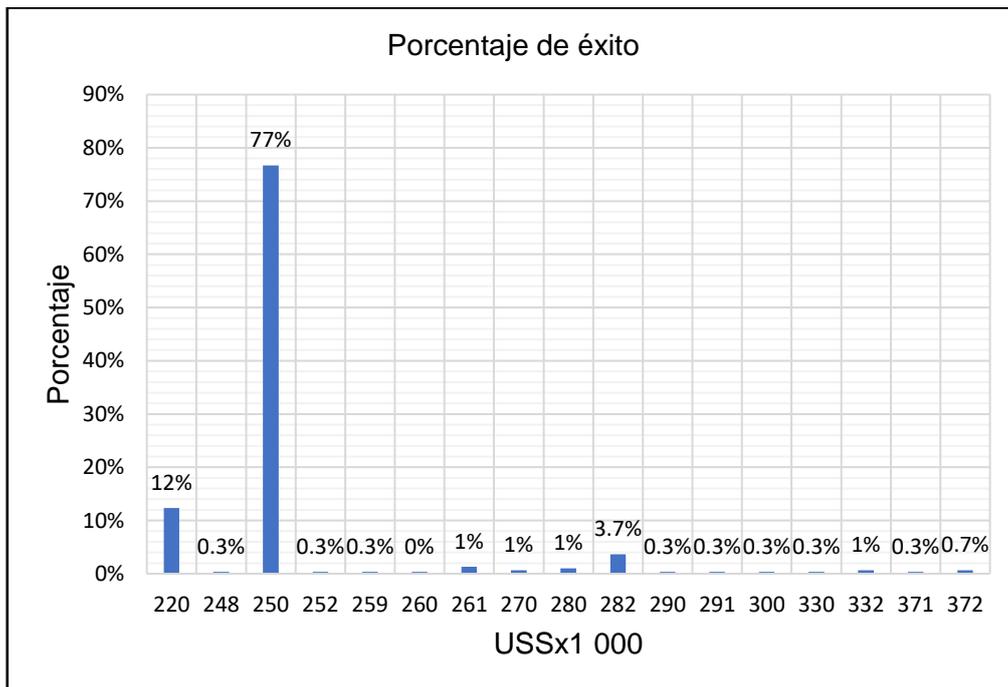


Figura 5.22 Histograma de porcentajes de éxito del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos

En la Figura 5.23 se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia.

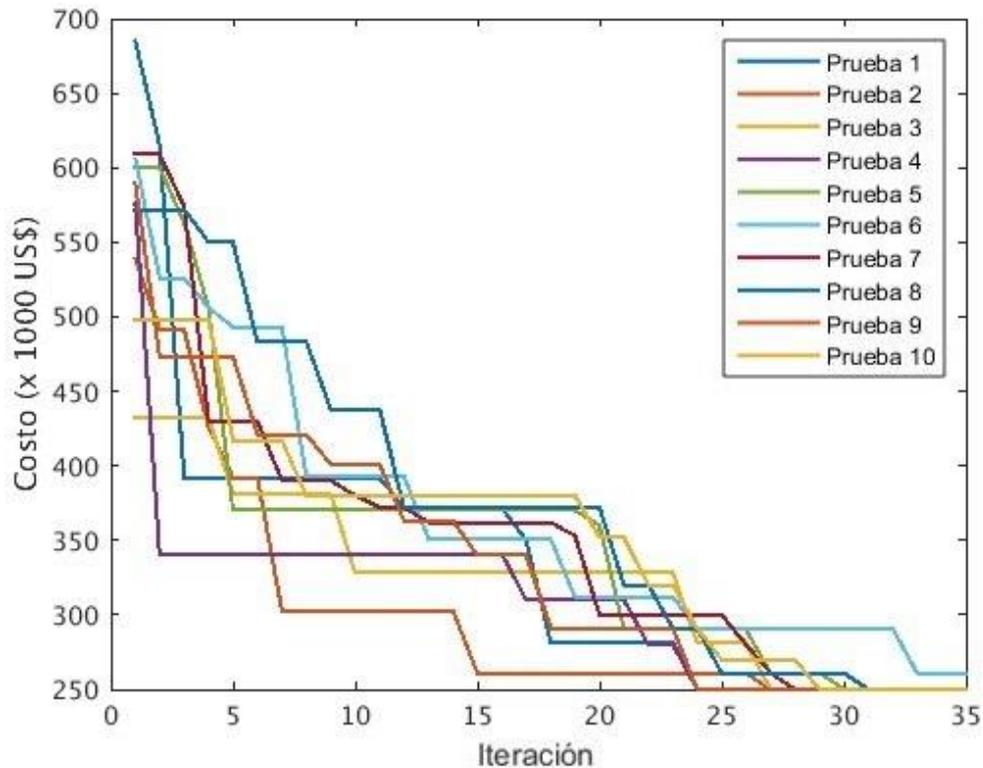


Figura 5.23 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 6 nodos de Garver sin reactivos.

5.5.2 Resumen de los resultados del sistema de 6 nodos de Garver

En las Tablas 5.5 se presenta un resumen general del caso determinístico para las condiciones sin límite de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos sobre el sistema de prueba de 6 nodos de Garver. Los valores obtenidos en el caso determinístico permiten compararlos con los encontrados cuando el sistema de prueba está sujeto a la incertidumbre.

Tabla 5.5 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver caso determinístico.

Líneas	SISTEMA DE 6 NODOS DE GARVER CASO DETERMINISTICO		
	Sin límite de reactivos	Con costo de reactivos	Sin reactivos
1-2		1	2
2-5			
2-6	3	3	3
3-5	1	1	1
4-6	2	2	2
Costo (US\$ x 1000)	170	210	250
Costo Comp.(US\$ x 1000)		34.175	

Se observa en la Tabla 5.6 los valores esperados para cada escenario de prueba del sistema de Garver sujeto a incertidumbre, estos valores esperados fueron seleccionados por medio del plan robusto del caso crítico o no crítico que tiene más probabilidad de ocurrir. Al comparar estos valores esperados con los obtenidos para los casos determinísticos se observa que el costo de inversión de las líneas son los mismos, excepto el costo de la compensación shunt para el escenario con costo de reactivos que es menor cuando está sujeto a la incertidumbre, eso se debe a que la incertidumbre presente hace que el sistema requiera menos cantidad de reactivos que en su caso determinístico.

Los valores de las inversiones en circuitos de transmisión resultan los mismos en los escenarios sin costo de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos debido a que existe más probabilidad, según las funciones de densidad de probabilidad usadas en este trabajo, que la incertidumbre en la demanda y generación estén cerca de su valor determinístico.

Tabla 5.6 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre usando la simulación Montecarlo.

Líneas	SISTEMA DE 6 NODOS DE GARVER CON INCERTIDUMBRE		
	Sin límite de reactivos	Con costo de reactivos	Sin reactivos
	Valor esperado	Valor esperado	Valor esperado
1-2		1	2
2-5			
2-6	3	3	3
3-5	1	1	1
4-6	2	2	2
Costo (US\$ x 1000)	170	210	250
Costo Comp.(US\$ x 1000)		27.27	

En la Tabla 5.7 se presentan los resultados, para el sistema de Garver sin límite de reactivos con un costo de \$0/MVAr, sujeto a una incertidumbre fija en la demanda y generación: se observa que el costo de la adición de las líneas de transmisión, si la incertidumbre está cerca del 0% (valor determinístico), el resultado es de \$170,000, en cambio si la brecha entre la demanda y generación aumenta un poco debido a la incertidumbre presente da un valor más elevado de \$181,000, si la brecha entre la demanda y generación es aún más grande por ejemplo; la considerada en el escenario de prueba de 5% en la demanda y -2.5% en la generación el resultado es de \$200,000. Con esto se puede decir que a medida que aumenta la brecha entre la demanda y generación debido a la presencia de la incertidumbre se requiere un plan de expansión

más costoso, pero con pocas probabilidades de ocurrir, ya que en el escenario sin límite de reactivos con incertidumbre que se realizó el valor esperado fue de \$170,000, debido a que la incertidumbre tiende a estar cerca de su valor determinístico según las funciones de densidad de probabilidad.

Tabla 5.7 Resumen de costos del sistema de 6 nodos de Garver con incertidumbre fija sin costo de reactivo.

SISTEMA DE 6 NODOS DE GARVER CON INCERTIDUMBRE FIJA SIN LÍMITE DE REACTIVOS							
Líneas	caso determ.	Demanda de 2.5% y generación 2.5%	Demanda de 3.5% y generación 2.5%	Demanda de 5% y generación 2.5%	Demanda de 2.5% y generación -2.5%	Demanda de 3.5% y generación -2.5%	Demanda de 5% y generación -2.5%
1-2							
2-5			1		1		
2-6	3	3	3	3	3	3	3
3-5	1	1		1		1	1
4-6	2	2	2	3	2	3	3
Costo (US\$ x 1000):	170	170	181	200	181	200	200

5.5.3 Sistema IEEE de 24 nodos.

Para el sistema de 24 nodos de IEEE los parámetros generales que se utilizaron son, 60 individuos (hormigas), 35 iteraciones máximas y un número máximo de 5 circuitos en cada derecho de transmisión. En cambio, los parámetros de ACOR, se utilizó un tamaño de muestreo de 600, el parámetro $q=0.175$ y el parámetro de relación desviación-distancia de 2.35. Todos los parámetros mencionados se los establecieron a base de pruebas realizadas, con los cuales se obtuvieron los mejores resultados.

En los diferentes escenarios realizados para el sistema de 24 nodos de IEEE se presentan figuras de la convergencia ACOR ante el problema del PET e histogramas donde se muestra el porcentaje de éxito que tiene una posible solución a ocurrir. Además, en las tablas se describe un resumen general con los datos más importante obtenidos al realizar las pruebas y también se expresa la compensación capacitiva e inductiva que necesita cada topología para que sea factible y tenga un correcto funcionamiento.

5.5.3.1 Sistema IEEE de 24 nodos caso base

Se realiza el caso base o determinístico para el sistema IEEE de 24 nodos para las siguientes condiciones sin límite de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos, en los cuales se obtuvieron los siguientes resultados.

El mejor resultado encontrado para el caso base sin límite de reactivos fue de \$87,000 con una tasa de éxito del 100%, que corresponde a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{16-17} = 1$$

Para que la topología obtenida sea factible en el caso base sin límite de reactivos se requiere una compensación capacitiva e inductiva, ver Tabla 5.8.

Tabla 5.8 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso base sin límite reactivos.

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVar)	601	525	519	565	651	580	258	709	531	677	668	561
Inductiva (MVar)	399	475	481	434	349	420	742	291	469	323	332	439

Para el caso base con costo de reactivos el mejor resultado encontrado fue de \$97,000 con una tasa de éxito del 80%, que corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 1 \quad n_{13-14} = 1$$

En la Tabla 5.9 se presenta la compensación capacitiva e inductiva que requiere la topología del caso base con costo de reactivos para que esta sea viable.

Tabla 5.9 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso base con costo de reactivos.

Compensación	Barras												Total
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24	
Capacitiva (KVar)	3.3	3.9	4.2	4.2	4	4.1	4.1	4.1	4.3	4.3	4.3	4.4	49.2
Inductiva (KVar)	7.3	4.8	4.5	4.7	5.2	4.5	4.5	4.6	4.4	4.5	4.4	5.8	59.2
Costo (US\$)	1.06	0.87	0.87	0.89	0.92	0.86	0.87	0.87	0.88	0.87	1.02	10.84	10.84

El caso base sin reactivos da como resultado un costo de inversión de \$97,000 con una tasa de éxito del 90% en el proceso de optimización, este costo se debe a la adición de las siguientes líneas de transmisión

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 1 \quad n_{13-14} = 1$$

En las siguientes Figuras 5.24, 5.25 y 5.26 se presentan el proceso de convergencia del caso base del sistema de 24 nodos IEEE sin límites de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos, respectivamente.

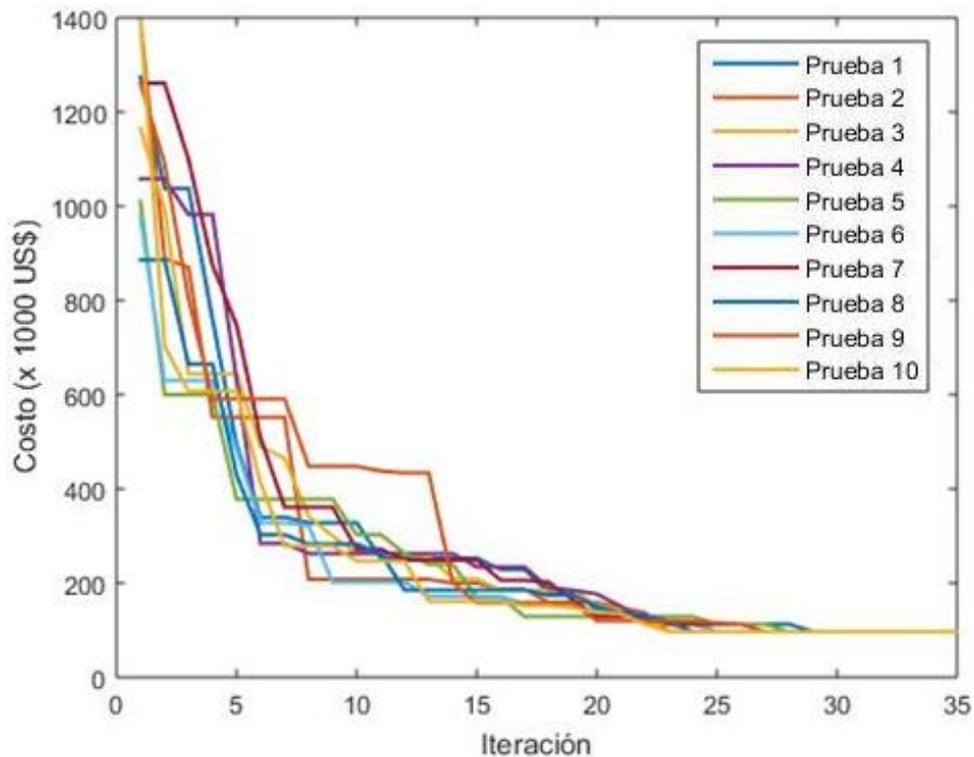


Figura 5.24 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base del sistema IEEE de 24 nodos sin límite de reactivos.

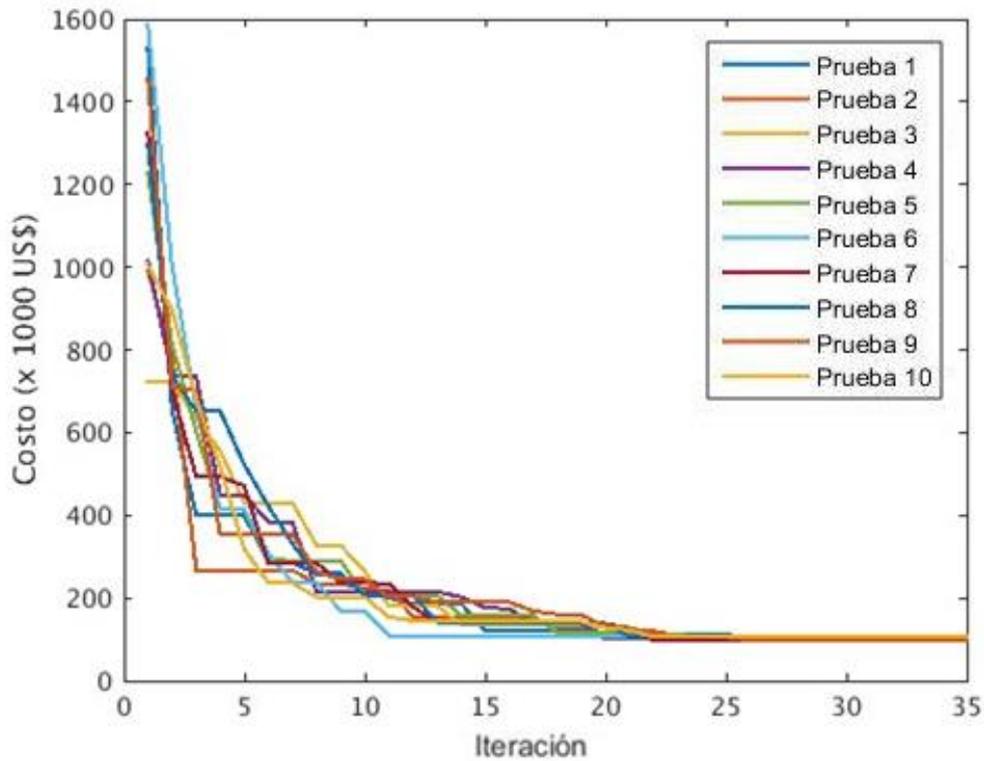


Figura 5.25 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base con costo de reactivos del sistema IEEE de 24 nodos.

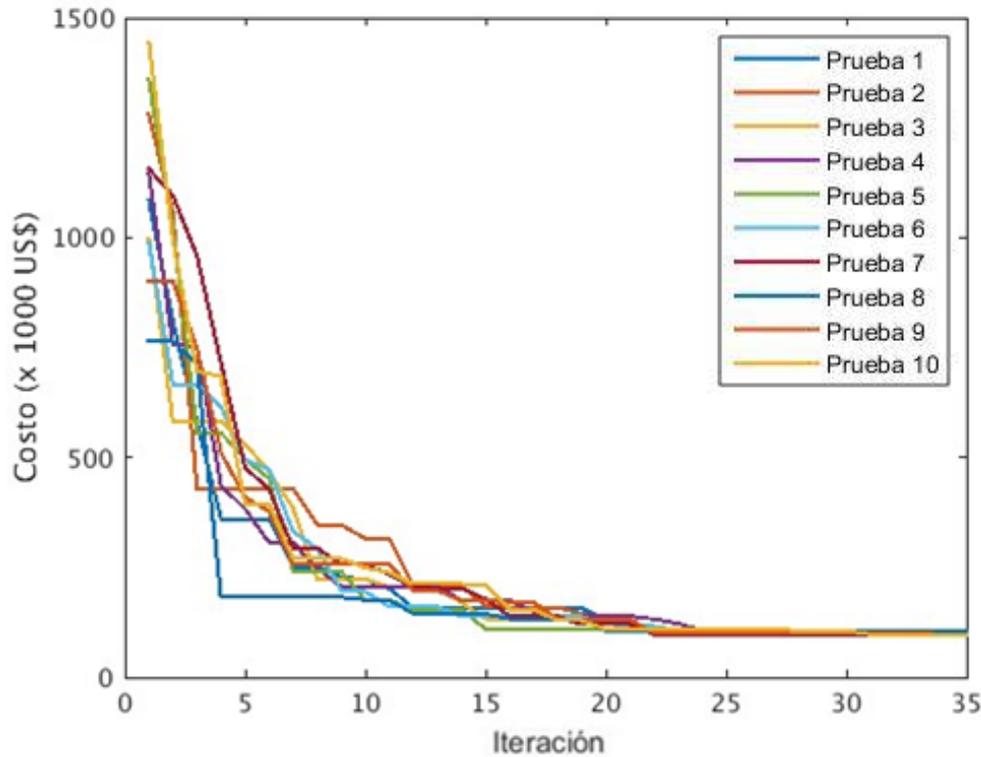


Figura 5.26 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario base sin reactivos para el sistema IEEE de 24 nodos.

5.5.3.2 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre sin costo de reactivos

Los resultados para este escenario sin límite de reactivos con un costo de \$0/MVAr. El mejor resultado que se obtuvo para casos no críticos fue de \$87,000 con una tasa de éxito de 66%, y el mejor resultado para casos críticos fue de \$97,000 con una tasa de éxito de 79%. Los casos críticos en las 30 simulaciones que se realizaron se presentaron en un 55%.

El costo de \$87,000 se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{16-17} = 1$$

En la Tabla 5.10 se presenta la compensación capacitiva e inductiva aproximada que se necesita en las barras 3, 4, 5, 8, 9, 10, 11, 12, 17, 19, 20, 24 para hacer factible la topología para el caso no crítico.

Tabla 5.10 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVAr)	627	525	520	566	586	556	314	769	514	651	625	583
Inductiva (MVAr)	372.	474	479	433	413	443	685	230	485	348	374	416

En cambio, el mínimo costo del caso crítico, los \$97,000 corresponde a la adición de las líneas:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 1 \quad n_{13-14} = 1$$

Para el caso crítico se requiere una compensación en las barras (ver Tabla 5.11), para que la configuración sea viable.

Tabla 5.11 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso crítico

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVAr)	586	531	523	566	584	508	516	569	510	527	587	587
Inductiva (MVAr)	414	469	477	434	416	492	484	431	490	473	413	413

En la Tabla 5.12 se presenta un resumen general de los resultados obtenidos para los escenarios críticos y no críticos, que se produjeron en las 30 simulaciones desarrolladas.

Tabla 5.12 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 24 nodos IEEE sin límite de reactivos mediante el algoritmo simheurístico.

Escenario	No críticos	Críticos
Presencia (%)	45	55
peor (US\$x1000)	110	128
promedio (US\$x1000)	90	100
mejor (US\$x1000)	87	97
Éxito (%)	66	79

En las siguientes Figuras 5.27 y 5.28 se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia para el caso no crítico y crítico, respectivamente.

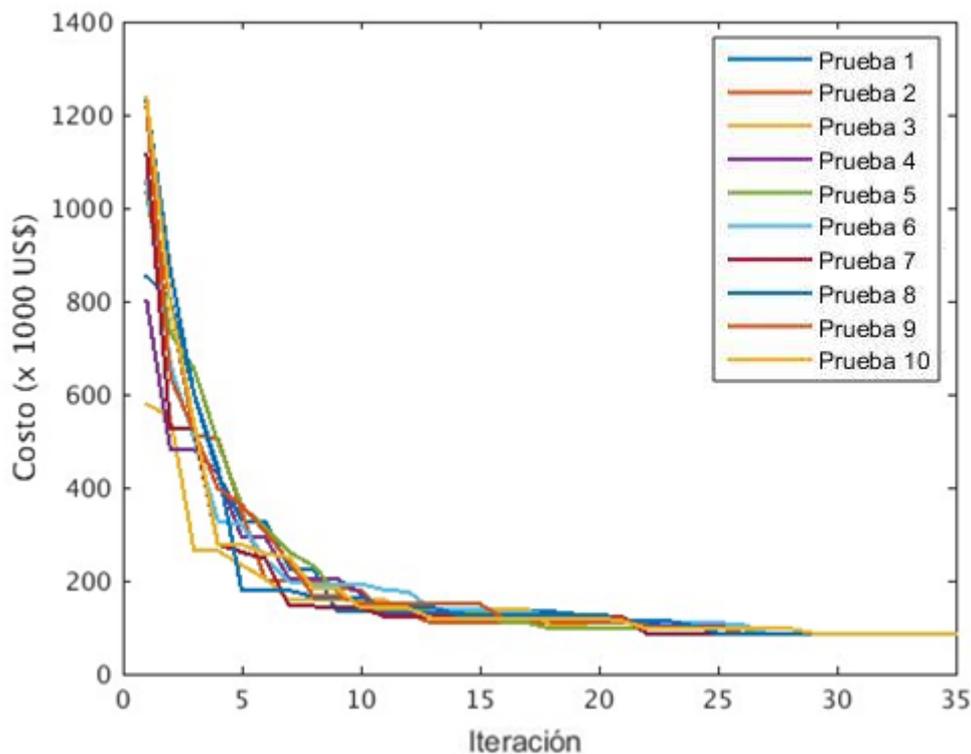


Figura 5.27 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin costo de reactivos, caso no crítico.

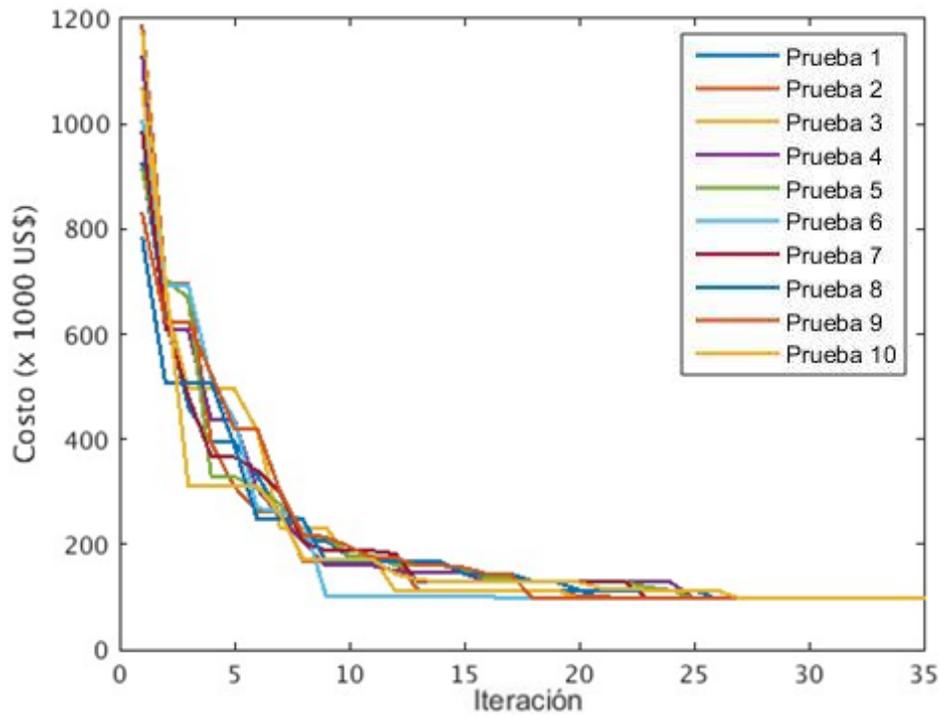


Figura 5.28 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin costo de reactivos, caso crítico.

En las Figuras 5.29 y 5.30 se presentan un histograma con el porcentaje de éxito de diferentes resultados obtenidos para el caso no crítico y crítico, respectivamente. En donde, se puede verificar que los mejores resultados (valores óptimos) son \$87,000 con un éxito del 66% para el caso no crítico y \$97,000 con un éxito del 79% para el caso crítico.

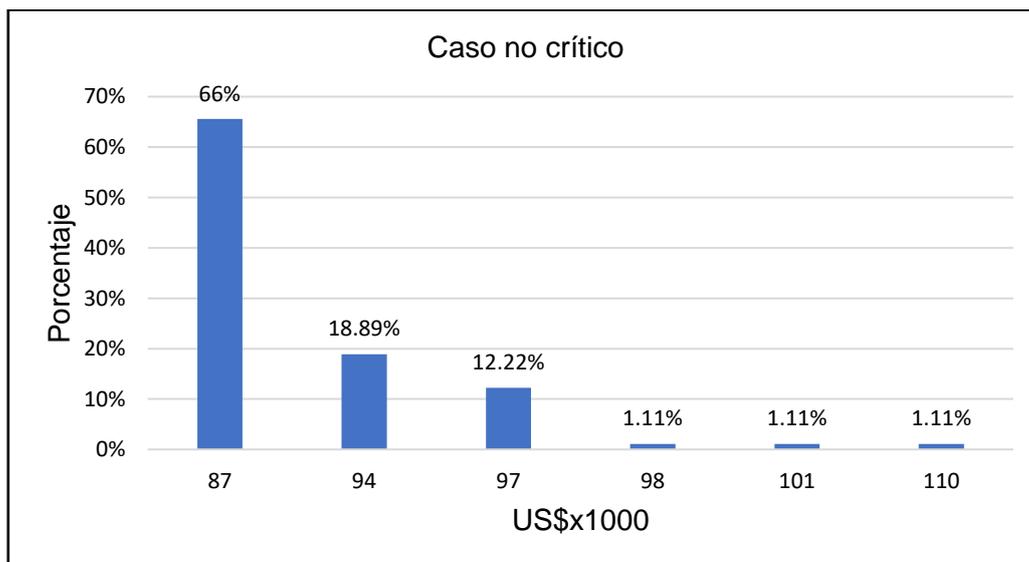


Figura 5.29 Histograma caso no crítico para el escenario con incertidumbre del sistema IEEE de 24 nodos sin costo de reactivos.

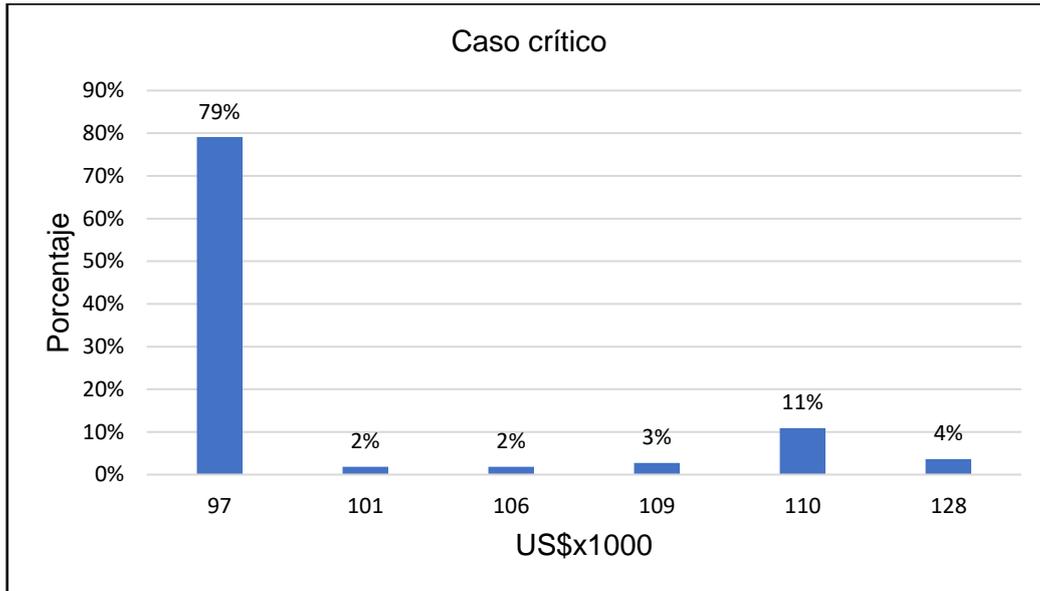


Figura 5.30 Histograma caso crítico para el escenario con incertidumbre del sistema IEEE de 24 nodos sin costo de reactivos.

El caso crítico tiene mayor probabilidad de ocurrencia que el caso no crítico, por este motivo el valor esperado corresponde al plan robusto obtenido de \$97,000, al compararlo con el caso determinístico (\$87,000) se observa que este plan de expansión tiene un mayor costo, pero que garantiza el correcto funcionamiento del sistema eléctrico ante la presencia de la incertidumbre.

5.5.3.3 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre con costo de reactivos

Para este escenario se consideró un costo de \$100/MVAr para la compensación shunt capacitiva e inductiva. La topología más robusta que se encontró para este escenario fue de \$97,000 con una tasa de éxito del 70% que corresponde a la adición de las líneas de transmisión de:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 1 \quad n_{13-14} = 1$$

En la Tabla 5.13 se presenta la compensación shunt que se requieren en las barras para el correcto funcionamiento de la topología y el costo que representa dicha compensación, en donde la compensación capacitiva e inductiva total que se requiere es de 35KVAR y 63KVAR que corresponde a un costo total de \$9.89.

Tabla 5.13 Compensación shunt capacitiva e inductiva para el caso no crítico

Barras	Total
--------	-------

Compensación	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24	
Capacitiva (KVAR)	1.42	2.45	2.92	3.2	2.96	2.54	2.99	3.18	3.43	3.57	3.54	3.72	35.9
Inductiva (KVAR)	9.67	4.93	4.17	7.1	5.88	4.58	4.18	4.44	3.8	3.69	3.7	6.86	63
Costo (US\$)	1.11	0.74	0.71	1	0.88	0.71	0.72	0.76	0.72	0.73	0.72	1.06	9.89

En las siguientes figuras se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia y un histograma que representa el porcentaje de éxito de los diferentes resultados obtenidos en las simulaciones realizadas.

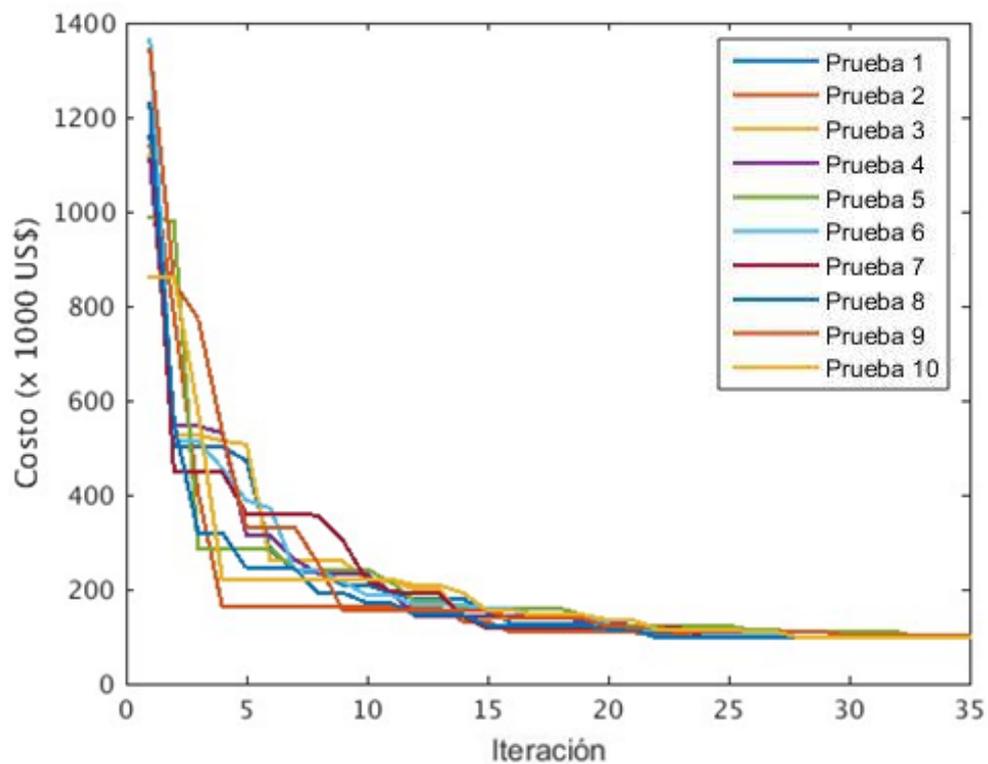


Figura 5.31 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE con costo de reactivos.

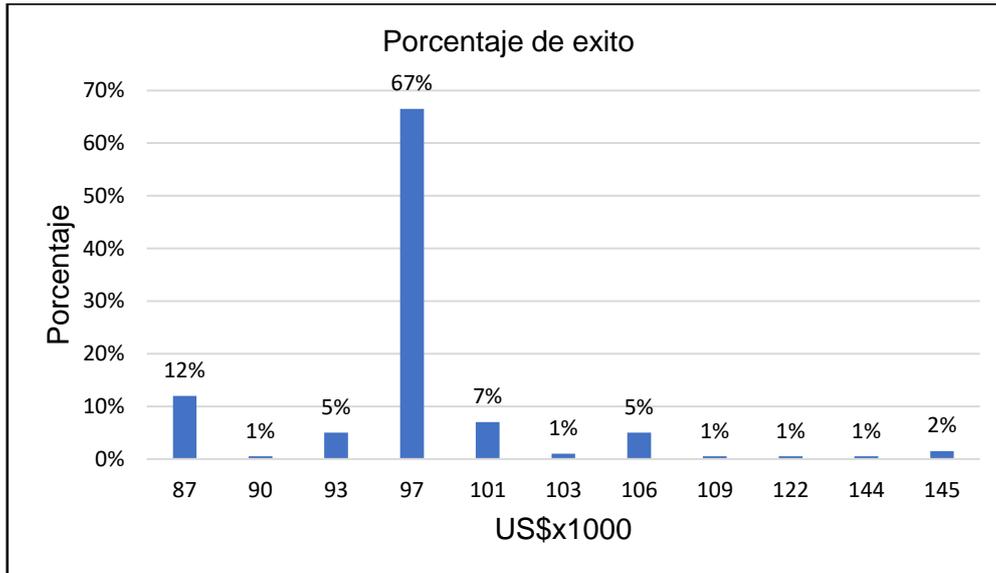


Figura 5.32 Histograma de porcentajes de éxito del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre con costo de reactivos.

Para este escenario el plan de expansión obtenido resultó ser el mismo para los casos críticos y no críticos que se presentaron en la simulación, por este motivo el valor esperado corresponde a los \$97,000 más un costo de compensación shunt de \$9.89. En el caso determinístico da el mismo valor en inversión de líneas, pero con un costo mayor en la compensación shunt, esto se debe a la presencia de la incertidumbre que hace que el sistema requiera menos cantidad de reactivos.

5.5.2.4 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija sin costo de reactivos

Para el sistema IEEE de 24 nodos se lo realiza mediante una incertidumbre de 2.5%, 3.5% y 5% en la demanda, y 2.5% y -2.5% en la generación. Los resultados de todos los casos se los obtuvieron mediante 10 pruebas con ACOR. Los casos de combinación son:

a.) Demanda de 2.5% y generación 2.5%

En este caso la demanda y generación tienen el mismo incremento, el mejor resultado que se obtuvo fue de \$113,000 con un éxito del 90%, como se observa en la Figura 5.33. La adición de las líneas de transmisión que corresponde a dicho resultado son:

$$n_{1-2} = 3, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

Se requiere compensación capacitiva e inductiva en los nodos para hacer factible al sistema, tales valores se muestran en la Tabla 5.14.

Tabla 5.14 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda y generación de 2.5%

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVar)	593	529	524	568	573	508	524	573	490	487	606	608
Inductiva (MVar)	407	470	476	431	427	492	475	427	509	513	394	391

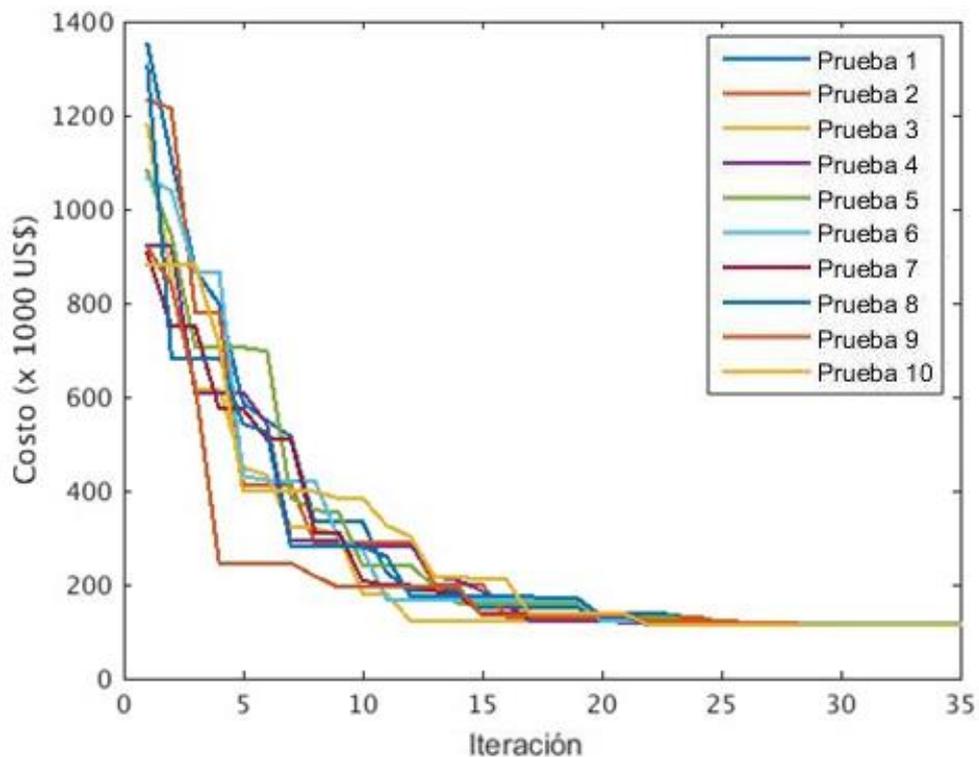


Figura 5.33 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación 2.5%.

b.) Demanda de 3.5% y generación 2.5%

El resultado óptimo es de \$132,000 con un éxito del 100%, como se observa en la Figura 5.34. Para hacer factible la topología, se requiere compensación capacitiva e inductiva en los nodos, tales valores de compensación son:

Tabla 5.15 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5% y generación de 2.5%

Barras

Compensación	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVAR)	589	517	514	550	531	285	497	509	357	444	561	610
Inductiva (MVAR)	411	482	486	450	469	715	503	491	643	556	439	390

La adición de las líneas de transmisión es:

$$n_{1-2} = 3, \quad n_{6-10} = 2, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

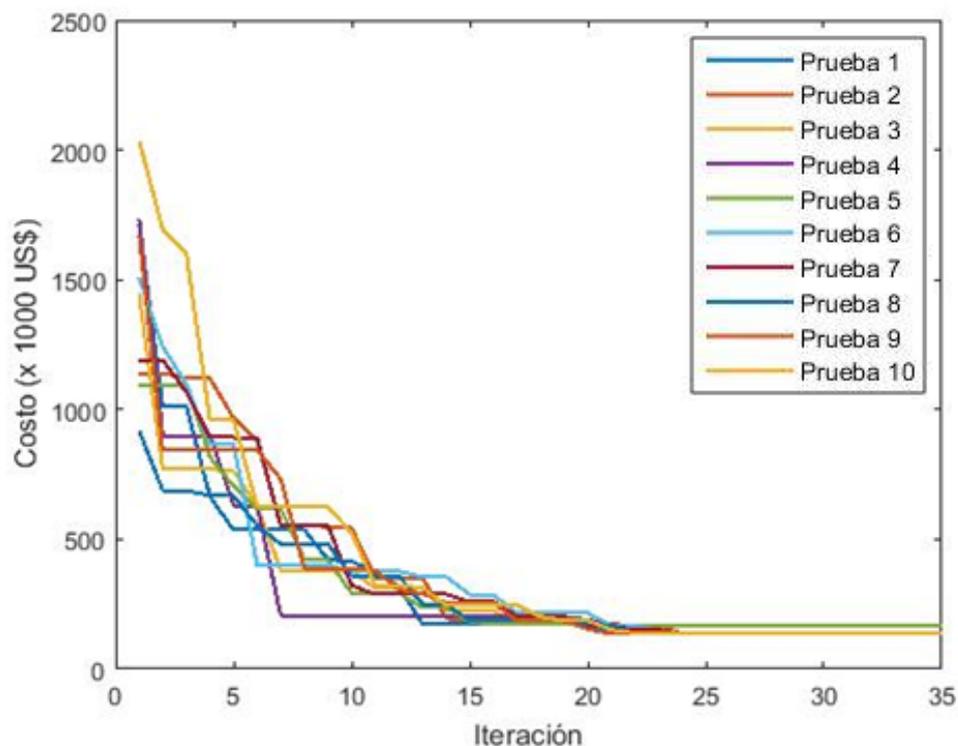


Figura 5.34 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación 2.5%.

c.) Demanda de 5% y generación 2.5%

Como se observa en la Figura 5.35 la convergencia de la gráfica es de \$155,000 el cual es el valor óptimo con un éxito del 70%. Además, para que la topología sea factible se considera compensación capacitiva e inductiva ver Tabla 5.16:

Tabla 5.16 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5% y generación de 2.5%

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVAR)	546	516	510	567	542	265	532	524	485	558	540	542

Inductiva (MVar)	454	484	490	433	458	735	468	476	515	441	460	458
-------------------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----

La adición de las líneas de transmisión de dicha convergencia es:

$$n_{1-2} = 3, \quad n_{6-10} = 2, \quad n_{7-8} = 1, \quad n_{13-14} = 1, \quad n_{16-17} = 1$$

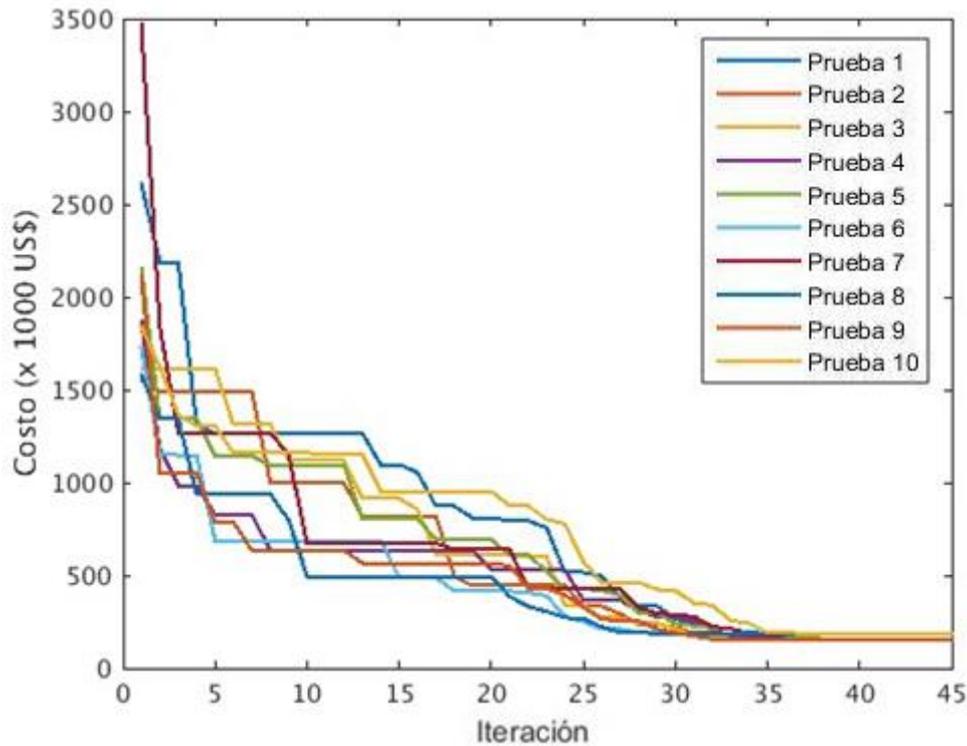


Figura 5.35 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 5% y generación 2.5%.

d.) Demanda de 2.5% y generación -2.5%

En la siguiente Figura 5.36 se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia a un valor óptimo de \$132,000 con un éxito del 100%. Adicionalmente, se presenta la compensación shunt que se requieren en las barras para el correcto funcionamiento del sistema, observar Tabla 5.17.

Tabla 5.17 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 2.5% y generación de -2.5%

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVar)	586	522	518	544	558	399	495	517	455	490	564	565
Inductiva (MVar)	413	478	482	456	442	601	504	482	545	510	436	435

La adición de líneas de transmisión en el sistema según el costo óptimo es:

$$n_{1-2} = 2, \quad n_{6-10} = 2, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

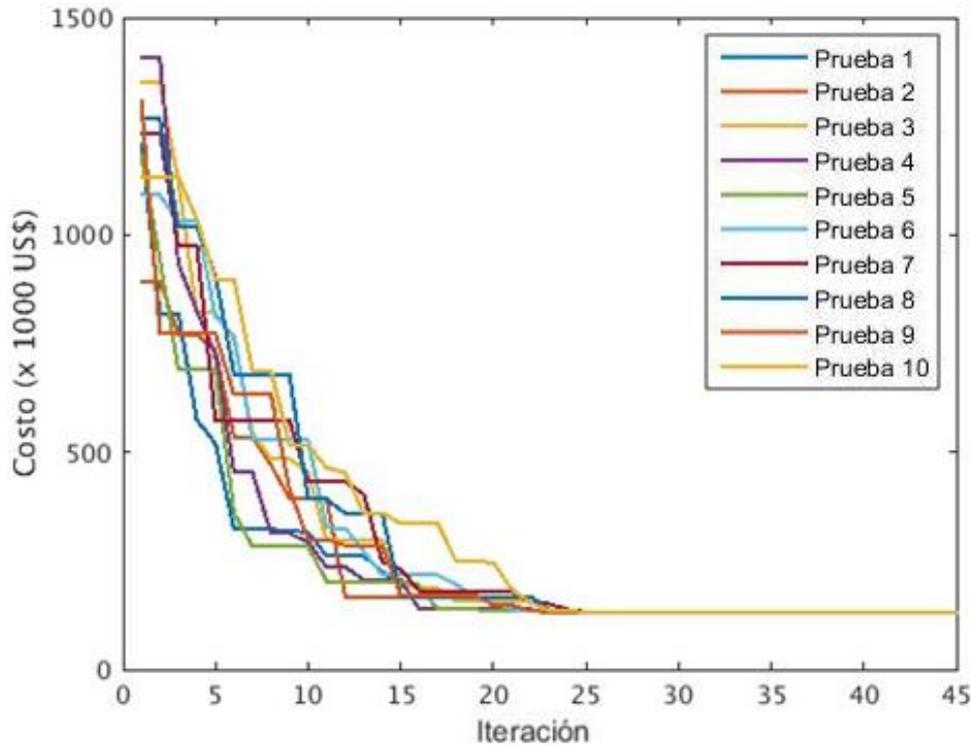


Figura 5.36 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 2.5% y generación -2.5%.

e.) Demanda de 3.5% y generación -2.5%

El resultado del costo es de \$154,000 con un éxito del 90% como se observa en la Figura 5.37. Para hacer factible la topología, se requiere compensación capacitiva e inductiva en los nodos del sistema, en la Tabla 5.18 se observa los resultados de compensación:

Tabla 5.18 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5% y generación de -2.5%

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVar)	597	515	517	555	477	131	512	525	140	386	574	686
Inductiva (MVar)	403	485	483	445	523	869	488	475	860	614	426	313

Para este escenario con costo de \$154,000 corresponde a la adición de las líneas de transmisión de:

$$n_{1-2} = 4, \quad n_{6-10} = 3, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

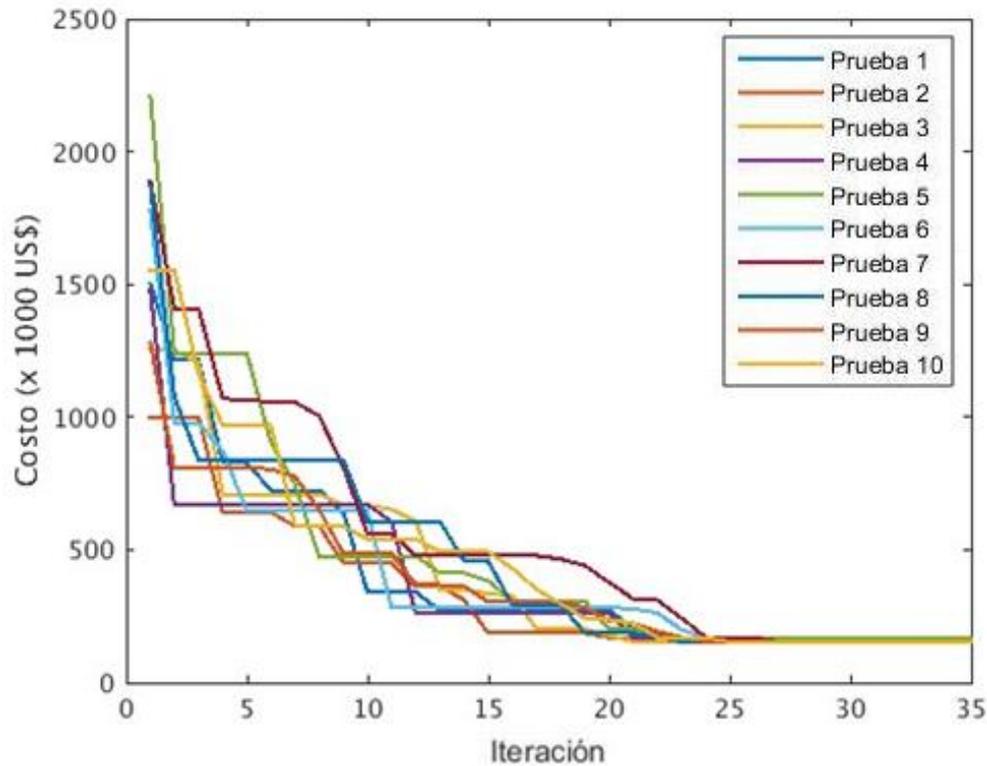


Figura 5.37 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 3.5% y generación -2.5%.

f.) Demanda de 5% y generación -2.5%

Por último, al incrementar la demanda a un 5% y disminuir la generación a un 2.5%, el resultado del costo para este escenario es de \$171,000 con un éxito del 50%, este precio corresponde a la adición de nuevas líneas de transmisión de:

$$n_{1-2} = 3, \quad n_{6-10} = 2, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

Los valores de compensación inductiva y reactiva para que el sistema funcione correctamente se detallan en la Tabla 5.19.

Tabla 5.19 Compensación shunt capacitiva e inductiva para demanda de 3.5% y generación de -2.5%.

Compensación	Barras											
	3	4	5	8	9	10	11	12	17	19	20	24
Capacitiva (MVar)	560	516	507	547	566	288	508	497	479	562	533	536
Inductiva (MVar)	440	484	493	453	434	712	491	503	521	438	467	464

En la Figura 5.38, se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia.

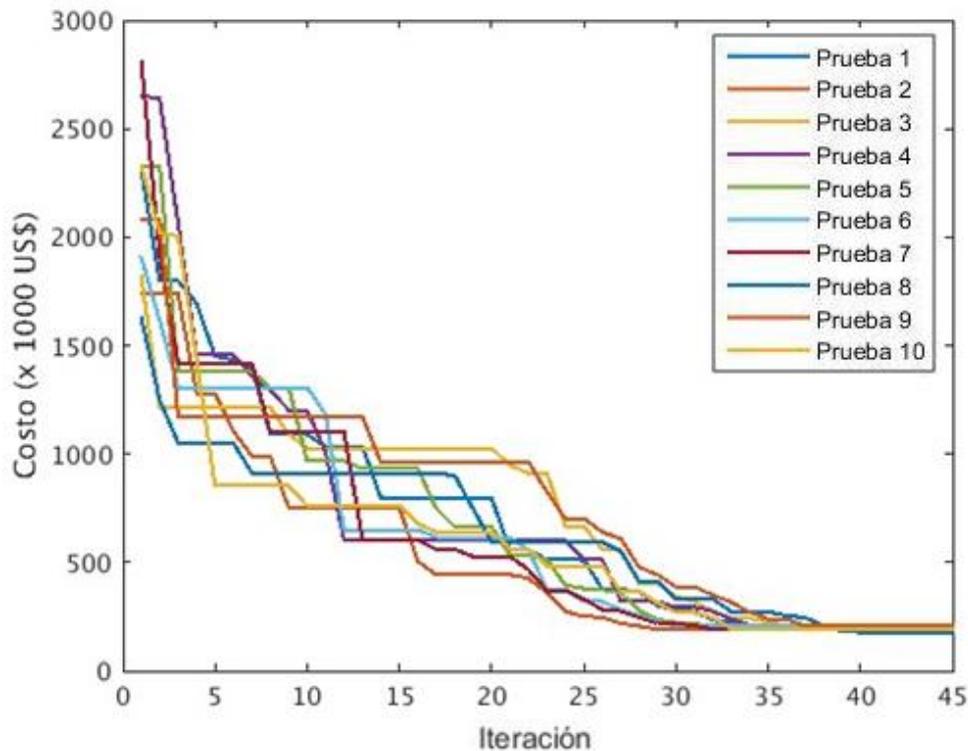


Figura 5.38 Convergencia del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija, demanda 5% y generación -2.5%.

5.5.3.5 Sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre sin reactivos

Para este escenario sin reactivos se obtuvo que el mejor resultado para escenarios no críticos fue de \$97,000 con una tasa de éxito de 86%, el costo se debe a la adición de las líneas de transmisión:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 1 \quad n_{13-14} = 1$$

Los escenarios críticos en las 30 simulaciones que se realizaron se presentaron en un 17%, en donde el mejor resultado fue de \$113,000 con una tasa de éxito de 72%, que corresponden a la adición de las líneas:

$$n_{1-2} = 1, \quad n_{6-10} = 1, \quad n_{7-8} = 2 \quad n_{13-14} = 1$$

En la Tabla 5.20 se presenta un resumen general de los resultados obtenidos para los escenarios críticos y no críticos, que se produjeron en las 30 simulaciones desarrolladas.

Tabla 5.20 Resumen General de los datos obtenidos del sistema de 24 nodos de IEEE sin reactivos mediante el algoritmo simheurístico.

Escenario	No críticos	Críticos
Presencia	83%	17%
Peor (US\$ \times 1000)	145	148
Promedio (US\$ \times 1000)	99.42	113.24
Mejor (US\$ \times 1000)	97	113
Éxito (%)	86%	72%

En las siguientes Figuras 5.39 y 5.40 se puede observar el comportamiento del proceso de convergencia para un caso no crítico y crítico, respectivamente.

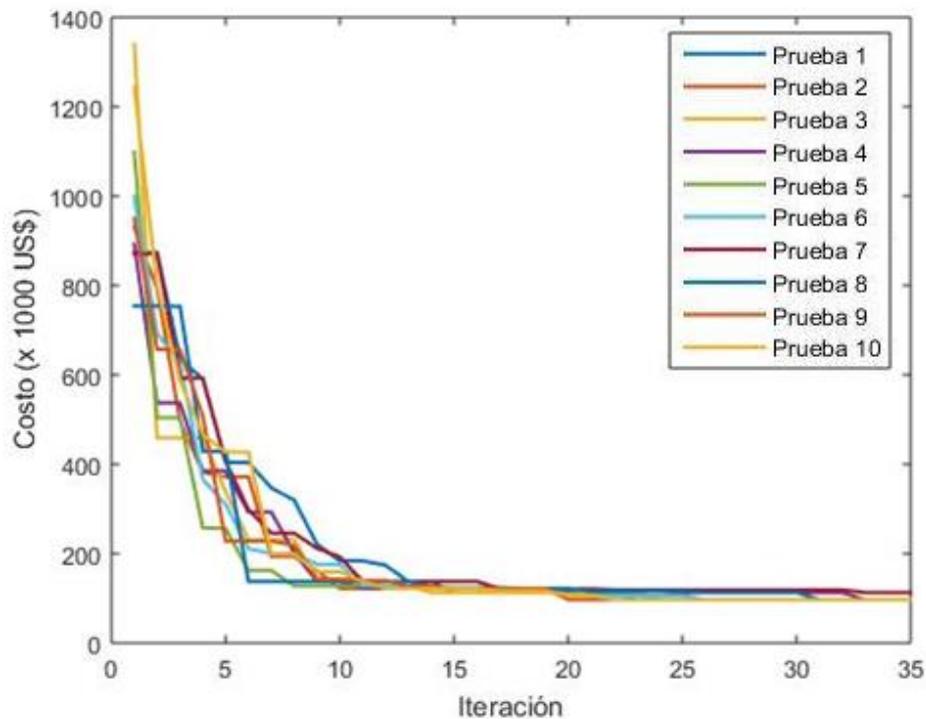


Figura 5.39 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos de IEEE sin reactivos, caso no crítico.

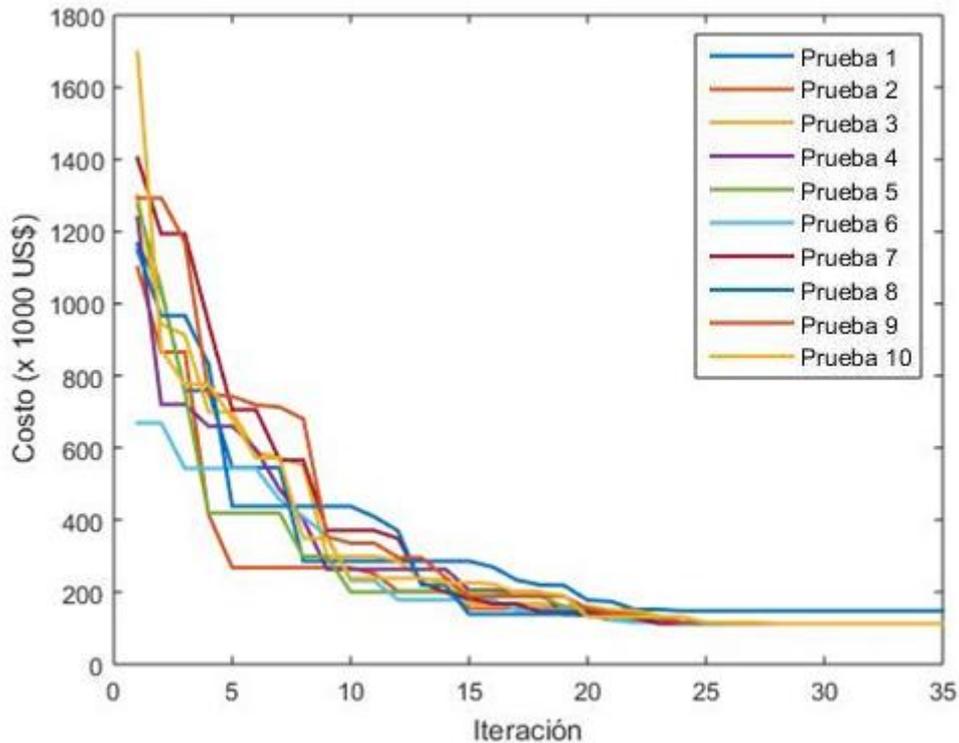


Figura 5.40 Proceso de convergencia de ACOR para el escenario con incertidumbre del sistema de 24 nodos IEEE sin reactivos, caso crítico.

En las Figuras 5.41 y 5.42 se presentan un histograma con el porcentaje de éxito de diferentes resultados obtenidos para el caso no crítico y crítico, respectivamente. En donde, se puede verificar que los mejores resultados (valores óptimos) son \$97,000 con un éxito del 86% para el caso no crítico y \$113,000 con un éxito del 72% para el caso crítico.

Al realizar las simulaciones se presentaron casos no críticos en un 83% lo que ocasiona que el valor esperado corresponda al plan de expansión de \$97,000, el cual es el mismo valor que el encontrado en el caso determinístico, esto quiere decir que el plan obtenido es robusto y garantizará que el sistema funcione correctamente.

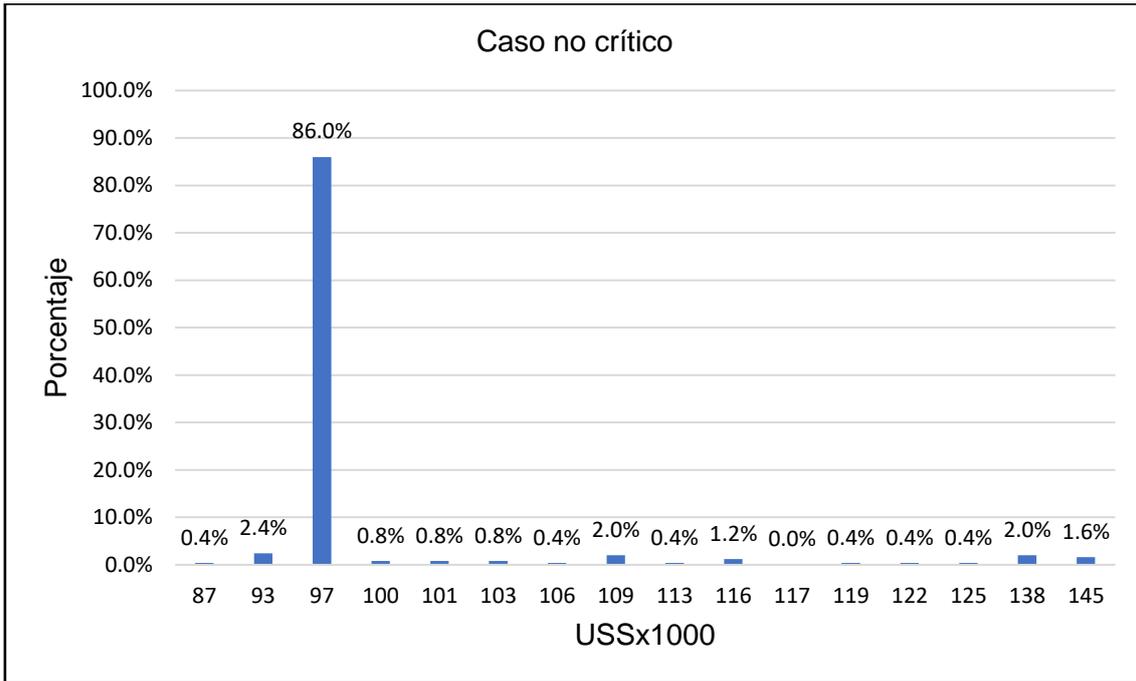


Figura 5.41 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el sistema IEEE de 24 nodos del escenario sin reactivos, caso no crítico.

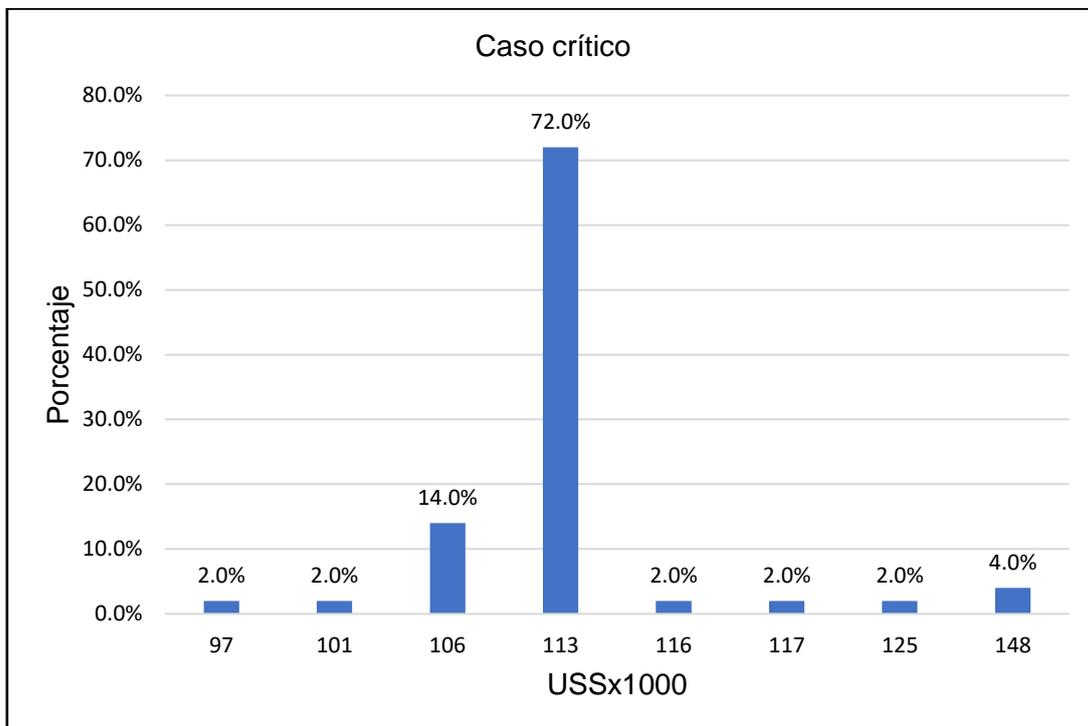


Figura 5.42 Histograma de porcentajes de valores de convergencia para el sistema IEEE de 24 nodos del escenario sin reactivos, caso crítico.

5.5.4 Resumen de los resultados del sistema de 24 nodos de IEEE

En las Tabla 5.21 se presenta un resumen general del caso determinístico para las condiciones sin límite de reactivos, con costo de reactivos y sin reactivos para el sistema de prueba de 24 nodos de IEEE.

Tabla 5.21 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos caso determinístico.

Líneas	SISTEMA IEEE DE 24 NODOS CASO DETERMINÍSTICO		
	Sin límite de reactivos	Con costo de reactivos	Sin reactivos
1-2	1	1	1
6-10	1	1	1
7-8	2	1	1
13-14		1	1
16-17	1		
Costo (US\$ x 1000)	87	97	97
Costo Comp. (US\$)		10.84	

Los resultados de costos para la expansión de red en IEEE de 24 nodos sujeta a la incertidumbre se presentan en la Tabla 5.22. En donde se muestra el valor esperado obtenido en los diferentes escenarios realizados.

Se observa que valor esperado para el escenario sin límite de reactivos es mayor al valor del caso determinístico, es decir se requiere un plan más costoso para que garantice el correcto funcionamiento del SEP ante la presencia de la incertidumbre. Se requiere un plan de expansión más costoso debido a que existe mayor probabilidad según las funciones de densidad de probabilidad de que la demanda aumenta y que la generación disminuya ocasionando que se forme una diferencia notable entre ellas haciendo que el plan del caso determinístico no sea factible.

En cambio, para los otros dos escenarios con costos de reactivos y sin reactivos los costos de la adición de las nuevas líneas de transmisión dan el mismo resultado que en su caso determinístico, excepto el costo de la compensación shunt para el escenario con costos de reactivos dando un valor menor al de su caso determinístico, esto se debe a la presencia de la incertidumbre que ocasiona que el sistema requiera menos reactivos. Los costos de las líneas dan el mismo valor al de su caso determinístico debido a que existe más probabilidad que los valores de la demanda y generación estén cerca de su valor determinístico, haciendo que el plan del caso determinístico sea factible para el correcto funcionamiento del sistema ante la presencia de la incertidumbre.

Tabla 5.22 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre usando la simulación Montecarlo.

Líneas	SISTEMA IEEE DE 24 NODOS CON INCERTIDUMBRE		
	Sin límite de reactivos	Con costo de reactivos	Sin reactivos
	Valor esperado	Valor esperado	Valor esperado
1-2	1	1	1
6-10	1	1	1
7-8	1	1	1
13-14	1	1	1
16-17			
Costo (US\$ x 1000)	97	97	97
Costo Comp. (US\$)		9.89	

Tabla 5.23 Resumen de costos del sistema IEEE de 24 nodos con incertidumbre fija sin costo de reactivo

Líneas	SISTEMA IEEE DE 24 NODOS CON INCERTIDUMBRE FIJA SIN LÍMITES DE REACTIVOS						
	caso determ.	Demanda de 2.5% y generación 2.5%	Demanda de 3.5% y generación 2.5%	Demanda de 5% y generación 2.5%	Demanda de 2.5% y generación -2.5%	Demanda de 3.5% y generación -2.5%	Demanda de 5% y generación -2.5%
1-2	1	3	3	3	2	4	3
6-10	1	1	2	2	2	3	2
7-8	2	2	2	1	2	2	2
13-14		1	1	1	1	1	1
16-17	1			1			
Costo (US\$ x 1000):	87	113	135	155	132	154	171

Los resultados para el escenario con incertidumbre fija sin límite de reactivos con un costo de \$0/MVAr para el sistema IEEE de 24 nodos se muestran en la Tabla 5.23, se observa que a medida que se incrementa la incertidumbre en la demanda, aumenta la brecha entre la demanda y generación. Lo que causa que los planes de expansión sean más costosos a medida que se aumenta la incertidumbre. Además, comparando con la Tabla 5.22, en donde la incertidumbre en las cargas y generación son aleatorias debido al método de simulación, los costos de inversión son más caros con incertidumbre fija, pero hay que tener en cuenta que estos planes de expansión que están sujetos a una gran brecha entre la demanda y generación tienen muy pocas



probabilidades de ocurrir según las funciones de densidad de probabilidad que se utilizaron para analizar la incertidumbre.

CAPITULO 6

CONCLUSIONES

6.1 Conclusiones

En este trabajo se desarrolló la implementación de un algoritmo simheurístico para hacer frente al problema del Planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión considerando incertidumbre utilizando el modelo AC. La simheurística se basó en una fusión de la técnica de simulación Montecarlo que permite tratar con el comportamiento estocástico de la demanda y generación, y con el algoritmo de la colonia de hormigas para dominios continuos “ACOR” con el cual se realiza la optimización del problema.

Para tratar con el comportamiento aleatorio de la demanda y generación, se utilizó funciones de densidad de probabilidad normal y de Weibull para la demanda y generación, respectivamente. Los parámetros generales y de ACOR que se utilizaron para la optimización se establecieron de acuerdo a ensayos de prueba y error con los cuales se obtuvo mejores resultados.

Hay que tener en cuenta que hasta la fecha no se han realizado trabajos que utilicen un algoritmo simheurístico y el modelo AC para tratar con el problema del PET considerando incertidumbre, por este motivo en este trabajo no se ha podido comparar con ninguna otra investigación. Sin embargo, para validar los resultados se han realizado varias repeticiones del escenario determinístico y de los escenarios con incertidumbre.

Al realizar las pruebas en los diferentes escenarios propuestos para los sistemas de 6 nodos de Garver y 24 nodos de IEEE, se observó que se crean dos casos debido a la incertidumbre presente que hace que los valores de la demanda y generación sean diferentes a su valor determinístico. A estos casos se los denominó crítico y no crítico. El caso no crítico se presenta cuando los valores de la demanda y generación están cerca de su valor determinístico y la diferencia entre ellos es pequeña, en cambio cuando los valores de la demanda y generación están alejados de su valor determinístico ocasiona que haya una gran diferencia entre ellos, produciendo un caso crítico en el sistema, requiriendo planes de expansión más costosos. En las pruebas realizadas en la mayoría de escenarios, los casos no críticos tuvieron mayor

probabilidad de ocurrir excepto para el escenario sin límite de reactivos del sistema de 24 nodos de IEEE.

El valor esperado para cada escenario de prueba se realizó mediante el mejor resultado del caso crítico o no crítico, que tenga más probabilidades de ocurrir. Al comparar el valor esperado con sus respectivos valores del caso determinístico se apreció que en la mayoría de escenarios realizados para los dos sistemas de prueba los valores de inversión de los nuevos circuitos de transmisión resultaban los mismos, excepto el costo de la compensación shunt para el escenario con costo de reactivos que fue menor que en su caso determinístico, debido a la presencia de la incertidumbre que ocasiona que los sistemas requieran menos reactivos para su correcto funcionamiento.

Adicionalmente, en el escenario sin límite de reactivos para el sistema de 24 nodos de IEEE existe una gran probabilidad de que ocurra un caso crítico con un costo de inversión de las nuevas líneas de transmisión de \$97,000, el cual es mayor al de su caso determinístico (\$87,000), esto quiere decir que se necesita un plan de expansión más costoso, que garantizará el correcto funcionamiento del sistema ante la presencia de la incertidumbre.

Al implementar el algoritmo simheurístico para tratar al PET con incertidumbre se comprobó que se puede analizar el comportamiento más probable que podría tener la generación y demanda en los sistemas eléctricos de potencia en el futuro, ayudando así a obtener un plan de expansión robusto y económico que opere correctamente ante la incertidumbre presente en la demanda y generación.

6.2 Propuestas para trabajos futuros

- Realizar la implementación de un algoritmo de búsqueda local para lograr un mejor desempeño en la metaheurística ACOR.
- Desarrollar nuevas combinaciones de metaheurísticas para lograr un algoritmo de optimización eficiente con menor tiempo de procesamiento.
- Implementar una nueva técnica de simulación para tratar la incertidumbre en la demanda y generación.
- Incorporar la incertidumbre para la generación de nuevas fuentes de energías renovables.
- Aplicar la metodología planteada para resolver sistemas de prueba de gran tamaño por ejemplo para el sistema de 118 nodos.

ANEXO
Anexo A: Datos del sistema de 6 nodos de Garver

En la Tabla A.1 se tiene los datos de generación y demanda proyectado en 10 años del sistema 6 nodos de Garver y en la tabla A2 los parámetros de las líneas de transmisión con su respectivo costo, ver Figura 5.1 la topología del sistema.

Tabla A1 Datos de Generación y demanda del Sistema 6 nodos de Garver

Nodos	P_G (MW)	Q_G (MW)	P_G^{max} (MW)	P_G^{min} (MW)	Q_G^{max} (MW)	Q_G^{min} (MW)	P_D (MW)	Q_D (MW)	Central
1	50	40	160	0	48	-10	80	16	Térmica
2	0	0	0	0	0	0	240	48	----
3	165	100	165	165	101	-10	40	8	Eólico
4	0	0	0	0	0	0	160	32	----
5	0	0	0	0	0	0	240	48	----
6	545	150	545	0	183	-10	0	0	Hidroeléctrica

Tabla A2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema 6 nodos de Garver

Ramal	Resistencia (p.u)	Reactancia (p.u)	Susceptancia (p.u)	Costo (US\$ x 1000)	Número de circuitos
1-2	0.040	0.40	0	40	1
1-3	0.038	0.38	0	38	0
1-4	0.060	0.60	0	60	1
1-5	0.020	0.20	0	20	1
1-6	0.068	0.68	0	68	0
2-3	0.020	0.20	0	20	1
2-4	0.040	0.40	0	40	1
2-5	0.031	0.31	0	31	0
2-6	0.030	0.30	0	30	0
3-4	0.059	0.59	0	59	0
3-5	0.020	0.20	0	20	1
3-6	0.048	0.48	0	48	0
4-5	0.063	0.63	0	63	0
4-6	0.030	0.30	0	30	0
5-6	0.061	0.61	0	61	0

Anexo B: Datos del sistema IEEE de 24 nodos

En la Tabla B.1 se tiene los datos de generación con sus respectivos límites de potencia activo y reactivo y valor de demanda en un horizonte de tiempo de 10 años.

Tabla B1 Datos de Generación y demanda del Sistema IEEE de 24 nodos

Nodos	P_G (MW)	Q_G (MW)	P_G^{max} (MW)	P_G^{min} (MW)	Q_G^{max} (MW)	Q_G^{min} (MW)	P_D (MW)	Q_D (MW)	Central
1	576	0	576	0	240	-150	324	66	Térmica
2	576	0	576	0	240	-150	291	60	Térmica
3	0	0	0	0	0	0	540	111	----
4	0	0	0	0	0	0	222	45	----
5	0	0	0	0	0	0	213	42	----
6	0	0		0	0	-300	408	84	----
7	900	0	900	0	540	0	375	75	Térmica
8	0	0	0	0	0	0	513	105	----
9	0	0	0	0	0	0	525	108	----
10	0	0	0	0	0	0	585	120	----
11	0	0	0	0	0	0	0	0	----
12	0	0	0	0	0	0	0	0	----
13	1457	0	1773	0	720	0	795	162	Hidroeléctrica
14	0	0	0	0	600	-150	582	117	----
15	325	0	325	325	330	-150	951	192	Eólica
16	282	0	282	282	240	-150	300	60	Eólica
17	0	0	0	0	0	0	0	0	----
18	603	0	603	603	600	-150	999	204	Eólica
19	0	0	0	0	0	0	543	111	----
20	0	0	0	0	0	0	384	78	----
21	951	0	1200	0	600	-150	0	0	Térmica
22	900	0	900	0	288	-180	0	0	Hidroeléctrica
23	1980	0	1980	0	930	-375	0	0	Hidroeléctrica
24	0	0	0	0	0	0	0	0	----

Los parámetros de las líneas de transmisión (resistencia, reactancia y susceptancia del conductor) con su respectivo costo de un circuito se observa en la Tabla B.2. La topología del sistema se ilustra en la Figura 5.2.

Tabla B2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema IEEE de 24 nodos (Parte I)

Ramal	Resistencia (<i>p.u</i>)	Reactancia (<i>p.u</i>)	Susceptancia (<i>p.u</i>)	Costo de un circuito (US\$ x 1000)	Número de circuitos
1-2	0.0026	0.0139	0.4611	3	1
1-3	0.0546	0.2112	0.0572	55	1
1-5	0.0218	0.0845	0.0229	22	1
2-4	0.0328	0.1267	0.0343	33	1
2-6	0.0497	0.1920	0.0520	50	1
3-9	0.0308	0.1190	0.0322	31	1
3-24	0.0023	0.0839	0.0000	50	1
4-9	0.0268	0.1037	0.0281	27	1
5-10	0.0228	0.0883	0.0239	23	1
6-10	0.0139	0.0605	2.4590	16	1
7-8	0.0159	0.0614	0.0166	16	1
8-9	0.0427	0.1651	0.0447	43	1
8-10	0.0427	0.1651	0.0447	43	1
9-11	0.0023	0.0839	0.000	50	1
9-12	0.0023	0.0839	0.000	50	1
10-11	0.0023	0.0839	0.000	50	1
10-12	0.0023	0.0839	0.000	50	1
11-13	0.0061	0.0476	0.0999	66	1
11-14	0.0054	0.0418	0.0879	58	1
12-13	0.0061	0.0476	0.0999	66	1
12-23	0.0124	0.0966	0.2030	134	1
13-23	0.0111	0.0865	0.1818	120	1
14-16	0.0050	0.0389	0.0818	54	1
15-16	0.0022	0.0173	0.0364	24	1
15-21	0.0063	0.0490	0.1030	68	2
15-24	0.0067	0.0519	0.1091	72	1
16-17	0.0033	0.0259	0.0545	36	1

Tabla B2 Datos de las líneas de transmisión del Sistema IEEE de 24 nodos (Parte II)

Ramal	Resistencia (<i>p.u</i>)	Reactancia (<i>p.u</i>)	Susceptancia (<i>p.u</i>)	Costo de un circuito (US\$ x 1000)	Número de circuitos
-------	-------------------------------	------------------------------	--------------------------------	--	---------------------------



16-19	0.0030	0.0231	0.0485	32	1
17-18	0.0018	0.0144	0.0303	20	1
17-22	0.0135	0.1053	0.2212	146	1
18-21	0.0033	0.0259	0.0545	36	2
19-20	0.0051	0.0396	0.0833	55	2
20-23	0.0028	0.0216	0.0455	30	2
21-22	0.0087	0.0678	0.1424	94	1
1-8	0.0348	0.1344	0.0000	35	0
2-8	0.0328	0.1267	0.0000	33	0
6-7	0.0497	0.1920	0.0000	50	0
13-14	0.0057	0.0447	0.0000	62	0
14-23	0.0080	0.0620	0.0000	86	0
16-23	0.0105	0.0822	0.0000	114	0
19-23	0.0078	0.0606	0.0000	84	0

REFERENCIAS

[1] A. R. Gallego, A. Escobar, R. A. Romero & A. Monticelli, "Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión de Energía Eléctrica", Universidad Tecnológica de Pereira.

- [2] Santiago P. Torres & Carlos A Castro., “Expansion planning for smart transmission grids using AC model and shunt compensation”, IET Generation, Transmission & Distribution, vol.8., no. 5, pp. 966-975, 2013.
- [3] José E. Chillogalli, “Comparación de algoritmos basados en Bio-geografía aplicados al planeamiento de la expansión de los sistemas eléctricos de transmisión usando el modelo AC”, 150, Universidad de Cuenca, Cuenca-Ecuador, Tesis de Pregrado, 2016.
- [4] D. SIMON, “Evolutionary Optimization Algorithm”, Cleveland State University: John Wiley and Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2013.
- [5] A. C. Medina, “Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión con Incertidumbre en la Demanda e Incorporando Pérdidas Usando Búsqueda Tabú,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2008.
- [6] Ricardo A. Bolaños, Carlos A. Correa & Antonio E. Zuluaga, “Planeamiento de la expansión de la transmisión considerando incertidumbre en la demanda y reprogramación de la generación”, Scientia Et Technica, vol. 14, no. 40, pp. 13-18, 2008.
- [7] Andrés H. Domínguez, Antonio H. Escobar & Ramón A. Gallego, “Metodología de solución para planeamiento de la transmisión considerando incertidumbre en la demanda y propuesta de diferentes conductores”, EIA, vol. 11, no. 21, pp. 99-112, 2014.
- [8] Ricardo A. Bolaños & Carlos A. Correa, “Planeamiento de la transmisión considerando seguridad e incertidumbre en la demanda empleando programación no lineal y técnicas evolutivas”, Tecnura, vol. 18, no. 39, pp 62-76, 2013.
- [9] B. Melián, J. A. Moreno Pérez & J. Marcos Moreno Vega, “Metaheuristics: A global view,” Inteligencia Artificial., vol. 7, no. 19, pp. 7–28, 2003.
- [10] Cochancela Araujo, J. R., & Astudillo Salinas, “Análisis energético de centrales eólicas”, Universidad de Cuenca, Cuenca-Ecuador, Tesis de Pregrado, 2012.
- [11] Correa, Carlos Adrián, Bolaños, Ricardo, & Escobar, Antonio. (2014). Transmission expansion planning considering multiple generation scenarios and demand uncertainty. Ingeniare. Revista chilena de ingeniería, 22(2), 177-188.
- [12] A. R. Gallego Rendón, A. Escobar Zuluaga, R. A. Romero Lázaro, and A. Monticelli, Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión de Energía Eléctrica. Universidad Tecnológica de Pereira.

- [13] A. M. Ariza Ramírez, “Métodos Utilizados Para El Pronóstico De Demanda De Energía Eléctrica En Sistemas De Distribución,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2013.
- [14] M. S. Antonio, H. E. Zuluaga, P. D. Ramón, and A. Gallego, “Planeamiento de sistemas eléctricos de transmisión usando grasp.
- [15] ARCONEL, “Perspectiva y Expansión del Sistema Eléctrico Ecuatoriano,” Plan Maestro de Electrificación 2013-2022, vol. 3, 2013.
- [16] I. G. Sánchez Chura, “Planificación de Sistemas de Transmisión Usando Un Método de Puntos Interiores,” Universidad Nacional De Ingeniería, 2006.
- [17] L. M. E. Vargas, A. D. Gomez, J. N. M. Gutierrez, y A. H. E. Zuluaga, “Planeamiento de Sistemas de Transmisión de Energía Eléctrica Usando AMPL,” *Sci. Tech.*, vol. 2, no. 51, pp. 22–27, 2012.
- [18] R. García, J. Vera, and S. Arce, “Aplicación del Flujo de Potencia Óptimo DC al Sistema Interconectado Nacional,” *FPUNE*, vol. 5, pp. 74–81, 2009.
- [19] S. P. Torres and C. A. Castro, “Specialized Differential Evolution Technique to Solve the Alternating Current Model Based Transmission Expansion Planning Problem,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 68, pp. 243–251, 2015.
- [20] Edgar G. Morquecho, “Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión usando el modelo AC y algoritmos de estimación de distribución”, Universidad de Cuenca, Cuenca-Ecuador, Tesis de Pregrado, 2017.
- [21] Juan C. Cortez, “Planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas de transmisión usando el modelo AC”, Universidad de Cuenca, Cuenca-Ecuador, Tesis de Pregrado, 2018.
- [22] Agustín Peñaherrera, “Planeamiento de la Expansión de los Sistemas Eléctricos de Transmisión utilizando el modelo AC resuelto mediante algoritmos evolutivos” Universidad de Cuenca, Cuenca-Ecuador, Tesis Maestría, 2015.
- [23] M. Rahmani, M. Rashidinejad, E.M. Carreno & R. Romero, “Efficient method for AC transmission network expansion planning”, *Electric Power Systems Research*, Vol. 80, no. 9, pp 1056-1064, 2010.
- [24] A. Escobar Zuluaga, “Planeamiento Dinámico De La Expansión De Transmisión Usando Algoritmos Combinatoriales,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2002.

- [25] L. L. Garver, "Transmission network estimation using linear programming", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-89, no. 7, pp. 1688-1697, Sep. 1970.
- [26] M. J. Rider, "Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Usando os Modelos CC - CA e Tecnicas de Programação Nao - Linear," p. 236, 2006.
- [27] N. O. Navarrete Chacón, M. G. Arévalo Pereira, and G. V. Campos Rivera, "Modelo de Planificación de Sistemas de Transmisión," Universidad Centro Americana José Simeó Cañas, 2010.
- [28] M. V. F. Pereira, L. M. V. G. Pinto, "Application of Sensitivity Analysis of Load Supplying Capability to Interactive Transmission Expansion Planning", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, no. 2, Feb. 1985.
- [29] R. Villasana, L. L. Garver, S. J. Salon, "Transmission network planning using linear programming", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, pp. 349- 356, Feb. 1985.
- [30] M. V. F. Pereira, L. M. V. G. Pinto, S. H. F. Cunha, G. C. Oliveira, " A decomposition approach to automated generation/transmission expansion planning", IEEE Trans. Power App. Syst., vol. PAS-104, no. 11. pp. 3074-3081, November 1985.
- [31] R. Romero, A. Monticelli, "A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning", IEEE Trans. Power Syst., vol. 9, no. 1, pp. 373-380, Feb. 1994.
- [32] J. Belloso, "Cooperación horizontal en problemas de rutas de vehículos con retornos", Universidad Pública de Navarra, Navarra-España, Tesis Doctoral, 2017.
- [33] A. Juan, J. Faulin, S. Grasman, M. Rabe & G. Figueira, "A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization problems", Elsevier, vol. 2, pp. 62-72, 2015.
- [34] J. Felici, " Algoritmos Simheurísticos para Optimizar el Crédito Comercial en PYMEs", Universidad Rovira I Virgili, Valencia-España, Tesis de maestría, 2017.
- [35] J. Barceló, "Simulación de sistemas discretos", 4ta Edición. HB&h Dirección de Arte y Edición. Madrid-España, 1996.
- [36] Panadero, J., Doering, J., Kizys, R., Juan, A., Fito, A. "A variable neighborhood search simheuristic for project portfolio selection under uncertainty". Journal of Heuristics. Springer US, Feb. 2018.

- [37] Golden, B.; Raghavan, S.; Wasil, E. (Eds.): The vehicle routing problem: Latest advances and new challenges. New York: Springer 2008.
- [38] Angel, A. Juan., Markus, R. Combining simulation with heuristics to solve stochastic routing and scheduling problems. Spain: Paderborn, HNI-Verlagsschriftenreihe 2013.
- [39] Gonzalez S., Juan A., Riera D., Elizondo M., Fonseca P. Sim-Randsharp: A hybrid algorithm for solving the arc routing problem with stochastic demands. In: proceedings of the winter simulation conference, p. 1–11, 2012.
- [40] Juan A, Faulin J, Grasman S, Riera D, Marull J, Mendez C. Using safety stocks and simulation to solve the vehicle routing problem with stochastic demands. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 19 (5), pp. 751-765, 2011.
- [41] Juan A, Grasman S, Caceres J, Bektas T. A simheuristic algorithm for the single period stochastic inventory routing problem with stock-outs. *Simulation Modelling Practice and Theory* Vol.46, pp. 40-52, 2014.
- [42] Michalak K., Knowles J.D. (2016) Simheuristics for the Multiobjective Nondeterministic Firefighter Problem in a Time-Constrained Setting. In: Squillero G., Burelli P. (eds) *Applications of Evolutionary Computation. EvoApplications. Lecture Notes in Computer Science*, pp. 248-265. Springer, Cham. 2016.
- [43] Pinedo, M. Minimizing the expected make span in stochastic flow shops. *Operations Research* Vol.30, pp. 148-162, 1982.
- [44] Juan A, Barrios B, Vallada E, Riera D, Jorba J. SIM-ESP: A simheuristic algorithm for solving the permutation flow-shop problem with stochastic processing times. *Simulation Modelling Practice and Theory* Vol.46, pp.101-17, 2014.
- [45] Eliana M. Gonzalez-Neira, Daniele F., Sara Hatami, Angel A. Juan, A biased-randomized simheuristic for the distributed assembly permutation flowshop problem with stochastic processing times, *Simulation Modelling Practice and Theory* Vol. 79, pp. 23-36, 2017.
- [46] Jesica de Armas, Angel A. Juan, Joan M. Marquès & João Pedro Pedroso (2017). Solving the deterministic and stochastic uncapacitated facility location problem: from a heuristic to a simheuristic, *Journal of the Operational Research Society*, Vol 68, No. 10 , pp. 1161-1176, 2017.

- [47] Aljoscha, G.; Carlos L. Quintero; Calvet, L.; Angel A. Juan. Waste collection under uncertainty: a simheuristic based on variable neighbourhood search. *European J. of Industrial Engineering (EJIE)*, Vol. 11, No. 2, 2017.
- [48] K. SOCHA & M. DORIGO, “Ant colony optimization for continuous domains, *European Journal of Operational Research*”, Vol 185, No. 3, pp. 1155–1173, 2008.
- [49] A. García & J. Bullinaria, “Extending ACOR to Solve Multi-Objective Problems”, 2007.
- [50] M. Dorigo, G. Di Caro & L. Gambardella, “Ant Algorithms for Discrete Optimization”, *Artificial Life* 5, 137-172, 1999.
- [51] L. Baringo Morales., “Reparto de cargas probabilista con generación no gestionable”, Universidad de Castilla- La Mancha, Ciudad Real, España, Tesis de Pregrado, 2009.
- [52] SEMINARIO NACIONAL SOBRE ENERGIA EFICIENTE. R. Bufanio, Mariano E. Bonoli, D. Edwards, V. Gogni., “Estimación de potencia anual generada por un generador eólico”, Universidad Tecnológica Nacional e Instituto regional de Estudio sobre Energía Eficiente, Argentina, Agosto, 2012.
- [53] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-sánchez, and R. J. Thomas, “MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education,” *Power Syst. IEEE Trans.*, vol. 26, no. 1, pp. 12 19, 2011.
- [54] H. Wang, C. E. Murillo-Sanchez, R. D. Zimmerman, and R. J. Thomas, “On Computational Issues of Market-Based Optimal Power Flow,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 3, pp. 1185–1193, 2007.