



**UNIVERSIDAD DE CUENCA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

T E S I S

**COMPARACIÓN DE ALGORITMOS BASADOS EN BIO-GEOGRAFÍA APLICADOS
AL PLANEAMIENTO DE LA EXPANSIÓN DE LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE
TRANSMISIÓN USANDO EL MODELO AC**

Autor: José Eduardo Chillogalli Astudillo

C.I. 0106845084

Director: Dr.- Ing. Santiago Patricio Torres Contreras

C.I. 0102448958

**GRADO ACADÉMICO:
INGENIERO ELÉCTRICO**

CUENCA - ECUADOR

2016



RESUMEN

El Planeamiento de la Expansión del Sistema Eléctrico de Transmisión (PET) consiste en determinar las adecuaciones de la infraestructura futura de la red de transmisión, para atender los requerimientos de crecimiento de la demanda y permitir la incorporación de nuevos proyectos de generación, cumpliendo con criterios de calidad, seguridad, confiabilidad y economía. En este trabajo de investigación se implementó un método de solución al problema de PET utilizando el modelo de corriente alterna (AC) de la red de transmisión, modelo que hasta ahora ha sido poco explorado. Al aplicar este modelo, el problema de PET se vuelve un problema de programación no lineal, entero mixto (PNLEM), combinatorial, y bastante complejo para ser resuelto por técnicas de optimización clásicas. Para resolver el problema, se implementó cuatro variaciones del algoritmo de optimización basado en Bio-Geografía. El desempeño de los algoritmos basados en Bio-Geografía se validó ante distintos escenarios de prueba sobre el sistema de 6 nodos de Garver y el sistema IEEE de 24 nodos.

Palabras clave: Planeamiento de la expansión de la Transmisión, modelo AC, optimización basada en Bio-Geografía, compensación de reactivos.



ABSTRACT

The Transmission Expansion Planning (TEP) consists in determining the future adequacies of the transmission network in order to meet the requirements of increasing demand and new generation projects, satisfying quality, safety, reliability and economy criteria. In this research work, a solution method for the TEP problem using the alternating current model (AC) of transmission network has been implemented. Applying this model to the TEP problem makes it a non-linear programming, mixed-integer (PNLIM) quite complex problem to be solved by classical optimization techniques. Therefore, four variations of the optimization algorithm based on Bio-Geography (BBO) have been implemented in order to make possible the use of AC model in the TEP problem. The performance of the algorithms based on Bio-Geography was validated in different test scenarios on the Garver 6-nodes system and the IEEE 24-nodes system.

Keywords: Transmission expansion planning, AC model, biogeography based optimization, BBO algorithm, reactive power compensation.



Índice de Contenido

Lista de Figuras	8
Lista de Algoritmos	12
Lista de Tablas	13
CAPITULO 1.....	19
INTRODUCCIÓN	19
1.1. Justificación	21
1.2. Alcance	23
1.3. Objetivos.....	24
1.3.1. Objetivo General	24
1.3.2. Objetivos Específicos	24
1.4. Contenido	25
CAPITULO 2.....	27
PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN.....	27
2.1. Introducción	27
2.2. Pronóstico de la Demanda.....	28
2.3. Horizonte de Planificación	30
2.4. Plan de Expansión de Acuerdo al Período de Estudio	31
2.4.1. Planificación Estática	31
2.4.2. Planificación Dinámica	31
2.5. Planificación de la Generación	32
2.6. Planificación del Sistema Eléctrico de Transmisión.....	33
2.7. Herramientas Básicas Aplicadas en el Proceso de PET.....	36
2.7.1. Flujos de Potencia.....	37
2.7.2. Flujo Óptimo de Potencia	38
2.8. Estado del Arte	39



CAPITULO 3.....	42
MODELO MATEMÁTICO	42
3.1. Introducción	42
3.2. Modelo del Problema Estático	43
3.3. Modelo DC.....	45
3.4. Modelo de Transportes.....	48
3.5. Modelo Híbrido No Lineal	50
3.6. Modelo Híbrido Lineal.....	52
3.7. Modelo Lineal Disyuntivo	54
3.8. Modelo AC.....	56
3.8.1. Problema de Expansión	57
3.8.2. Problema de Operación	58
3.8.3. Modelación de Costos de Potencia Reactiva	61
CAPITULO 4.....	65
OPTIMIZACIÓN BASADA EN BIO-GEOGRAFÍA	65
4.1. Introducción	65
4.2. Bio-Geografía	67
4.3. Modelo Matemático de la Bio-Geografía.....	70
4.4. Optimización Basada en Bio-Geografía.....	74
4.4.1. Migración.....	74
4.4.2. Selección por medio de la Rueda de la Ruleta	77
4.4.3. Mutación.....	79
4.4.4. Elitismo.....	81
4.4.5. Pseudocódigo BBO	83
4.5. Variaciones del Algoritmo de Optimización.....	87
4.5.1. Curva de Migración	87
4.5.2. Parámetro de Migración Combinada.....	89
4.5.3. BBO Basado en Inmigración Total	90
4.5.4. BBO Basado en Emigración Parcial y Total	92



4.6.	BBO Aplicado al PET	95
4.6.1.	Datos de la Red.....	95
4.6.2.	Sintonización de Parámetros Generales	95
4.6.3.	Iniciar los Parámetros de BBO	96
4.6.4.	Creación de la Población Inicial	96
4.6.5.	Evaluación de la Población Inicial	97
4.6.6.	Evaluación del Criterio de Parada	98
4.7.	Espacio de Búsqueda	100
CAPITULO 5.....	102	
PRUEBAS Y RESULTADOS	102	
5.1.	Introducción	102
5.2.	Sistemas de Prueba	103
5.2.1.	Sistema de 6 Nodos de Garver	103
5.2.2.	Sistema IEEE de 24 Nodos.....	104
5.3.	Escenarios de Prueba.....	105
5.4.	Resultados.....	106
5.5.	Sistema Garver con Redespacho	107
5.5.1.	Sistema Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos.....	107
5.5.2.	Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos	114
5.6.	Sistema Garver sin Redespacho	120
5.6.1.	Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos.....	120
5.6.2.	Sistema Garver sin Redespacho y sin Reactivos.....	123
5.6.3.	Sistema Garver sin Redespacho con Costo de Reactivos	127
5.7.	Sistema IEEE de 24 Nodos con Redespacho y sin Límite de Reactivos.....	130
5.8.	Sistema IEEE de 24 Nodos sin Redespacho.....	133
5.8.1.	Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos	133
5.8.2.	Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho y sin Reactivos ..	136



5.8.3. Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos	138
5.9. Resumen de Costos	141
CAPITULO 6.....	143
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	143
6.1. Conclusiones	143
6.2. Propuestas Para Trabajos Futuros	145
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	147



Lista de Figuras

Figura 2.1: Esquema general del problema de expansión del sistema de transmisión.....	35
Figura 2.2: Red Inicial	36
Figura 2.3: Red Futura.....	36
Figura 3.1: Esquema de Costos de Compensación de Potencia Reactiva .	62
Figura 4.1: Modelo de Migración de las Especies.....	69
Figura 4.2: Soluciones candidatas, S_1 representa una mala solución, y S_2 representa una buena solución.....	76
Figura 4.3: Diagrama de Flujo Algoritmo BBO	86
Figura 4.4: Modelo de Migración Cuadrática	88
Figura 4.5: Modelo de Migración Sinusoidal	89
Figura 4.6: Diagrama de flujo para resolver el problema de PET usando el modelo AC y BBO.....	101
Figura 5.1: Sistema 6 Nodos de Garver. Topología base.....	103
Figura 5.2: Sistema IEEE de 24 Nodos. Topología base.....	104
Figura 5.3: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.....	110
Figura 5.4: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.....	111
Figura 5.5: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.....	111



Figura 5.6: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.....	112
Figura 5.7: Número de Individuos vs. % de Éxitos. Comparación de Algoritmos basados en Bio-Geografía, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos.	113
Figura 5.8: Número de Individuos vs. # de Iteraciones Promedio. Comparación de Algoritmos basados en Bio-Geografía, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos.	114
Figura 5.9: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 300 iteraciones.....	117
Figura 5.10: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 300 iteraciones.....	118
Figura 5.11: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 10 experimentos, 150 individuos y 300 iteraciones.....	118
Figura 5.12: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos. 10 experimentos, 150 individuos y 300 iteraciones.....	119
Figura 5.13: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.....	121
Figura 5.14: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.....	122



Figura 5.15: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones..... 122

Figura 5.16: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones..... 123

Figura 5.17: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones..... 125

Figura 5.18: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones..... 125

Figura 5.19: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, (10 experimentos, 150 individuos y 150 iteraciones)..... 126

Figura 5.20: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, (10 experimentos, 150 individuos y 150 iteraciones)..... 126

Figura 5.21: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Costo de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 129

Figura 5.22: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Costo de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 129

Figura 5.23: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 132



Figura 5.24: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 132

Figura 5.25: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones..... 134

Figura 5.26: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones..... 135

Figura 5.27: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 137

Figura 5.28: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones..... 138

Figura 5.29: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones..... 140

Figura 5.30: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones..... 140



Lista de Algoritmos

Algoritmo 4.1: Proceso de Migración Algoritmo BBO.....	77
Algoritmo 4.2: Selección por medio de la Rueda de la Ruleta	78
Algoritmo 4.3: Proceso de mutación	81
Algoritmo 4.4: Elitismo	82
Algoritmo 4.5: Proceso de Migración para BBO Basado en Inmigración Total	91
Algoritmo 4.6: Proceso de Migración para BBO Basado en Emigración Parcial.....	93
Algoritmo 4.7: Proceso de Migración para BBO Basado en Emigración Total	94
Algoritmo 4.8: Creación de la Población Inicial	97



Lista de Tablas

Tabla 5.1: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones. ...	109
Tabla 5.2: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones. ...	109
Tabla 5.3: Desempeño de BBO Basado en Emigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones. ...	110
Tabla 5.4: Desempeño de BBO Basado en Emigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones. ...	110
Tabla 5.5: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.	115
Tabla 5.6: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.	115
Tabla 5.7: Desempeño de BBO Basado en Emigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. 10 experimentos. Max. 300 Iteraciones.	116
Tabla 5.8: Desempeño de BBO Basado en Emigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.	116
Tabla 5.9: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max 150 Iteraciones.	121
Tabla 5.10: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max 150 Iteraciones.	121
Tabla 5.11: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver sin redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones.	124
Tabla 5.12: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver sin redespacho sin Reactivos. Max. 150 Iteraciones.	124



Tabla 5.13: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver Sin Redespacho Precio de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.....	128
Tabla 5.14: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver Sin Redespacho Precio de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.....	128
Tabla 5.15: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.	130
Tabla 5.16: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.	130
Tabla 5.17: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.	134
Tabla 5.18: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.	134
Tabla 5.19: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones. ..	137
Tabla 5.20: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones.....	137
Tabla 5.21: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho con Costo de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.	139
Tabla 5.22: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho con Costo de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.	139
Tabla 5.23: Resumen de Costos Sistema Garver con Redespacho	141
Tabla 5.24: Resumen de Costos Sistema Garver sin Redespacho.....	141
Tabla 5.25: Resumen de Costos Sistema IEEE de 24 Nodos.....	142



Yo, **José Eduardo Chillogalli Astudillo**, autor de la tesis “**Comparación de algoritmos basados en bio-geografía aplicados al planeamiento de la expansión de los sistemas eléctricos de transmisión usando el modelo AC**”, reconozco y acepto el derecho de la Universidad de Cuenca, en base al Art. 5 literal c) de su Reglamento de Propiedad Intelectual, de publicar este trabajo por cualquier medio conocido o por conocer, al ser este requisito para la obtención de mi título de **Ingeniero Eléctrico**. El uso que la Universidad de Cuenca hiciere de este trabajo, no implicará afección alguna de mis derechos morales o patrimoniales como autor.

Cuenca, Octubre del 2016

A handwritten signature in blue ink, consisting of stylized letters and a horizontal line.

José Eduardo Chillogalli Astudillo

C.I: 0106845084



Yo, **José Eduardo Chillogalli Astudillo**, autor de la tesis “**Comparación de algoritmos basados en bio-geografía aplicados al planeamiento de la expansión de los sistemas eléctricos de transmisión usando el modelo AC**”, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, Octubre del 2016

A handwritten signature in blue ink, consisting of stylized initials and the name "Chillogalli Astudillo".

José Eduardo Chillogalli Astudillo

C.I: 0106845084



Dedicatoria

A mis padres César Emiliano Chillogalli y María Gladys Astudillo por ser mi fortaleza, quienes con sabiduría y esmero me guiaron en mi formación como persona.

A mis hermanos quienes con entusiasmo comparten la culminación satisfactoria de este proyecto.



Agradecimiento

A mis padres, gracias por el apoyo incondicional y por acompañarme en todo momento.

A los docentes de la Universidad de Cuenca quienes con generosidad y entusiasmo contribuyeron en mi formación profesional.

Al Dr. Ingeniero Santiago Torres Contreras por permitirme aprender de su sabiduría y experiencia, y brindarme su apoyo para la culminación de este proyecto.

A mis amigos por la fuerza, y colaboración brindada para alcanzar esta meta.



CAPITULO 1

INTRODUCCIÓN

El consumo de energía eléctrica es considerado uno de los principales indicadores del desarrollo de las sociedades modernas. A medida que un país crece económica e industrialmente, también lo hacen los requerimientos de satisfacer sus necesidades, entre ellas una de las más importantes es el requerimiento de suministro de energía eléctrica. De esta manera, contar con un sistema eléctrico que sea confiable, estable, y seguro, es de vital importancia para el desarrollo de cualquier país, en donde la gestión de las grandes cantidades de energía eléctrica se la realiza mediante el Sistema Eléctrico de Potencia (SEP).

Un SEP, según la IEEE (Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos), se define como una red formada por unidades de generación de energía eléctrica, cargas y/o líneas de transmisión de potencia, incluyendo el equipo asociado, conectado eléctrica o mecánicamente a la red [1]. El SEP se subdivide en cuatro etapas: a) Generación, b) Transmisión, c) Distribución, y d) Consumo. Cada una de las etapas mencionadas envuelve a su vez una extensa red de elementos que hacen posible la integración efectiva de sistemas de suministro de energía eléctrica.

El propósito fundamental del SEP es suministrar energía eléctrica a los consumidores, para lo cual es necesario cumplir con objetivos de seguridad, calidad, confiabilidad, y mínimo costo. Para cumplir simultáneamente los objetivos económicos y técnicos, el rol del planeamiento, tanto de la operación como de la expansión del sistema,



resulta fundamental. Cabe mencionar que el suministrar energía eléctrica a un país requiere de un proceso complejo de toma de decisiones relacionadas a planificación, en el que el sector eléctrico en sí tiene una estructura extensa, compleja, y sobre todo con un alto nivel estratégico a nivel país.

El planeamiento de la expansión del sistema eléctrico es un proceso en el cual se determinan y seleccionan las mejores alternativas de infraestructura de generación, transmisión, y distribución para satisfacer la demanda con máximo beneficio y a un mínimo costo, mediante la aplicación eficiente de recursos.

El sistema de transmisión objeto de nuestro estudio, corresponde al conjunto de líneas, subestaciones y equipos destinados a la transferencia de potencia, en donde mantener estándares de calidad, confiabilidad, y bajo costo, es un reto para todas las compañías que conforman el sector eléctrico.

En el caso particular del Planeamiento de la Expansión del Sistema de Transmisión (PET), el principal objetivo es elegir entre un número predefinido de circuitos candidatos, aquellos a ser incorporados en el sistema de transmisión eléctrico, de modo que, en un cierto horizonte de planificación, la demanda de energía se satisfaga de forma confiable suponiendo conocidas las plantas proyectadas de generación. En general dicho planeamiento puede realizarse para un período de corto plazo (1 a 5 años), mediano Plazo (5 a 10 años), o largo plazo (10 a 15 años) [2].

Se puede considerar el Planeamiento de la Expansión del sistema de Transmisión (PET) como un planeamiento estático o como un planeamiento multietapa coordinado (dinámico). El planeamiento estático busca definir *dónde* y *qué* equipos (líneas de transmisión, compensadores de potencia reactiva, etc.) deben ser adicionados para que el sistema opere adecuadamente en un horizonte de planeamiento fijo, para un crecimiento



especificado de la demanda; mientras que el planeamiento multietapa coordinado permite saber adicionalmente *cuándo* instalar los nuevos equipos, es decir en qué etapa del periodo de planificación considerado resulta eficiente colocar los nuevos equipos.

En definitiva, el PET es una actividad esencial para determinar las adecuaciones de infraestructura necesarias en la red de transmisión, para atender los requerimientos de crecimiento de la demanda y permitir la incorporación de nuevos proyectos de generación, cumpliendo con los criterios de calidad, seguridad, confiabilidad y economía para el servicio de transporte de energía eléctrica hacia los diferentes centros de consumo.

El problema de PET se puede formular como un problema de programación no lineal entero mixto (PNLEM), que además de tener una estructura multimodal el cual posee óptimos locales, es un problema combinatorial, por lo que, es necesario implementar técnicas de solución que permitan obtener resultados adecuados (planes de expansión aceptables), en tiempos computacionales razonables, aplicando modelos matemáticos exactos de la red de transmisión.

1.1. Justificación

Los modelos matemáticos más usados para solucionar el problema de PET son el modelo DC, modelo de transportes, y modelo híbrido [2]. Normalmente, se ha venido utilizando el modelo DC para la solución del PET, el cual es un modelo simplificado de la red de transporte de energía.

El modelo DC [3], [4], [5], por mucho tiempo ha sido considerado como el modelo ideal para resolver el problema de planeamiento de la expansión de la transmisión, siendo este un modelo simplificado de la red, el cual presenta las siguientes desventajas [6]:



- No es el modelo más exacto para representar la red de transmisión, por lo cual al obtener los planes de expansión se tienen que realizar ajustes posteriores (planeamiento de ubicación de reactivos en el sistema) para obtener soluciones realistas, que a menudo resultan siendo sub-óptimas desde el punto de vista económico (planes más caros). El hecho de representar la red de transmisión de mejor manera es mucho más importante en la actualidad donde la red se vuelve más compleja debido a la adición de gran cantidad de energía renovable, y equipamiento de transmisión más sofisticado tal como vínculos de corriente continua (HVDC) y dispositivos para controlar flujos de potencia en la red (FACTS).
- No permite realizar un planeamiento conjunto de la red de transmisión y los dispositivos de compensación de potencia reactiva, lo cual también llevaría a obtener soluciones sub-óptimas o propuestas costosas. Por tanto, el uso del modelo DC lleva a que todas las metodologías desarrolladas solamente tomen en cuenta el problema de expansión de líneas de transmisión, y dejen para una posterior etapa la planificación de fuentes de potencia reactiva, tratándolo como un problema independiente.

Recientemente se ha tratado de hacer factible el uso del modelo AC que es el modelo exacto de la red de transmisión. Debido a su reciente introducción en el problema de PET, los trabajos de investigación acerca de este modelo son escasos, sin embargo, en [7], [8], [9] se ha explorado el modelo AC mediante optimización convexa, [10] incorpora restricciones de contingencias para la expansión de redes inteligentes (smart grids), adicionalmente en [11], [12], [13] se ha aplicado exitosamente el modelo AC al problema de PET. En cuanto a las técnicas de solución, se ha trabajado con métodos de optimización clásicos de programación matemática, métodos



heurísticos, métodos meta-heurísticos de optimización, y métodos de optimización combinatorial [2].

Todos estos modelos y técnicas de solución tienen en común que apuntan a resolver el problema de la expansión desde una perspectiva social, minimizando los costos totales o parciales de expansión, sujetos a ciertas restricciones técnico-económicas orientadas a garantizar el funcionamiento normal del sistema.

En este contexto, el modelo matemático ideal para indicar la operación adecuada es la representación del problema por medio de relaciones matemáticas de flujo de carga AC, el cual supera las desventajas que se presentan al utilizar modelos matemáticos simplificados, en los cuales el proceso de planeamiento se lleva a cabo en varias etapas. Sin embargo, al aplicar el modelo AC, el problema del PET se vuelve un problema bastante complejo para ser resuelto por técnicas de optimización clásicos de programación matemática.

Por estos motivos, en este trabajo se propone resolver el problema PET utilizando el modelo exacto de la red de transporte de energía (modelo AC) que ha sido poco explorado, principalmente por la falta de técnicas de optimización desarrolladas para su solución y por los grandes esfuerzos computacionales requeridos. Como técnica de solución se propone el uso del algoritmo de optimización basado en bio-geografía “BBO” (Biogeography Based Optimization), para que en conjunto con el modelo AC, se puedan obtener soluciones aceptables del problema de PET.

1.2. Alcance

En el presente trabajo de investigación se pretende implementar un método de solución al problema del PET utilizando el modelo de corriente alterna (AC) de la red de transmisión de acuerdo a la referencia [13];



adicionalmente, la técnica de solución que se propone implementar es el algoritmo de optimización basado en Bio-Geografía (BBO) que es de desarrollo relativamente reciente, poco explorado, y que aún no ha sido usado en la solución del problema de PET.

El problema de planeamiento se considera estático de largo plazo; adicionalmente se considera conocido el plan de generación, el crecimiento de la demanda y se asume un horizonte de planificación de 10 años. Para implementar el algoritmo BBO y sus respectivas variaciones se va a utilizar el software MATLAB. Finalmente, los resultados del trabajo se validarán usando dos sistemas de prueba que han sido ampliamente utilizados para determinar la robustez de los modelos de optimización existentes; estos sistemas son: el sistema de 6 nodos de Garver y el sistema de prueba IEEE de 24 nodos.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

El objetivo principal de este trabajo es implementar la técnica de optimización basada en bio-geografía a la planificación de la expansión de sistemas eléctricos de transmisión, haciendo factible el uso del modelo de flujo de carga AC, para realizar una planificación conjunta de la adición de nuevas líneas de transmisión, y la planificación de compensación de potencia reactiva.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Utilizar el modelo AC en el problema del PET y de esta forma superar las desventajas del modelo DC.



- Implementar una metodología utilizando técnicas de optimización basadas en Bio-Geografía (BBO), en la solución de problemas relacionados con los sistemas de transmisión de energía eléctrica.
- Obtener los parámetros adecuados de los diferentes algoritmos, de tal forma que permitan alcanzar los mejores resultados cuando sean aplicados para resolver el PET.
- Comparar los resultados que arrojen los algoritmos basados en BBO y así obtener aquel mediante el cual se puedan conseguir los mejores resultados en el problema del PET.

1.4. Contenido

Este trabajo consta de seis capítulos organizados de la siguiente forma:

En el **Capítulo 1** se presenta la Introducción. Se realizará una descripción del problema de planificación de la expansión del sistema de transmisión de energía, sus componentes e importancia. Se analizará también el alcance y objetivos que persigue esta investigación.

El **Capítulo 2** aborda el tema “Planificación de la expansión del sistema eléctrico de transmisión”. Se realizará una introducción teórica del tema y se describirá el estado del arte de la planificación de la expansión del sistema de transmisión.

Mientras que en el **Capítulo 3** se va a desarrollar el modelamiento matemático del problema PET; se describirán los modelos matemáticos más usados para resolver el problema PET y se detallará el modelo matemático de flujos de carga AC.



El **Capítulo 4** presenta “El método BBO para la resolución del problema de optimización”. Se planteará el problema de optimización para resolver el problema PET usando los algoritmos basados en BBO. Adicionalmente, se detallarán los diagramas de flujo de los diferentes algoritmos basados en BBO.

Las Pruebas y Resultados se presentan en el **Capítulo 5**. En este apartado se pretende analizar los resultados obtenidos en los sistemas de prueba, en donde se verificará la robustez de la técnica de solución empleada; además, se pretende realizar una comparación de los distintos algoritmos basados en Bio-Geografía desarrollados en el presente trabajo de investigación.

Fruto del análisis de los resultados obtenidos, en el **Capítulo 6** se extraerán conclusiones, recomendaciones y sugerencias acerca de lo aplicado en este trabajo para futuras investigaciones en el tema.



CAPITULO 2

PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN

2.1. Introducción

Los sistemas eléctricos de potencia, al ser sistemas complejos formados por varios elementos (líneas de transmisión, transformadores, subestaciones, centrales de generación, etc.), están expuestos a grandes cambios, debido principalmente al crecimiento de la demanda, situación que puede afectar la seguridad y la confiabilidad del sistema. Si no existe la infraestructura adecuada y necesaria para garantizar el correcto funcionamiento del SEP, se puede presentar sobrecargas en líneas y transformadores, llevando así a la reducción de la vida útil de estos equipos, produciendo cortes de energía, y por lo tanto generando pérdidas económicas.

Para prever estos inconvenientes se realiza la planificación de la expansión del sistema de transmisión, considerando principalmente el crecimiento de la demanda, la puesta en servicio de nuevas centrales de generación, y el horizonte de planificación, para de esta manera determinar las adecuaciones de infraestructura futura del sistema de transmisión que garantice un suministro de energía de calidad, de manera confiable, segura, y a un mínimo costo. Para esto se tiene que verificar que el sistema de transmisión de energía sea capaz de evacuar toda la energía generada considerando características económicas y técnicas.



Por lo tanto, el planeamiento de la expansión del sistema de transmisión tiene que analizar distintas alternativas de expansión y verificar la factibilidad de operación de los diferentes planes, minimizando al mismo tiempo el costo total de inversión y operación, proporcionando de esta manera información sobre *qué* tipo de dispositivos se van a tener que implementar en la futura red de transmisión, *dónde* deben ser construidos o instalados los nuevos equipos y en *qué* momento tienen que ser instalados.

En este capítulo se describen los conceptos teóricos de planeamiento de sistemas eléctricos en general, y en particular el planeamiento de la expansión del sistema de transmisión junto con un breve estado del arte. Adicionalmente, se describirán algunas herramientas básicas para realizar el PET, tales como: la proyección de la demanda, los conceptos generales de flujos de potencia, y el flujo óptimo de potencia OPF. También, se describen algunas técnicas de optimización utilizadas en la solución del problema de planeamiento.

2.2. Pronóstico de la Demanda

La proyección de la demanda de energía constituye una acción primaria, básica y esencial en el proceso de decisión de las posibles alternativas de inversión sectorial y de desarrollo. Así la proyección de la demanda constituye un insumo para la elaboración de presupuestos, estudios de pérdidas e inversiones y la realización de cálculos tarifarios. Una estimación errónea en la proyección de la demanda puede ocasionar problemas como por ej. producir un déficit en la capacidad de generación, problemas en evacuar la energía o un sobre equipamiento en el caso de una excesiva inversión en infraestructura que no está siendo completamente utilizada, generando pérdidas económicas.



La proyección de la demanda es el pilar fundamental a partir del cual se desarrolla la planificación de la expansión del sistema de generación, transmisión, y distribución. Para su estimación se considera una serie de hipótesis entre las cuales se puede mencionar: la evolución histórica de la demanda eléctrica, los impactos producidos por la incorporación de cargas especiales al sistema, variables políticas, económicas, sociales, ambientales y tecnológicas.

Al igual que en el planeamiento del sistema de transmisión y generación, para realizar un correcto pronóstico de la demanda es necesario considerar en primer lugar el horizonte de tiempo para el cual se va a realizar el estudio, así, el pronóstico de la demanda puede realizarse para un período de tiempo de corto, mediano, y largo plazo.

- a) **Corto Plazo.** El pronóstico de la demanda de corto plazo hace referencia, a la previsión de carga futura en tiempo real, para períodos de tiempo desde una hora hasta una semana. Este tipo de análisis es requerido por el personal encargado de planificar la operación diaria de unidades de generación.
- b) **Mediano Plazo.** El pronóstico de la demanda de mediano plazo es utilizado para realizar un estudio mensual de la demanda de energía, hasta un período de un año; mediante este estudio se obtiene información para realizar mantenimiento de equipos, manejo de combustible en caso de unidades térmicas, y coordinación de recursos hídricos.
- c) **Largo Plazo.** El pronóstico de la demanda a largo plazo es usado principalmente para la planificación de la expansión de centrales de generación, líneas de transmisión, subestaciones, etc. y se realiza el estudio para un período de 10 años en adelante.



Uno de los métodos principales para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica son aquellos basados en técnicas matemáticas, que generalmente 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 [14].

2.3. Horizonte de Planificación

El planeamiento de la expansión del sistema eléctrico es un proceso donde se determinan y seleccionan las mejores alternativas de generación, transmisión y distribución para satisfacer la demanda con máximo beneficio y a un mínimo costo (aplicación eficiente de recursos), el mismo que puede realizarse a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo [2].

- a) Por corto plazo entendemos a la construcción, supervisión y financiamiento de obras, las cuales ya fueron seleccionadas para ser realizadas. Generalmente corto plazo hace referencia a un periodo de tiempo de entre 1 y 5 años.
- b) El mediano plazo se refiere a todas las decisiones de expansión en la generación y transmisión. Es decir, se planea que instalaciones o equipos son necesarios, cuándo es el mejor momento para su puesta en marcha, y dónde sería más efectiva su ubicación. Se entiende por mediano plazo a la planificación realizada para un periodo de tiempo comprendido entre 5 y 10 años.
- c) Finalmente, el termino largo plazo hace referencia a las decisiones globales que determinan el rumbo del sector eléctrico en general, estas decisiones pueden ser: las tecnologías de generación y transmisión que van a ser implementadas, los niveles de tensión, la estructura de la red, etc. La planificación de la expansión de largo



plazo del sistema de generación, transmisión o distribución se realiza en un período que va desde los 10 años en adelante.

2.4. Plan de Expansión de Acuerdo al Período de Estudio

De acuerdo al periodo de estudio la expansión del sistema de transmisión puede ser clasificada en planificación estática o planificación dinámica.

2.4.1. Planificación Estática

Se considera como planificación estática de la expansión del sistema eléctrico a aquella en la que se considera un horizonte de planeamiento fijo, en el cual se busca determinar *dónde*, *qué* y *cuántos* nuevos equipos deben ser adicionados en el sistema [15].

En este tipo de planificación se busca la solución óptima para el año de planificación, sin importar *cuándo* van a ser instalados los nuevos equipos. En general el planeamiento estático, es un subproblema de un caso más general denominado planeamiento multietapa coordinado o planeamiento dinámico, que es más complejo de resolver en cuanto a esfuerzos computacionales.

2.4.2. Planificación Dinámica

A diferencia del planeamiento estático, el planeamiento multietapa coordinado o planeamiento dinámico, permite determinar adicionalmente en qué instante del horizonte de planeamiento (*cuándo*) es necesario realizar las inversiones de los nuevos equipos y en qué etapa del horizonte dinámico deben estar operando. En el planeamiento dinámico el horizonte de planeamiento debe ser dividido en períodos menores, por ejemplo, anual, y



en ese contexto se debe determinar los equipos que deben ser instalados en cada período de planeamiento.

2.5. Planificación de la Generación

La generación de energía eléctrica eficiente es el pilar fundamental para cumplir con el objetivo de suministrar electricidad y abastecer adecuadamente las necesidades de demanda, cumpliendo con criterios de calidad y seguridad. Es importante destacar que el desequilibrio entre la oferta y la demanda de energía es una situación no deseable que trae como consecuencias posibles desabastecimientos, apagones y afectaciones a la economía de un país [16].

Ante probables desabastecimientos temporales, la solución puede tener una respuesta en periodos de horas en función de la disponibilidad de reservas en el parque generador que permitan suplir dicho déficit instantáneo. Aquellos desabastecimientos con características críticas, como: escenarios de estiaje, déficit en combustibles, o falta de recursos de generación, tardarán en ser solucionados en semanas o en meses. El resolver los problemas de tipo estructural puede demandar años, requiriendo para ello reformas profundas en la reglamentación del sector eléctrico.

Para evitar las consecuencias y prever los escenarios anteriores se realiza una planificación de la expansión del sistema de generación, la cual busca determinar las unidades futuras de generación que tienen que ser implementadas o la repotenciación de centrales existentes, con el fin de abastecer la demanda, y establecer las reservas necesarias para cubrir la demanda de cargas especiales, así como las posibilidades de exportación de energía, cumpliendo con criterios económicos, técnicos, y ambientales.

Al analizar el problema del planeamiento del sistema de generación conocido como PEG (Planeamiento de expansión de la Generación), se tiene



que hacer frente a la existencia de diversas incertidumbres que implican riesgos para el sistema, como por ejemplo la incertidumbre que se tiene en los tiempos de ingreso de las nuevas centrales de generación, incertidumbre en los recursos hídricos, en el costo de energía no suministrada, el precio de la energía, costos de combustible para unidades generadoras térmicas, capacidad de redes de transmisión y la incertidumbre derivada de cambios en la regulación pueden afectar de manera significativa el desempeño financiero de los proyectos.

El problema de PEG involucra decisiones que pueden ir desde un planeamiento de corto plazo el cual puede ser el despacho económico, hasta un horizonte de planeamiento de largo plazo, que abarca decisiones respecto a la construcción y puesta en servicio de nuevas centrales de generación. Es importante mencionar que el objetivo del PEG es proporcionar información sobre: cuándo necesita el sistema de potencia nueva generación, cuánta capacidad debe ser instalada, dónde es necesaria su instalación, y qué tipo de tecnología será requerida, de tal manera que el costo de inversión total sea mínimo [17] .

En definitiva, la expansión del sistema de generación GEP es una consecuencia directa del comportamiento de la demanda y de las reducciones en la oferta, producto de la salida de servicio de centrales de generación que han cumplido con su ciclo de vida.

2.6. Planificación del Sistema Eléctrico de Transmisión

De la mano del plan de expansión de generación se desarrolla el plan de expansión del sistema de transmisión. Este plan garantiza el desarrollo de la red de transmisión desde los centros de generación hasta los centros de consumo, de manera que no se comprometa la calidad y confiabilidad del suministro eléctrico. Además, cumple con los criterios económicos y



ambientales dentro del marco de las políticas nacionales e institucionales en materia energética.

La planificación del sistema de transmisión tiene como objetivo principal el minimizar los costos de inversión y operación, analizando distintas alternativas de expansión y verificando al mismo tiempo la factibilidad de operación de los diferentes planes, para lo cual se debe disponer del pronóstico de la demanda máxima en barras, tener definido el escenario de generación proyectada al año horizonte y los corredores de transmisión candidatos a través de los cuales se va a realizar la expansión del sistema (ver Figura 2.1). De esta manera se obtiene información sobre *qué* tipo de dispositivos se van a tener que implementar en la futura red de transmisión, *dónde* deben ser instalados los nuevos equipos y en *qué* momento tienen que ser instalados. El plan de expansión final debe garantizar que el sistema funcione adecuadamente en estado estable y ante la ocurrencia de contingencias.

Como se observa en la Figura 2.1, el problema de planeamiento se estudia teniendo en cuenta dos partes: i) la primera parte relacionada con el modelamiento matemático, y ii) la segunda parte relacionada con las técnicas de solución empleadas. Ambos temas serán detallados en los capítulos siguientes.

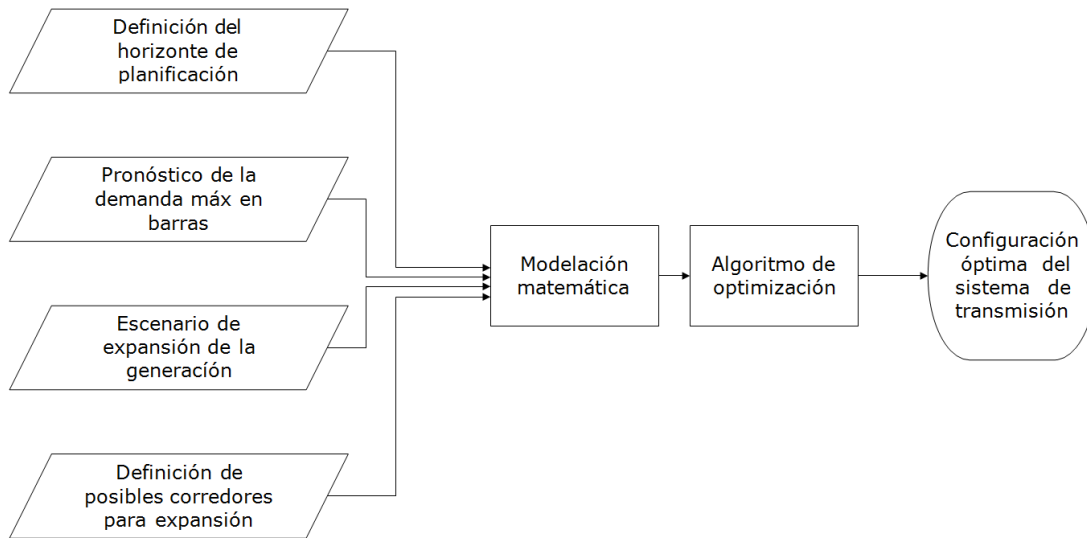


Figura 2.1: Esquema general del problema de expansión del sistema de transmisión

Para ilustrar el problema de PET consideremos la Figura 2.2, en la que se presenta un sistema con una topología base que tiene los siguientes caminos entre nodos, por los cuales es posible añadir nuevos circuitos: (1-2), (1-3), y (2-3), la topología inicial es $X_0 = [2 \ 0 \ 0]$, lo que quiere decir que existen 2 líneas conectadas entre los nodos (1-2), y 0 líneas conectadas entre los nodos (1-3) y (2-3). Después del análisis de flujos de potencia y del costo de inversión relacionado con la construcción de nuevos circuitos, se llega al plan presentado en la Figura 2.3, en donde la topología futura de la red de transmisión es: $X_0 = [2 \ 2 \ 1]$, esto quiere decir que, en base a criterios técnicos y económicos, se plantea construir 2 líneas adicionales entre los nodos (1-3), y 1 línea entre los nodos (2-3).

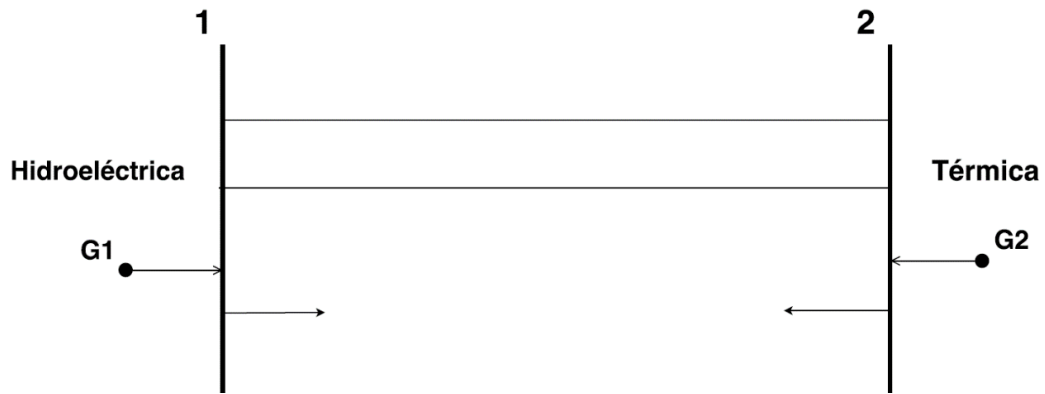


Figura 2.2: Red Inicial

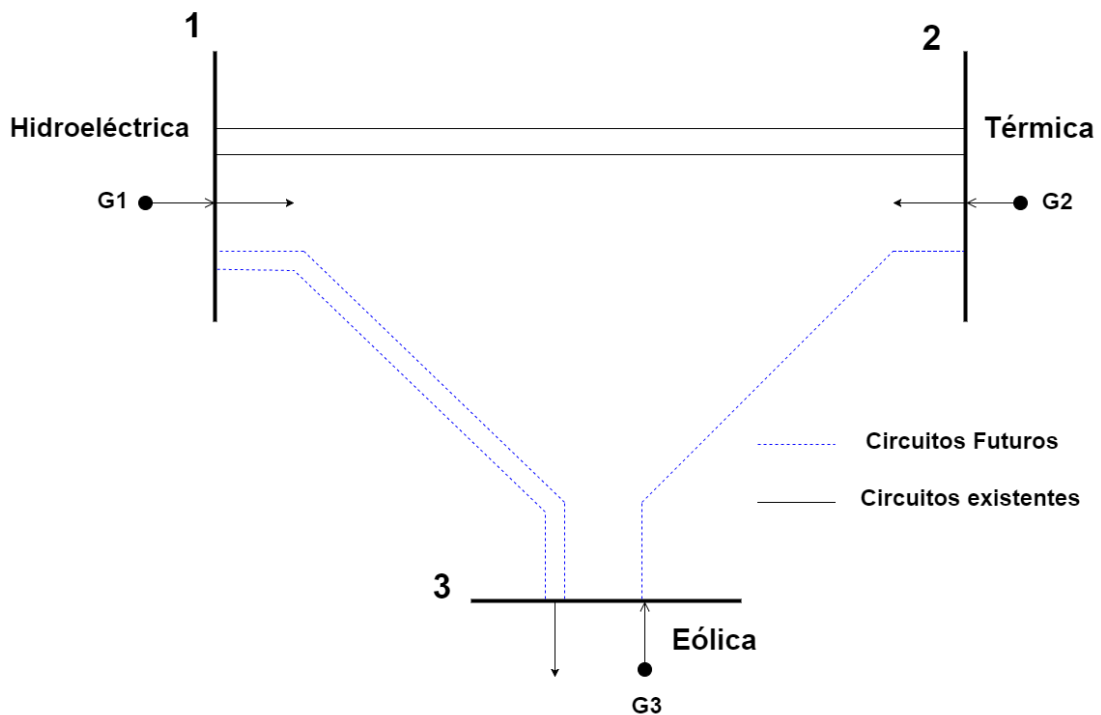


Figura 2.3: Red Futura

2.7. Herramientas Básicas Aplicadas en el Proceso de PET

A continuación, se presentan las herramientas fundamentales que se usan normalmente en el planeamiento de la expansión de los sistemas eléctricos de transmisión.



2.7.1. Flujos de Potencia

Los flujos de potencia (PF) permiten realizar un análisis en estado estacionario del sistema eléctrico de potencia bajo ciertas condiciones de generación, carga y topología de la red en estudio, con el propósito de verificar las condiciones operativas del mismo.

En general los resultados obtenidos al realizar un estudio de flujos de potencia de un sistema proporcionan información sobre los niveles de tensión y ángulos de fase en las barras o nodos del sistema, pérdidas, así como el flujo de potencia activa y reactiva que fluyen a través de los elementos (líneas de transmisión, transformadores, etc.). Una vez conocidos los voltajes en las barras en modulo y ángulo, todos los flujos de potencia activa y reactiva pueden ser calculados directamente en los circuitos.

Los flujos de potencia son usados generalmente en actividades como el planeamiento de la expansión del sistema de transmisión, control de potencia reactiva, estudios de interconexión, despacho de energía, etc. El problema de flujos de potencia consiste en un sistema de ecuaciones no lineales, el cual utiliza métodos iterativos para encontrar una solución de algún sistema en estudio. Los dos métodos más utilizados en la solución de flujos de potencia son, el método de Gauss-Seidel, y el método de Newton-Raphson, este último conjuntamente con sus variaciones, han sido ampliamente utilizados para resolver flujos de potencia de sistemas de tamaño real, y constituye el método iterativo base de las aplicaciones computacionales que calculan flujos de potencia. Los detalles de la formulación de los dos métodos mencionados Gauss-Seidel y Newton Raphson, en la solución de flujos de potencia, puede verse detalladamente en [18].



2.7.2. Flujo Óptimo de Potencia

Como su nombre lo indica, el flujo óptimo de potencia (OPF) lo que hace es optimizar el flujo de potencia tradicional (PF) mediante la implementación de una función objetivo, en la que se minimiza o maximiza algún parámetro del sistema; generalmente lo que se busca con el OPF es minimizar el costo de operación o las pérdidas de potencia. Esta función objetivo debe estar condicionada por un cierto número de restricciones no lineales que van a marcar los límites (flujo de potencia por los elementos del sistema, tensión en las barras, costos, pérdidas, etc.) de los parámetros del SEP.

Para dar solución al flujo óptimo de potencia se requieren de técnicas de optimización entre las cuales tenemos los métodos de optimización clásicos de programación matemática, métodos heurísticos y métodos meta-heurísticos de optimización.

El flujo óptimo de potencia surge principalmente con la introducción del despacho económico, el cual busca determinar la mejor configuración de generación posible que satisfaga la demanda desde el punto de vista económico. En definitiva, esto quiere decir que el OPF asegura la operación confiable del SEP, siempre y cuando se respeten los recursos disponibles y las condiciones técnicas del problema tratando de encontrar un punto de operación económico.

La formulación general del flujo óptimo de potencia (OPF) que se presenta mediante las ecuaciones (2.1) y (2.2), corresponde a un flujo en el que se busca seleccionar los mejores valores de las variables de control \bar{u} (potencias o voltajes de generación, posición de taps, etc.), con el objetivo de minimizar alguna función (2.1), por ejemplo, costos de operación, pérdidas, etc. Al mismo tiempo se obtiene una solución adecuada de las variables de



estado \bar{x} (voltajes en magnitud y ángulo) y las variables dependientes $\bar{h}(\bar{x})$ (flujos de potencia por los elementos), hasta encontrar una solución deseada de carga y topología \bar{p} , denominadas variables independientes [19].

$$\min f(\bar{x}, \bar{u}, \bar{p}) \quad (2.1)$$

s. a

$$\bar{g}(\bar{x}, \bar{u}) = 0 \quad (2.2)$$

$$\bar{h}(\bar{x}, \bar{u}) \leq 0 \quad (2.3)$$

En el conjunto de restricciones de problema de OPF, pueden ser incluidas las siguientes:

- Límites de las variables de control de los dispositivos FACTS.
- Límites de despacho de potencia reactiva.
- Requerimientos de reserva rodante.
- Límites de emisión de contaminantes al medio.

2.8. Estado del Arte

Los modelos matemáticos más usados para la solución del planeamiento de la expansión del sistema de transmisión son: el modelo DC, modelo de transportes y modelo híbrido [2]. El modelo DC por mucho tiempo ha sido considerado como el modelo ideal para resolver el problema de planeamiento del sistema de transmisión, es por eso que ha sido ampliamente utilizado; sin embargo, al ser un modelo aproximado puede llevarnos a estimar de una manera errónea los costos de inversión y la diferencia de costos con los resultados obtenidos usando el modelo AC pueden ser significativos. En este sentido, el modelamiento matemático ideal para indicar la operación adecuada del sistema de transmisión sería la



representación del problema por medio de relaciones matemáticas de flujo de carga AC [6]-[13], que es un modelo relativamente nuevo y poco explorado con el que se ha tratado de dar solución al problema de PET. Los modelos matemáticos serán detallados y formulados en capítulos posteriores.

En cuanto a las técnicas de solución, se ha trabajado con métodos de optimización clásicos de programación matemática, métodos heurísticos, y métodos meta-heurísticos de optimización [2], [20].

a) Algoritmos de optimización clásicos. Los algoritmos de optimización clásicos se encargan de la búsqueda de una solución óptima usando un procedimiento de cálculo que resuelve un modelo matemático del problema de planificación. En la formulación del problema, la planificación de la expansión de transmisión se convierte en un problema de optimización con una función objetivo sujeta a un conjunto de restricciones. Hasta el momento, han existido numerosas aplicaciones de métodos de optimización matemáticos para resolver este problema, tales como los mencionados a continuación [20]:

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

b) Algoritmos heurísticos. Los algoritmos heurísticos [2] son normalmente bastante rápidos pero la calidad de las soluciones encontradas esta habitualmente lejos de ser la óptima. Las principales características por las cuales han sido usados es que con ellos se



obtienen resultados razonables y son algoritmos de fácil implementación que requieren de poco esfuerzo computacional; además, era la única manera de resolver problemas de planeamiento de sistemas eléctricos de gran tamaño en la década de los 60 y 70.

c) Algoritmos meta-heurísticos. Los algoritmos meta-heurísticos son técnicas de optimización aproximadas, que son ampliamente utilizados como una alternativa a los algoritmos de optimización exactos, debido a que estas técnicas de optimización meta-heurísticas son métodos genéricos que ofrecen soluciones de buena calidad en un tiempo moderado, y generalmente nos permiten abordar problemas de forma más eficiente. Mientras que los algoritmos de optimización exactos, aunque nos permiten obtener el óptimo global de problemas convexos, el tiempo de ejecución de los mismos crece de manera exponencial con el tamaño del problema.

Entre los algoritmos más utilizados se encuentran los siguientes [20],

[21]:

- Búsqueda Tabú
- Recocido Simulado
- Sistemas Expertos
- Algoritmos Evolutivos
- Algoritmos Genéticos
- Colonia de Hormigas
- Enjambre de Partículas
- Técnicas inteligentes híbridas artificiales



CAPITULO 3

MODELO MATEMÁTICO

3.1. Introducción

Un aspecto fundamental para estudiar el problema PET es profundizar en los modelos matemáticos disponibles para resolverlo. Existen varios modelos matemáticos que se utilizan para representar el sistema de transmisión en el problema PET, entre los más utilizados se encuentran: el modelo DC [22], el modelo de transportes [23], el modelo híbrido no lineal [24], el modelo híbrido lineal [24] y el modelo lineal disyuntivo [25], los cuales comparten la característica de ser modelos simplificados de la red. El modelo matemático que generalmente ha sido utilizado para dar solución al problema de planeamiento de la expansión de la red de transmisión (PET) es el modelo DC, que es un modelo simplificado del modelo AC.

La principal desventaja que se tiene al usar el modelo DC es que una vez realizado el planeamiento se tiene que hacer varios ajustes posteriores para obtener soluciones realistas que a menudo resultan siendo sub-óptimas desde el punto de vista económico (planes más caros). El hecho de representar la red de transmisión de mejor manera es mucho más importante en la actualidad donde la red se vuelve más compleja debido a la adición de gran cantidad de energía renovable, y equipamiento de transmisión más sofisticado tal como vínculos de corriente continua (HVDC) y dispositivos para controlar flujos de potencia en la red (FACTS). Adicionalmente, el modelo DC no permite realizar un planeamiento conjunto de la red de transmisión y los dispositivos de compensación de potencia reactiva, lo cual



también llevaría a obtener soluciones sub-óptimas o propuestas costosas. Por tanto, el uso del modelo DC lleva a que todas las metodologías desarrolladas solamente tomen en cuenta el problema de expansión de líneas de transmisión, y dejen para una posterior etapa el planeamiento de fuentes de potencia reactiva [6].

Por otro lado, existe poca literatura e investigación sobre el uso del modelo AC para formular el PET. A pesar de ser considerado un modelo exacto, esta formulación podría presentar inconvenientes al tratar con redes no conexas o que tienen nodos aislados del sistema principal, y debido a esto el OPF podría no converger; si además se toma en cuenta la explosión combinatorial del PET, el problema puede convertirse en uno de difícil manejo computacional.

Generalmente cuanto más exacto es el modelo matemático que representa un problema de la vida real, más compleja es la solución de ese modelo matemático. Sin embargo, es fundamental la aplicación de un modelo matemático que represente de una manera adecuada el problema de la vida real y, además de eso, permita su solución a través de técnicas disponibles y con esfuerzos computacionales razonables.

En este capítulo se va estudiar de forma breve los diversos modelos usados en la práctica para resolver el problema estático de PET; finalmente se presentará el modelo AC desarrollado en [11] y [13], cuya formulación será empleada en este trabajo para dar solución al problema de PET.

3.2. Modelo del Problema Estático

El planeamiento estático del sistema de transmisión es una versión simplificada del planeamiento dinámico, que busca determinar que equipos van a ser implementados en el futuro sistema de transmisión y también donde van a ser colocados, con el objetivo de obtener un plan de expansión



con un mínimo costo de inversión y operación para el período de tiempo considerado.

En este tipo de planeamiento se busca la solución óptima para el año de planificación, sin importar cuando van a ser instalados los nuevos equipos. En definitiva, los resultados del planeamiento estático solo determinan las inversiones a realizar para un determinado año y para una situación determinada, además se considera que todas las inversiones se realizan en el mismo instante de tiempo y al comienzo del horizonte de planeamiento.

La formulación general del problema estático del planeamiento de la Expansion del sistema de transmisión de energía eléctrica es como sigue [26]:

$$\text{Min } v = c(x) + d(y) \quad (3.1)$$

s.a

$$A(x) \geq b \quad (3.2)$$

$$E(x) + F(y) \geq h \quad (3.3)$$

Donde:

v : Inversión total debido a la adición de circuitos en el sistema.

x : Representa las variables de inversión.

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

y : Está relacionada con las variables de operación del sistema (para nuestro caso desconexión de carga activa y reactiva).

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

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

$E(x) + F(y) \geq h$: Hace referencia a las restricciones asociadas con las

decisiones de operación.

En base a las ecuaciones (3.1), (3.2), y (3.3) se puede llegar a formular modelos matemáticos que permiten dar solución al problema de planeamiento; entre los modelos más usados y que se derivan de las ecuaciones anteriores son el modelo DC, modelo de transportes, modelo híbrido lineal, modelo híbrido no lineal, modelo lineal disyuntivo y el modelo AC, que serán presentados a continuación.

3.3. Modelo DC

El modelo DC ha sido utilizado ampliamente en el problema de PET, y permite formular el problema de planeamiento como un problema de programación no lineal entero mixto, el cual considera las dos leyes de Kirchhoff que se aplican tanto a los circuitos existentes en la red base, como a los circuitos adicionados en corredores nuevos o existentes. Las dos leyes de Kirchhoff se encuentran representadas por (3.5) y (3.6) respectivamente.

Uno de los principales inconvenientes al utilizar el modelo DC, es que resuelve únicamente el problema de potencia activa, el cual antecede al problema de planeamiento de potencia reactiva, este último constituye un problema de planeamiento óptimo de localización de generadores de potencia reactiva en los nodos del sistema.

La formulación del modelo DC se presenta a continuación [25]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{i \in \Omega_1} r_i \quad (3.4)$$

s.a

$$s f + g + r = d \quad (3.5)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (\theta_i - \theta_j) (n_{ij}^0 + n_{ij}) = 0 \quad (3.6)$$

$$|\theta_i - \theta_j| \leq \bar{f}_{ij} x_{ij} \quad (3.7)$$



$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (3.8)$$

$$0 \leq r \leq d \quad (3.9)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (3.10)$$

f_{ij} irrestricto

θ_j irrestricto

$n_{ij} \rightarrow entero$

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

Donde:

v : Inversión total debido a la adición de circuitos en el sistema

c_{ij} : Costo de construcción de un circuito que puede ser adicionado en la rama i y j

n_{ij} : Número de circuitos adicionados entre los nodos i y j

x_{ij} : Reactancia de la línea conectada entre los nodos i y j

α : Parámetro de penalización asociado con la potencia no suministrada

r_i : Vector de generadores ficticios o artificiales en la barra i

γ_{ij} : Susceptancia de la línea conectada entre los nodos i y j

θ_i : Ángulo de la tensión en el nodo i

Ω_1 : Conjunto de nodos del sistema donde existe carga

n_{ij}^0 : Representa el número de circuitos iniciales en la topología base

\bar{n}_{ij}^0 : Número máximo de circuitos que pueden ser adicionados entre los nodos i y j

f_{ij} : Flujo de potencia activa a través de los circuitos en el camino i y j

\bar{f}_{ij} : Flujo máximo en un circuito de la rama i y j



f : Vector de flujos con elementos f_{ij}

s : Matriz de incidencia nodo-rama

g : Generación del nodo i

\bar{g} : Vector de máxima generación en las barras del sistema

d : Demanda del nodo i

Ω : Conjunto de caminos del sistema donde se puede realizar nuevas conexiones

El termino $\alpha \sum r_i$ presente en la función objetivo de (3.4), corresponde a la adición de generadores artificiales en las barras de carga, que permiten que la solución del problema de planeamiento sea siempre factible; esto debido a que se evita el problema de sobrecarga en las líneas de transmisión cuyo flujo es suministrado por los generadores artificiales colocados en los nodos PQ, lo cual implica que la demanda siempre se satisface.

Cuando el valor de α es suficientemente grande todos los r_i en la solución final son iguales a cero, lo cual indica que la carga demandada se satisface, mientras que si se selecciona un valor de α pequeño en la solución final pueden aparecer ciertos $r_i \neq 0$, que es un indicador de que la potencia demandada no se satisface, por lo tanto, vamos a tener un valor de potencia no suministrada (PNS).

En definitiva el término $\alpha \sum r_i$ permite encontrar una solución en todos los casos en que no existe suficiente capacidad de transmisión, lo cual se logra agregando un generador ficticio en cada nodo de carga. La formulación presentada toma en cuenta las restricciones relacionadas con la capacidad de conducción por las líneas ecuación (3.7), el límite de flujo suministrado por los generadores artificiales ecuación(3.9), mientras que la ecuación (3.8) corresponde a los límites de generación de los nodos PV, y la ecuación



(3.10) está relacionada con el máximo número de circuitos que pueden ser adicionados entre los nodos i y j .

3.4. Modelo de Transportes

El modelo de transportes fue propuesto por Garver, y fue el primer modelo desarrollado para dar solución al problema de planeamiento de expansión del sistema de transmisión de energía eléctrica, como una alternativa al modelo AC, debido a la complejidad que representaba su solución, por la falta de técnicas de optimización y por los grandes esfuerzos computacionales que se requerían.

En este sentido, el modelo de transportes es una versión simplificada del modelo DC, debido a que solamente considera la primera ley de Kirchhoff y la capacidad de conducción de las líneas de transmisión, más no considera las restricciones de la segunda ley de Kirchhoff. La formulación matemática de este modelo es la siguiente [23]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (3.11)$$

s.a

$$S f + g = d \quad (3.12)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad (3.13)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (3.14)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (3.15)$$

n_{ij} entero

f_{ij} irrestricto

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

Donde:



- v : Inversión total debido a la adición de circuitos en el sistema
- c_{ij} : Costo de un circuito que puede ser adicionado en la rama $i y j$
- n_{ij} : Número de circuitos adicionados entre los nodos $i y j$
- n_{ij}^0 : Representa el número de circuitos iniciales en la topología base
- \bar{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que pueden ser adicionados entre barras
- f_{ij} : Flujo de potencia total a través de los circuitos en el camino $i y j$
- \bar{f}_{ij} : Flujo máximo en un circuito de la rama $i y j$
- f : Vector de flujos con elementos f_{ij}
- S : Matriz de incidencia nodo-rama
- g : Generación del nodo i
- \bar{g} : Vector de máxima generación en las barras del sistema
- d : Demanda del nodo i
- Ω : Conjunto de caminos del sistema

La primera ley de Kirchhoff establece que la sumatoria de los flujos de potencia que entran en una barra del sistema debe ser igual a la sumatoria de los flujos de potencia que salen de esa barra del sistema. En la formulación presentada, la ecuación (3.12) representa la primera ley de Kirchhoff para cada barra del sistema de potencia, mientras la ecuación (3.13) representa la capacidad de conducción de las líneas y transformadores.

La ventaja principal de este modelo es que representa el problema de PET, como un problema de Programación Lineal Entero Mixto (PLEM), que puede resultar más sencillo de resolver. Sin embargo, aunque este modelo puede dar soluciones óptimas, estas soluciones pueden ser distintas de las soluciones del modelo DC, ya que en el modelo de transportes no necesariamente se cumple la segunda ley de Kirchhoff.

3.5. Modelo Híbrido No Lineal

El modelo híbrido es una combinación entre el modelo DC y el modelo de transportes, que permite trabajar de una mejor manera y obtener mejores resultados, ya que, esta combinación se usa para superar las dificultades que tienen los modelos mencionados, y así reúne la característica del modelo de transportes para tratar con redes no conexas, con la incorporación de la segunda ley de Kirchhoff considerada en el modelo DC, para dar solución al problema de PET.

De esta manera, el modelo híbrido no lineal toma en cuenta las siguientes consideraciones:

- Para aquellos caminos en los que ya existen circuitos en la configuración base es necesario que se cumplan las dos leyes de Kirchhoff.
- Mientras que, para aquellos caminos nuevos en los que no existen circuitos en la configuración inicial, se debe satisfacer solamente la primera ley de Kirchhoff.

La formulación del este modelo es la siguiente [24]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (3.16)$$

s.a

$$S f + g = d \quad (3.17)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (3.18)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad \forall (i, j) \in \Omega_2 \quad (3.19)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (3.20)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (3.21)$$



$$n_{ij} \text{ entero}$$

$$f_{ij} \text{ irrestricto}$$

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

$$\theta_j \text{ irrestricto } \forall j \in \Omega_3$$

Donde:

Ω : Conjunto de caminos del sistema

Ω_1 : Conjunto de circuitos existentes en la configuración base

Ω_2 : Conjunto de circuitos correspondientes a los nuevos caminos

Ω_3 : Conjunto de nodos que forman parte de la configuración base

θ_j : Ángulos de fase de las barras de en la configuración base

γ_{ij} : Susceptancia de un circuito conectado entre los nodos i y j

ν : Inversión total debido a adiciones de circuitos en el sistema

c_{ij} : Costo de un circuito que puede ser adicionado en la rama i y j

n_{ij} : Número de circuitos adicionados entre los nodos i y j

n_{ij}^0 : Representa el número de circuitos iniciales en la topología base

\bar{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que pueden ser adicionados entre los nodos i y j

f_{ij} : Flujo de potencia total a través de los circuitos en el camino i y j

\bar{f}_{ij} : Flujo máximo en un circuito de la rama i y j

f : Vector de flujos con elementos f_{ij}

S : Matriz de incidencia nodo-rama

g : Generación del nodo i

\bar{g} : Vector de máxima generación en las barras del sistema

d : Demanda del nodo i

Este modelo corresponde a un problema de Programación No Lineal Entero Mixto (PNLEM), por lo tanto, resulta más complejo de resolver que el modelo de transportes. En la formulación presentada, (3.17) y (3.18) representan las ecuaciones de la primera y segunda ley de Kirchhoff respectivamente. La ecuación (3.17) debe satisfacerse para todos los nodos del sistema, mientras que (3.18), se debe cumplir únicamente para aquellos caminos en los que ya existía por lo menos un circuito en la configuración base.

3.6. Modelo Híbrido Lineal

En este modelo la adición de nuevas líneas de transmisión a los caminos donde ya existen circuitos en la configuración base, como en los caminos en los que no existen circuitos, deben satisfacer únicamente la primera ley de Kirchhoff, mientras que, la red original de la configuración base tiene que satisfacer las dos leyes de Kirchhoff. La formulación matemática del modelo híbrido lineal se presenta a continuación [24]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (3.22)$$

s.a

$$S f' + S_0 f^0 + g = d \quad (3.23)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij} n_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (3.24)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \bar{f}_{ij} \quad \forall (i, j) \in \Omega_1 \quad (3.25)$$

$$|f_{ij}'| \leq n_{ij} \bar{f}_{ij} \quad \forall (i, j) \in \Omega_2 \quad (3.26)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (3.27)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (3.28)$$

n_{ij} entero

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



$$\theta_j \text{ irrestricto } \forall j \in \Omega_3$$

Dónde:

v : Inversión total debido a adiciones de circuitos en el sistema

c_{ij} : Costo de un circuito que puede ser adicionado en la rama i y j

n_{ij} : Número de circuitos adicionados entre los nodos i y j

n_{ij}^0 : Representa el número de circuitos iniciales en la topología base

\bar{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que pueden ser adicionados entre los nodos i y j

f'_{ij} : Vector de flujos de los circuitos adicionados en el camino i y j

f_{ij}^0 : Vector de flujos de los circuitos existentes en la configuración base

S : Matriz de incidencia nodo-rama del sistema completo

S_0 : Matriz de incidencia nodo-rama del sistema existente en la configuración base

Ω : Conjunto de caminos del sistema

Ω_1 : Conjunto de circuitos existentes en la configuración base

Ω_2 : Conjunto de circuitos correspondientes a los nuevos caminos

Ω_3 : Conjunto de nodos que forman parte de la configuración base

θ_j : Ángulos de fase de las barras que existen en la configuración base

γ_{ij} : Susceptancia de un circuito conectado entre los nodos i y j

\bar{f}_{ij} : Flujo máximo en un circuito de la rama i y j

g : Generación del nodo i

\bar{g} : Vector de máxima generación en las barras del sistema

d : Demanda del nodo i



Es importante destacar que el modelo híbrido lineal transforma el problema de planeamiento en un problema de PLEM, que como se mencionó, aplica la primera ley de Kirchhoff a las adiciones de circuitos en corredores nuevos y en corredores existentes; en tanto que, a los circuitos que ya se encuentran en la red inicial o red base se les aplica la primera y la segunda ley de Kirchhoff. En base a lo anterior se puede decir que el modelamiento de la red es equivalente a tener dos redes superpuestas donde la red original existente en la configuración base debe cumplir las dos leyes de Kirchhoff y los nuevos circuitos adicionados deben cumplir solamente la primera ley de Kirchhoff.

3.7. Modelo Lineal Disyuntivo

El modelo lineal disyuntivo, se obtiene realizando una modificación al modelo DC que ha sido ampliamente utilizado en el problema de PET, sin embargo, el modelo DC presenta la característica de ser un problema de PNLEM. Por otro lado, mediante artificios matemáticos es posible convertirlo a un problema de PLEM lo cual se logra reemplazando los términos cuadráticos por relaciones lineales independientes con variables binarias, resultado de esta modificación se obtiene el modelo lineal disyuntivo, que se presenta a continuación [25]:

$$\text{Min } v = \sum_{i,j \in \Omega} \sum_{k=1}^{n_{\max}} C_{ij} Y_{ijk} + \alpha \sum_{i \in \Omega_1} r_i \quad (3.29)$$

s.a

$$S f + g + r = d \quad (3.30)$$

$$f_{ijk} - \gamma_{ij} (\theta_i - \theta_j) = M(1 - Y_{ijk}) \quad (3.31)$$

$$f_{ij}^0 - \gamma_{ij} n_{ij}^0 (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (3.32)$$

$$|\theta_i - \theta_j| \leq \bar{f}_{ij} X_{ij} \quad (3.33)$$



$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (3.34)$$

$$0 \leq r \leq d \quad (3.35)$$

$$\theta_k = 0$$

$k \rightarrow$ índice del nodo de referencia

Y_{ijk} binario

g, θ, r, f_{ij} irrestrictos

Donde:

C_{ij} : Costo de un circuito que puede ser adicionado en la rama i y j

Y_{ijk} : Variable de decisión. Representa si un circuito se encuentra conectado entre los nodos i y j

α : Parámetro de penalización, Busca que la generación ficticia en la solución final sea mínima

r_i : Generación ficticia en el nodo i

S : Matriz de incidencia nodo-rama del sistema

f_{ij} : Flujos de potencia activa en el camino i y j

\bar{f}_{ij} : Flujo máximo en un circuito de la rama i y j

g : Generación del nodo i

d : Demanda del nodo i

θ_i : Ángulos de fase en el nodo i

γ_{ij} : Susceptancia de un circuito conectado entre los nodos i y j

M : Parámetro de valor muy grande que permite la inclusión de la 2LK asociada a la variable binaria cuyo valor sea 1

n_{ij} : Número de circuitos adicionados entre los nodos i y j

x_{ij} : Reactancia de la línea conectada entre los nodos i y j



Ω : Conjunto de todos los corredores donde se pueden adicionar nuevos circuitos

Ω_1 : Conjunto de nodos del sistema con carga

n_{ij}^0 : Representa el número de circuitos iniciales en la topología base

\bar{g} : Vector de máxima generación en las barras del sistema

La ventaja principal del modelo lineal disyuntivo es que convierte el problema de planeamiento en un problema de PLEM, el cual resulta más sencillo de resolver que un problema de PNLEM, sin embargo, una de sus desventajas es que la dimensión del problema aumenta por la adición de variables binarias que no se encontraban presentes en la formulación del modelo DC. Adicionalmente, se tiene que tener en cuenta que hay que determinar un valor adecuado del parámetro M para el correcto funcionamiento del sistema de solución del problema. Formulaciones similares de este modelo pueden verse en [27] y [6].

3.8. Modelo AC

El modelo AC es un modelo exacto de la red de transmisión (siempre que este contemple en su formulación la colocación de reactivos) lo que permite obtener mejores soluciones (comparadas con aquellas obtenidas usando el modelo DC) del problema de PET. Sin embargo, al utilizar el modelo AC de la red de transmisión el problema de expansión se vuelve un problema no lineal entero mixto, combinatorial, y bastante complejo para ser resuelto con técnicas de programación matemática.

La formulación del modelo AC que se va a utilizar ha sido obtenida de [13], en donde se plantea la modelación matemática dividida en dos partes: i) el problema de expansión y ii) el subproblema de operación.



3.8.1. Problema de Expansión

El principal objetivo del problema de expansión es minimizar el costo total correspondiente a la construcción de nuevas líneas de transmisión, y a la desconexión de carga de potencia activa y reactiva. La desconexión de carga activa y reactiva es modelada a través de la incorporación de generadores artificiales en todas las barras de carga, de tal forma que ante alguna topología de transmisión en la que los generadores existentes no sean capaces de abastecer la carga requerida, esta carga será suministrada por los generadores artificiales. Esta generación artificial así mismo puede representar la carga que se debería desconectar para hacer factible la actual topología de transmisión.

La formulación del problema de expansión es la siguiente:

$$\text{Min } v = \sum_{(k,l) \in \Omega} c_{kl} n_{kl} + w \quad (3.36)$$

$$\begin{aligned} & \text{s.a} \\ & 0 \leq n \leq \bar{n} \quad n \rightarrow \text{entero} \end{aligned} \quad (3.37)$$

Donde:

v : Inversión debido a adiciones de circuitos en el sistema, costo de desconexión de carga y costo de la compensación shunt.

c_{kl} : Costo de la adición de un circuito al sistema entre las barras $k-l$

n_{kl} : Numero de circuitos adicionados entre las barras $k-l$

w : Costo de la desconexión de carga activa y reactiva.

n : Número total de circuitos existentes y adicionados.

\bar{n} : Número máximo de circuitos permitidos entre las barras $k-l$

Ω : Conjunto de todos los caminos en el sistema eléctrico

En la formulación presentada, la ecuación (3.36) representa la función objetivo del problema de expansión, en tanto que (3.37) corresponde al número máximo de circuitos que puede existir entre las barras $k-1$.

3.8.2. Problema de Operación

El problema de operación provee el costo de desconexión de carga al problema de expansión, para cada topología generada en el proceso iterativo de la técnica de optimización. Para dar solución al problema de operación se emplea el flujo óptimo de potencia AC. Esta formulación toma en cuenta en su función objetivo la desconexión de carga de potencia activa y potencia reactiva modelada con la implementación de generadores artificiales en los nodos PQ, de tal manera que la desconexión de carga sea mínima.

La formulación del problema de operación se presenta a continuación:

$$\text{Min } w = \sum_{(k \in \Lambda)} (\alpha_1 r_{Pk} + \alpha_2 r_{Qk}) \quad (3.38)$$

s.a

$$P(V, \theta) - P_G + P_D - r_P = 0 \quad (3.39)$$

$$Q(V, \theta) - Q_G + Q_D - r_Q = 0 \quad (3.40)$$

$$\underline{P}_G \leq P_G \leq \overline{P}_G \quad (3.41)$$

$$\underline{Q}_G \leq Q_G \leq \overline{Q}_G \quad (3.42)$$

$$\underline{r}_P \leq r_P \leq \overline{r}_P \quad (3.43)$$

$$\underline{r}_Q \leq r_Q \leq \overline{r}_Q \quad (3.44)$$

$$\underline{V} \leq V \leq \overline{V} \quad (3.45)$$

$$S^{from} \leq \overline{S} \quad (3.46)$$

$$S^{to} \leq \overline{S} \quad (3.47)$$

θ , irrestricto



Donde:

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

r_p : Generador artificial de potencia activa

α_2 : Costo de la compensación shunt

r_Q : Generador artificial de potencia reactiva

V : Vector de magnitud de voltajes

α_1 : Costo de la desconexión de carga activa

θ : Vector de ángulos de fase

P_G : Vector de potencia activa generada

Q_G : Vector de potencia reactiva generada

P_D : Vector de potencia activa demandada

Q_D : Vector de potencia reactiva demandada

\bar{P}_G : Vector de máxima potencia activa generada

\bar{Q}_G : Vector de máxima potencia reactiva generada

En el modelo propuesto la ecuación (3.38) representa la función objetivo del problema de operación, la cual busca minimizar el costo de generación de potencia activa y reactiva por parte de los generadores artificiales, las ecuaciones (3.39) y (3.40) representan las ecuaciones convencionales del flujo de potencia AC, en tanto que (3.41) y (3.42) están relaciones con los límites de generación de potencia activa y reactiva, de igual manera (3.43) y (3.44) corresponden a los límites de generación de potencia activa y reactiva producida por los generadores artificiales. La ecuación (3.45) corresponde a los límites de la magnitud de tensión que en este trabajo será considerado del 95% y 105% del valor nominal, finalmente (3.46) y (3.47) son las restricciones del flujo de potencia aparente por las líneas entre las barras $k-1$.

Los elementos de los vectores $P(V, \theta)$ y $Q(V, \theta)$ son calculados de acuerdo a (3.48) y (3.49), respectivamente:

$$P_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}] \quad (3.48)$$

$$Q_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \sin \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}] \quad (3.49)$$

Los valores de S^{from} y S^{to} son calculados por las ecuaciones (3.50) y (3.51), respectivamente:

$$S_{kl}^{\text{from}} = \sqrt{(P_{kl}^{\text{from}})^2 + (Q_{kl}^{\text{from}})^2} \quad (3.50)$$

$$S_{kl}^{\text{to}} = \sqrt{(P_{kl}^{\text{to}})^2 + (Q_{kl}^{\text{to}})^2} \quad (3.51)$$

Donde:

M : Representa el conjunto de todos los caminos del sistema

k, l : Representa las líneas conectadas entre las barras k y l

θ_{kl} : Es la diferencia del ángulo de fase entre la barra k y la barra l

G_{kl} y B_{kl} : Representan los elementos de la matriz de admitancias

Los elementos (G, B) de la matriz de admitancias se calculan de la siguiente manera [6]:

$$G = G_{kl} = -(n_{kl} g_{kl} + n_{kl}^0 g_{kl}^0) G_{kk} = \sum_{l \in \Omega_k} (n_{kl} g_{kl} + n_{kl}^0 g_{kl}^0) \quad (3.52)$$

$$B = B_{kl} = -(n_{kl} b_{kl} + n_{kl}^0 b_{kl}^0) B_{kk} = b_k^{sh} + \sum_{l \in \Omega_k} [n_{kl} (b_{kl} + b_{kl}^{sh}) + n_{kl}^0 (b_{kl}^0 + (b_{kl}^{sh})^0)] \quad (3.53)$$

Donde:

$g_{kl}, b_{kl}, b_{kl}^{sh}$: Son la conductancia, susceptancia y susceptancia shunt de la línea de transmisión o transformador entre las barras $k-1$ (si el elemento conectado entre $k-1$ es un transformador entonces $b_{kl}^{sh} = 0$) respectivamente.

Ω_k : Representa el grupo de todas las barras que están directamente conectadas a la barra k .

b_k^{sh} : Es la susceptancia shunt en la barra k

Los elementos de los vectores P_{kl}^{from} , P_{kl}^{to} , Q_{kl}^{from} , y Q_{kl}^{to} se determinan mediante las ecuaciones siguientes [6]:

$$P_{kl}^{from} = V_k^2 g_{kl} - V_k V_l (g_{kl} \cos \theta_{kl} + b_{kl} \sin \theta_{kl}) \quad (3.54)$$

$$Q_{kl}^{from} = -V_k^2 (b_{kl}^{sh} + b_{kl}) + V_k V_l (g_{kl} \sin \theta_{kl} - b_{kl} \cos \theta_{kl}) \quad (3.55)$$

$$P_{kl}^{to} = V_l^2 g_{kl} - V_k V_l (g_{kl} \cos \theta_{kl} - b_{kl} \sin \theta_{kl}) \quad (3.56)$$

$$Q_{kl}^{to} = -V_l^2 (b_{kl}^{sh} + b_{kl}) + V_k V_l (g_{kl} \sin \theta_{kl} + b_{kl} \cos \theta_{kl}) \quad (3.57)$$

3.8.3. Modelación de Costos de Potencia Reactiva

La formulación propuesta toma en cuenta la compensación shunt, en términos del corte de carga de potencia reactiva representada por el término $\alpha_2 r_{Qk}$ en (3.38), en donde el costo de la compensación shunt se representa mediante una función lineal (Figura 3.1), y es siempre positiva independientemente de si la compensación es reactiva o inductiva.

En la Figura 3.1 se aprecia que si la compensación es capacitiva (inyección de reactivos en la red), el coeficiente del costo α_2 es positivo; mientras que si la compensación es negativa (consumo de reactivos de la

red), el parámetro α_2 es negativo, sin embargo, el costo de la compensación seguirá siendo positivo, para los dos casos señalados. De acuerdo a [11] esta formulación asume que no habrá variación en el consumo de potencia reactiva, basado en el factor de potencia, cuando ocurre el corte de carga.

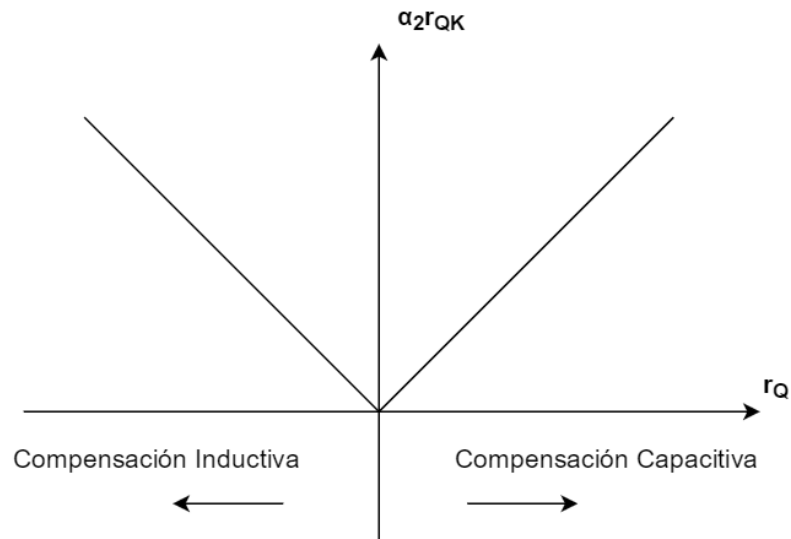


Figura 3.1: Esquema de Costos de Compensación de Potencia Reactiva

Durante el proceso iterativo del algoritmo de optimización varias topologías son analizadas por medio del flujo óptimo de potencia AC, en donde, si una topología en particular es factible, el OPF AC puede converger incluso si alguna de las restricciones del problema no se satisface. Esto es posible debido al re despacho de las unidades generadoras, por otro lado, si el re despacho no es factible, se hace uso de los generadores artificiales que resulta siendo la propuesta más costosa, en cuyo caso se tienen que tener en cuenta las siguientes consideraciones [11]:

- a) No existe corte de carga de potencia activa. En este caso los generadores artificiales no generan potencia activa es decir $\alpha_1 r_{Pk} = 0$, esta situación es posible cuando la topología de transmisión actual



satisface los requerimientos de potencia activa del sistema, y además no existe violación de las restricciones.

- b) Existe corte de carga de potencia activa. En esta situación existe generación de potencia activa por parte de los generadores artificiales lo que significa que el término $\alpha_1 r_{Pk} > 0$ y que algunas de las restricciones planteadas no se satisfacen. Una forma de manejar esta situación es colocando el costo de producción de los generadores ficticios α_1 como el costo de energía no suministrada, con lo que se asume que el plan de expansión final puede tener corte de carga. Por otro lado, se puede colocar a α_1 igual al costo de la topología de transmisión más costosa, de tal manera que se penalice la función objetivo y que en iteraciones posteriores se excluya los planes costosos debido a este ajuste, con lo que se evita tener un corte de carga en el plan de expansión final.
- c) No existe corte de carga de potencia reactiva. Esto significa que no existe generación de potencia reactiva por parte de los generadores artificiales ($\alpha_2 r_{Qk} = 0$) y que no existe violación a las restricciones relacionadas con la potencia reactiva. Lo anterior puede suceder debido a que la topología de transmisión esté dispuesta de tal manera que sea capaz de suministrar la potencia reactiva requerida por la carga, o debido a que se permite la compensación de reactivos sin límites, lo cual se logra ajustando el costo de producción de potencia reactiva por parte de los generadores artificiales igual a cero, esto es $\alpha_2 = 0$.
- d) Existe corte de carga de potencia reactiva. La generación de potencia reactiva es producto de la violación de alguna de las restricciones planteadas, esto ocurre cuando la actual topología de transmisión no



satisface los requerimientos de potencia reactiva del sistema, por lo tanto, existe la necesidad de compensación de potencia reactiva, que es suministrada por los generadores artificiales $\alpha_2 r_{Qk} > 0$. En esta situación se requiere que el costo de compensación sea siempre positivo, con lo cual el término $\alpha_2 > 0$ en el caso de compensación capacitiva, y $\alpha_2 < 0$ para compensación inductiva.



CAPITULO 4

OPTIMIZACIÓN BASADA EN BIO-GEOGRAFÍA

4.1. Introducción

La ciencia de la Bio-Geografía puede ser seguida desde el siglo XIX con el trabajo de los naturalistas Alfred Wallace y Charles Darwin. Wallace fue uno de los expertos más conocidos del siglo XIX aportando su trabajo principal, sobre la distribución geográfica de las especies biológicas [28], quien es además considerado como el padre de la bio-geografía. Charles Darwin quien es más conocido por su trabajo sobre la teoría de la evolución, en su libro el origen de las especies [29], argumenta principalmente que los distintos tipos de especies biológicas no tienen una existencia fija, ni estática, sino que se encuentran en cambio constante. También afirma que la lucha por la supervivencia provoca que los organismos que menos se adaptan a un medio natural específico desaparezcan y permite que los mejores adaptados se reproduzcan; estos principios son la base de la bio-geografía, y que han dado origen a una nueva técnica de optimización denominada Optimización Basada en Bio-Geografía (BBO).

Posteriormente se trabajó en modelos matemáticos de la bio-geografía, específicamente en la obra *The Theory of Island Biogeography*, de Robert MacArthur y Edward Wilson [30], en la que dan un enfoque acerca de la relación del número de especies encontrado en una isla y como estos pueden afectar en el nivel de inmigración y el índice de extinción de las



especies en ese lugar, que sentarían las bases para un amplio rango de investigación futura.

Se puede decir que desde el punto de vista de la bio-geografía, las especies y su evolución entre islas son de especial interés debido a que todo lo que se vive actualmente en una isla tuvo que llegar desde otro lugar, o evolucionar de algo que vino de otro lugar, en otras palabras, todo lo que habita en una isla tiene parientes en otros lugares. El estudio de la bio-geografía, que ha sido señalado anteriormente, ha dado lugar a un área de estudio reciente que es la bio-geografía como proceso de optimización, que surge principalmente de la observación de la migración, extinción y evolución de especies biológicas entre islas vecinas, entendiendo por isla, a cualquier hábitat que se encuentra geográficamente aislado de otro hábitat. De igual manera que al observar el comportamiento de las colonias de hormigas, se desarrolló la optimización de colonia de hormigas (ACO), la ciencia genética dio lugar al desarrollo de los algoritmos genéticos (GAs), y el estudio del enjambre de partículas dio lugar a la optimización por enjambre de partículas (PSO), así la ciencia de la bio-geografía ha dado lugar a la optimización basada en Bio-Geografía (BBO).

Por otro lado, sabemos que la Bio-Geografía como técnica de optimización es relativamente reciente, y se basa en los comportamientos observados durante el proceso de emigración e inmigración de las especies entre distintos hábitats, para poder así encontrar una solución óptima de cierto proceso. Los principales comportamientos representados en la metaheurística BBO, son Inmigración, Emigración y Mutación.

A pesar de su reciente desarrollo, esta técnica ha sido aplicada exitosamente en problemas de la vida real tales como: despacho de carga en sistemas eléctricos de potencia [31], el problema de *Job Shop Scheduling* [32], en el control de prótesis de rodilla hidráulica [33], parámetros del

sistema neuro-difusos para el diagnóstico de las enfermedades cardiacas [34], mejora en imágenes [35], etc. Un rasgo importante que permite utilizar el algoritmo BBO, es que de acuerdo a los resultados obtenidos en algunas aplicaciones prácticas [36], este demuestra ser un algoritmo eficiente que presenta un buen balance entre características de explotación y exploración.

Resumiendo, se puede destacar los principales motivos por los cuales se va a implementar este método en el problema de PET:

- Es un algoritmo eficiente para aplicaciones de optimización de acuerdo al estado del arte.
- Es un algoritmo de reciente creación y por lo tanto poco explorado. No ha sido usado en la solución del problema de PET.
- Presenta aparentemente un buen balance entre características de explotación y de exploración.

4.2. Bio-Geografía

La Bio-Geografía es el estudio de la extinción y la distribución geográfica de las especies biológicas, cuyos modelos matemáticos describen la evolución de nuevas especies, la migración de especies entre islas vecinas y la extinción de las mismas.

Para poder comprender el comportamiento de la metaheurística BBO es necesario conocer definiciones y aspectos fundamentales que serán primordiales en el proceso de desarrollo de este algoritmo. A continuación se presenta una revisión de ciertos factores tales como, los índices de Migración (λ , μ), el índice de adecuación de un hábitat HSI (*Habitat Suitability Index*), y las variables de idoneidad SIVs (*Suitability Index Variables*), los cuales son las bases de este método de optimización.



Un área geográfica que se adapta mejor como residencia para albergar especies biológicas se dice que es un hábitat que tiene un alto índice de adecuación (HSI), por lo tanto, un hábitat que tiene un alto HSI puede estar compuesto por una gran diversidad de recursos, los cuales pueden ser, cascadas, diversidad topográfica, diversidad vegetativa, áreas de tierra, ríos, lagos, etc. De esta manera, surge un nuevo término denominado *variables de idoneidad* (SIVs), que son variables independientes que representan las características de habitabilidad de una isla.

Aquellos hábitats que tienen un alto HSI son capaces de hospedar a un mayor número de especies que aquellos hábitats que tienen un bajo HSI; de la misma forma se tiene que los índices de migración (inmigración y emigración) varían con respecto al HSI. Así podemos determinar que aquellos hábitats con un alto HSI tienen un alto índice de emigración debido principalmente al número de especies que el hábitat puede tener, mientras que el índice de inmigración resulta bajo ya que el hábitat puede contener demasiadas especies como para albergar otras provenientes de islas vecinas. Esto puede ocasionar que las nuevas especies no sobrevivan debido a que existiría una gran competencia por los recursos.

Por otro lado, el índice de inmigración en hábitats que tienen un bajo HSI es alto debido fundamentalmente a que este tipo de hábitats tienen una población pequeña, por lo tanto, disponen de áreas libres que podrían albergar nuevas especies. Hay que resaltar que el alto índice de inmigración ocurre por lo antes expuesto, más no porque especies de islas vecinas quieran llegar a estos hábitats, ya que después de todo, las características que tienen estos hábitats son indeseables para nuevas especies.

En la Figura 4.1, λ representa el índice de inmigración, mientras que μ representa el índice de emigración, ambos índices se encuentran en función del número de especies de una isla, S_0 representa el punto de equilibrio

donde λ es igual a μ , y S_{\max} representa el máximo número de especies que la isla puede soportar. El modelo representado de los índices de migración es lineal, sin embargo, más adelante, se presentan algunas variaciones que pueden mejorar el comportamiento de este algoritmo.

Si observamos la curva de inmigración representado por λ se puede notar que la tasa máxima de inmigración representada por I , ocurre cuando no existen especies en la isla, y a medida que el número de especies va incrementando, la tasa de inmigración va disminuyendo, debido a que la isla se va llenando, y cada vez menos especies sobrevivirán al proceso de inmigración; por otro lado, se verifica también que cuando una isla alberga el máximo número de especies que esta puede soportar (S_{\max}) la tasa de inmigración es cero.

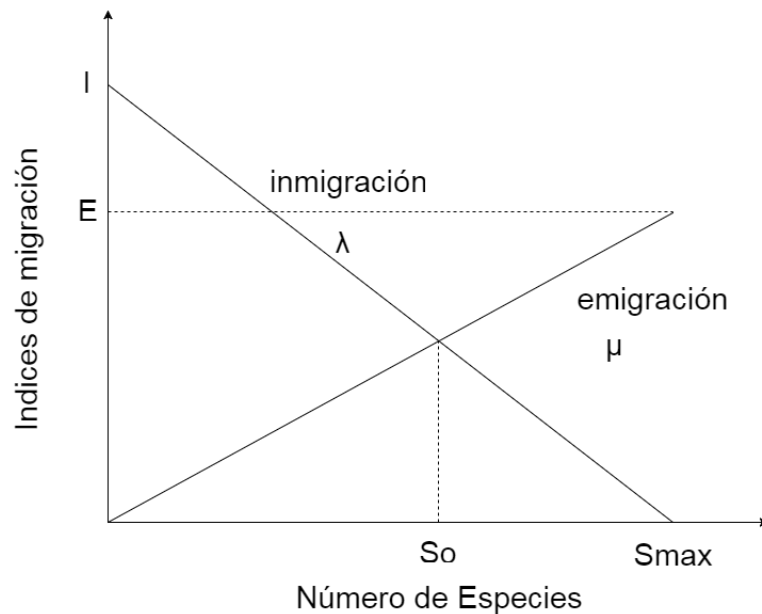


Figura 4.1: Modelo de Migración de las Especies

Ahora consideremos la curva de emigración μ , en donde si no existen especies en la isla la tasa de emigración es cero, y mientras el número de especies en la isla va incrementando la tasa de emigración también lo hace,

lo cual quiere decir que a medida que aumenta el número de especies en la isla, más especies están disponibles para emigrar a islas vecinas. La tasa máxima de emigración E , ocurre cuando la isla alberga al máximo número de especies que esta puede soportar.

Una vez explicado el proceso principal de migración utilizado en la bio-geografía como proceso de optimización, es necesario conocer el modelo matemático que nos va a permitir aplicarlo a diversas áreas del conocimiento, y específicamente al problema de planeamiento de la expansión de los sistemas eléctricos de transmisión. La formulación propuesta originalmente que va a ser tomada como guía para nuestro trabajo de investigación puede encontrarse en [36].

4.3. Modelo Matemático de la Bio-Geografía

El modelo matemático de la Bio-Geografía se centra en las probabilidades que tiene una isla de albergar S especies; de esta manera, podemos considerar a P_s como las probabilidades de que existan en una isla exactamente S especies. Así P_s varía del tiempo t al tiempo $(t + \Delta t)$ como sigue:

$$P_s(t + \Delta t) = P_s(t)(1 - \lambda_s \Delta t - \mu_s \Delta t) + P_{s-1}(t)\lambda_{s-1} \Delta t + P_{s+1}(t)\mu_{s+1} \Delta t \quad (4.1)$$

Donde λ_s y μ_s son la tasa de inmigración y emigración cuando hay S especies en la isla, t representa el valor inicial de un período de tiempo, y $(t + \Delta t)$ el valor final de ese período de tiempo; de acuerdo con [36] el hecho de que una isla contenga S especies puede significar que:

- Hubo S especies en el tiempo t , y no se dio el proceso de migración (inmigración o emigración) en el período de tiempo comprendido entre t y $(t + \Delta t)$.

- Hubo (S-1) especies en el tiempo t e inmigró 1 especie.
- Hubo (S+1) especies en el tiempo t y emigró 1 especie.

Ahora bien, si consideramos que Δt es lo suficientemente pequeño, como para despreciar el proceso de migración de más de una especie en el período de tiempo comprendido entre t y (t+ Δt), y tomamos el límite cuándo $\Delta t \rightarrow 0$, en (4.1) tenemos que:

$$\dot{P}_s = \begin{cases} -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \mu_{s+1}P_{s+1}, & \text{si } S = 0, \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1} + \mu_{s+1}P_{s+1}, & \text{si } 1 \leq S \leq Smax - 1. \\ -(\lambda_s + \mu_s)P_s + \lambda_{s-1}P_{s-1}, & \text{si } S = Smax. \end{cases} \quad (4.2)$$

Se puede representar las n+1 ecuaciones de la ecuación (4.2), en forma matricial como se aprecia en (4.3).

$$\dot{P} = A \cdot P \quad (4.3)$$

Donde A tiene la siguiente forma:

$$A = \begin{bmatrix} -(\lambda_0 + \mu_0) & \mu_1 & 0 & \dots & 0 \\ \lambda_0 & -(\lambda_1 + \mu_1) & \mu_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \lambda_{n-2} & -(\lambda_{n-1} + \mu_{n-1}) & \mu_n \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_{n-1} & -(\lambda_n + \mu_n) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Con $S = [0 \dots n]$ que representa el número de especies, donde el vector P que representa las probabilidades de que en una isla existan S especies, se representa mediante la siguiente ecuación:

$$P = [P_0 \dots P_n]^T \quad (4.5)$$



En la ecuación (4.4), y (4.5), n representa el máximo número de especies que una isla puede albergar S_{max} . Además se puede verificar en (4.2), que $\mu_0 = 0$ debido a que si no existen especies en la isla no puede darse el proceso de emigración; de la misma manera $\lambda_n = 0$, ya que al albergar una isla el número máximo de especies, ésta no puede recibir una especie más, por lo tanto, el proceso de inmigración no se da. Lo anterior se verifica con la tasa de inmigración y emigración, que para el modelo presentado en la Figura 4.1, pueden determinarse como sigue:

$$\mu_k = E \cdot \frac{k}{n} \quad (4.6)$$

$$\lambda_k = I \cdot \left(1 - \frac{k}{n}\right) \quad (4.7)$$

Donde $n = S_{max}$, I, E son la tasa máxima de inmigración y emigración respectivamente, y k representa el conteo del número de especies $k = [0 \dots n]$.

.Ahora, si se considera el caso en el que $E = I$ entonces:

$$A = EA' \quad (4.8)$$

Donde A' está dada por:

$$A' = \begin{bmatrix} -1 & 1/n & 0 & \dots & 0 \\ n/n & -1 & 2/n & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 2/n & -1 & n/n \\ 0 & \dots & 0 & 1/n & -1 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Por otro lado, la probabilidad de en estado estable de que una isla tenga S especies puede determinarse de la siguiente manera:

$$P = \frac{V}{\sum_{i=1}^{n+1} v_i} \quad (4.10)$$

Dónde V y v , vienen determinadas por las ecuaciones (4.11), y (4.12) respectivamente.

$$V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_{n+1}] \quad (4.11)$$

$$v_i = \begin{cases} \frac{n!}{(n+1-i)!(i-1)!} & (i = 1, 2, \dots, i') \\ v_{n+2-i} & (i = i' + 1, i' + 2, \dots, n+1) \end{cases} \quad (4.12)$$

En (4.12), i' es el menor entero, que es mayor a $\frac{n+1}{2}$, esto es $i' = \text{ceil}(\frac{n+1}{2})$.

Como se puede observar el modelo matemático de la Bio-Geografía se basa fundamentalmente en el número de especies de una isla, así como en los índices o tasas de migración, a los cuales las especies están entrando o saliendo de una isla.

Una vez presentado el modelo matemático que rige el funcionamiento de la Bío-Geografía, en la sección posterior se va a formular el algoritmo de optimización, con sus respectivas variaciones, propuestas en [37], y que van a ser utilizadas para dar solución al problema de PET.



4.4. Optimización Basada en Bio-Geografía

Como se explicó en secciones anteriores, las principales características utilizadas en BBO son: *migración* y *mutación*. El proceso de migración ayuda al algoritmo a mejorar en la calidad de las soluciones, mientras que el aporte del proceso de mutación es aumentar la diversidad de cada posible solución. Además, de estos dos procesos, el algoritmo BBO cuenta con la opción de *Elitismo*, la cual permite conservar las mejores soluciones de una iteración a otra.

4.4.1. Migración

El algoritmo de optimización basado en Bio-Geografía se basa en una población inicial de individuos como soluciones candidatas, donde cada individuo es equivalente a un hábitat en el área de la bio-geografía. En BBO una buena solución es representada por un hábitat con alto HSI, y una mala solución es equivalente a un hábitat con un bajo HSI. Es importante destacar que cada elemento de un individuo de la población es considerado un SIV o variable independiente, que mediante el proceso de migración y mutación van a ir modificándose de tal manera que la función objetivo del problema de optimización que se quiera solucionar, vaya acercándose a su valor óptimo.

El proceso de migración en BBO se basa en que aquellos hábitats que tienen un alto HSI, tienen la capacidad de compartir sus características con aquellos hábitats que tienen un bajo HSI, de esta manera se puede decir que una buena solución de un problema de la vida real, es equivalente a un hábitat con un alto HSI, mientras que una mala solución es semejante a un hábitat con un bajo HSI; en BBO el término HSI es equivalente, a la función *Fitness* utilizada por ejemplo en algoritmos genéticos.



Lo anterior se aplica para problemas de optimización en los que se busca maximizar cierto proceso, en el caso de un problema de minimización (minimizar costos, pérdidas, etc.) una buena solución será aquella que tenga un bajo HSI, mientras que una mala solución será aquella correspondiente a un hábitat que tiene un alto HSI.

El proceso de optimización ocurre debido a que los hábitats con un bajo HSI tienen la capacidad de aprovechar y recibir características (SIV) de los hábitats con alto HSI, y de esta manera tienen la oportunidad de mejorar su HSI con el fin de mejorar la calidad de las soluciones.

Para ilustrar lo antes expuesto, se presenta la Figura 4.2, en la que S_2 representa una buena solución, y se verifica que la tasa de emigración es mayor que la correspondiente a S_1 , lo que significa que S_2 tiende a compartir sus características con S_1 , mientras que la tasa de inmigración de S_1 es mayor a la de S_2 , y por lo tanto S_1 , tiende a recibir características provenientes de S_2 , con lo cual se va mejorando la calidad de las soluciones y se lleva a cabo el proceso de optimización.

La forma en la que se comparte la información entre soluciones (Hábitats o Islas), se realiza en base a probabilidades, para lo cual se utilizan los índices de emigración e inmigración dados por (4.6) y (4.7) respectivamente.

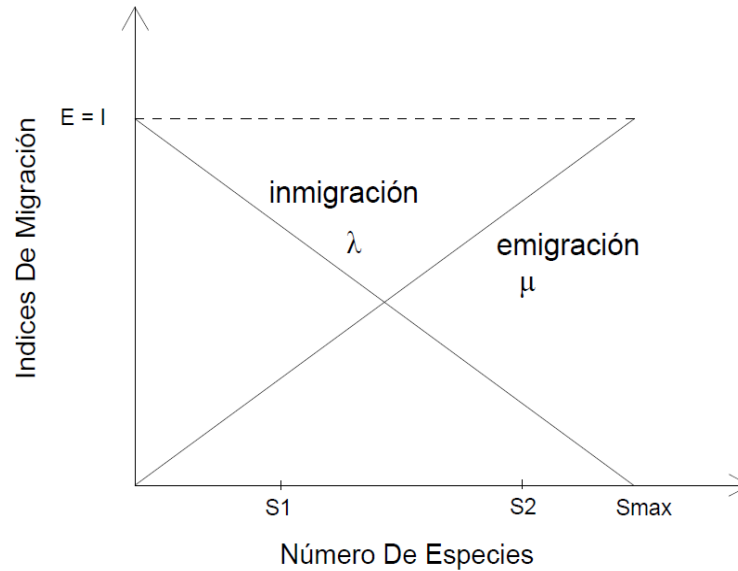


Figura 4.2: Soluciones candidatas, S_1 representa una mala solución, y S_2 representa una buena solución.

El Algoritmo 4.1 muestra el proceso de migración, en donde la población de nuestro problema está conformada por un conjunto de hábitats, y cada hábitat es un vector formado por variables independientes o SIVs; cada solución (hábitat) tiene una probabilidad de ser modificada si un número aleatorio comprendido entre $[0,1]$ es menor a esta probabilidad que la denominaremos P_{mod} , entonces esa solución (hábitat) será seleccionada para ser modificada. Se determina la *tasa de inmigración* con el propósito de decidir si cada elemento de esa solución (cada SIV) se va a modificar. Este procedimiento se realiza mediante un número aleatorio comprendido entre $[0, 1]$, si este número es menor que λ (tasa de inmigración), entonces aquel SIV o variable independiente de la solución elegida previamente será reemplazado por otro que tenga la misma posición, pero en otra solución de la población, para lograr esto se utiliza la tasa de *emigración*, y la *selección de la rueda de la ruleta* (ver Algoritmo 4.2) con el objetivo de determinar que SIV va a reemplazar al elegido anteriormente.

Entrada: Inicializar los parámetros

Iniciar de forma aleatoria un conjunto de hábitats (población inicial): *Hábitat*

Crear una matriz temporal: *Isla = Hábitat*

mientras no se cumpla el criterio de parada **hacer**

para $k = 1$: Tamaño población **hacer**

para $j = 1$: Número de variables (SIV) **hacer**

si valor aleatorio $[0,1] <$ tasa inmigración λ_k **entonces**

 Usar $\sum_{j=1}^N \mu_j$ para probabilísticamente decidir un x_j

 que emigre, usar el **Algoritmo 4.2.**

 Emigra \leftarrow Hábitat (*índice, j*)

 Almacenar en una matriz temporal.

Isla (k, j) = Hábitat (índice, j)

si no

Isla (k, j) = Hábitat (k, j)

fin si

 Siguiendo característica de solución.

fin para

 Siguiendo hábitat.

fin para

 Reemplazar cada hábitat con su nueva versión.

Hábitat = Isla

fin mientras

Algoritmo 4.1: Proceso de Migración Algoritmo BBO

4.4.2. Selección por medio de la Rueda de la Ruleta

En [37] se propone realizar el proceso de emigración del algoritmo BBO mediante un método denominado *rueda de la ruleta*, que va a ser implementado en este trabajo; sin embargo, pueden utilizarse otros métodos, como por ejemplo, *el muestreo estocástico universal, over selection, sigma scaling*, etc. que son utilizados en algoritmos genéticos [37].



De esta manera, la probabilidad de que una variable x_j sea seleccionada para emigración es la siguiente:

$$P_r(x_j) = \frac{\mu_j}{\sum_{j=1}^N \mu_j} \quad (4.13)$$

Dónde: μ_j es la tasa de emigración.

A continuación, se presenta el Algoritmo 4.2, el cual describe el método utilizado en BBO para llevar a cabo el proceso de emigración por medio de la selección de la rueda de la ruleta.

Entrada:

$\mu \rightarrow$ tasa de emigración

$F \leftarrow \mu(1)$

$\acute{indice} \leftarrow 1$

$fsum = \sum_{j=1}^N \mu_j$

r es un número aleatorio entre $[0, f_{sum}]$

mientras $r > F$ **hacer**

$\acute{indice} \leftarrow \acute{indice} + 1$

$F \leftarrow F + \mu(\acute{indice})$

fin mientras

Emigra $\leftarrow x(\acute{indice})$

Algoritmo 4.2: Selección por medio de la Rueda de la Ruleta

4.4.3. Mutación

De acuerdo con [36], cambios repentinos en un hábitat (cambios en el clima, introducción de predadores, catástrofes naturales, etc.) pueden ocasionar que el índice HSI cambie repentinamente, este fenómeno de la naturaleza es representado en el algoritmo BBO por medio del proceso de mutación en cada variable independiente SIV, y se basa en la probabilidad del conteo del número de especies.

La probabilidad del conteo del número de especies se fundamenta en la ecuación (4.2), la misma que ha sido utilizada en [31], [36], como base para el proceso de mutación; sin embargo, la ecuación (4.10) también ha sido utilizada para este propósito, como se puede observar en [38].

Según [36], si un hábitat tiene una baja probabilidad P_s (ver ecuación (4.14)) tienen mayores posibilidades de modificarse durante el proceso mutación. Este es el caso de aquellos hábitats que tienen valores extremos de HSI (altos y bajos), mientras que, aquellos hábitats que se encuentran en un rango medio de su HSI tienen mayores posibilidades de no modificarse después del proceso de mutación, ya que la probabilidad P_s de estos hábitats es alta en comparación con los mencionados anteriormente.

Para ilustrar lo antes expuesto se aplicó la ecuación (4.10) con $S_{max} = 10$, con lo que se obtiene el resultado mostrado en (4.14). Recordemos que aquellos hábitats que tienen un alto HSI pueden albergar a un mayor número de especies, debido a las características que estos hábitats presentan, sin embargo, la probabilidad de que en estos hábitats tengan un número de especies igual o cercano al máximo es baja, por otro lado, se mencionó que aquellos hábitats que tienen un bajo HSI tienen un bajo número de especies albergadas, a pesar del bajo número de especies de estos hábitats, la probabilidad P_s de que tengan por ejemplo 0 especies



es muy baja, lo que implica que este tipo de hábitats tienen mayores posibilidades de mutar.

$$P_s(\infty) = [0.001 \ 0.001 \ 0.044 \ 0.117 \ 0.205 \ 0.246 \ 0.205 \ 0.117 \ 0.044 \ 0.001 \ 0.001]^T \quad (4.14)$$

De acuerdo a lo antes mencionado, al realizar el proceso de mutación se afecta a aquellos individuos (hábitats) con los que se obtiene las mejores y peores soluciones, lo que podría producir un deterioro en la calidad de los buenos individuos, es por eso que se implementa el proceso de elitismo para conservar las mejores soluciones sin cambios, después de este proceso.

Se puede decir que el proceso de mutación aumenta la diversidad de las características de una solución (desplazarse en el espacio de búsqueda), dando la oportunidad de mejorar la calidad de las mismas en aquellos hábitats que tienen un bajo HSI, y en aquellos hábitats que tienen un alto HSI, les da la oportunidad de seguir mejorando la calidad de las soluciones y con ello la posibilidad de acercarse cada vez más al valor óptimo del problema de optimización.

El Algoritmo 4.3 muestra el proceso de mutación empleado en este trabajo. Para identificar si una variable independiente SIV puede o no mutar se emplea la tasa de mutación que puede determinarse de la siguiente manera:

$$m(s) = m_{\max} \cdot \left(\frac{1 - P_s}{P_{\max}} \right) \quad (4.15)$$

Dónde:

P_s puede determinarse por (4.2), o (4.10), P_{\max} es el valor máximo de P_s , mientras que m_{\max} es un parámetro definido por el usuario.



```
Entrada: Calcular los parámetros  
Calcular  $P_s$  mediante (4.2) ó (4.10).  
Determinar  $P_{max}$   
mediante (4.15) determinar la tasa de mutación  $m(s)$  .  
para  $k = 1$  : Tamaño población hacer  
    para  $j = 1$ : Numero de variables (SIV) hacer  
        si valor aleatorio  $[0,1] <$  tasa mutación  $m(s)$  entonces  
             $Isla(k, j) \leftarrow$  aleatorio  $[X_{máx}, X_{mín}]$   
             $X_{máx}, X_{mín} \rightarrow$  Valor máximo y mínimo que pueden tomar los  
            SIVs en nuestro problema.  
        fin si  
    fin para  
fin para
```

Algoritmo 4.3: Proceso de mutación

4.4.4. Elitismo

Se entiende por élite a un pequeño grupo que se destaca de los demás miembros de una población por tener características que los hacen mejores, y que por lo tanto son seleccionados para mantenerse intactos después del proceso de migración y mutación, y así pasar de una iteración a otra sin cambios. Esto permite asegurar que no haya una degradación de las mejores soluciones durante el proceso de migración y mutación.

Para conseguir este efecto en BBO se plantea mantener las mejores soluciones almacenadas en un vector temporal antes del proceso de migración y mutación; así, al final de todo el proceso (de una iteración), durante el cual las soluciones van a modificarse, se reemplaza las soluciones almacenadas por las peores soluciones en el nuevo grupo generado, y con esto se logra conservar las soluciones elegidas como las mejores, que van a



ser aquellas con un alto HSI o bajo HSI dependiendo del problema de optimización.

En el Algoritmo 4.4, los vectores temporales *Isla* y *Costo* almacenan temporalmente las mejores soluciones de la población y la respectiva evaluación de esas soluciones; se debe notar que al final del proceso de migración y mutación se reemplazan las peores soluciones por las mejores de la iteración previa. Para el pseudocódigo mostrado (Algoritmo 4.4) se entiende que la población ha sido ordenada de forma ascendente en función de su HSI, es por este motivo que se seleccionan los primeros individuos, ya que estos son los que representan un menor costo para el problema que pretende resolver.

Entrada:

e → Número de soluciones élites seleccionadas

P → Tamaño de la población

Hábitat → Población de soluciones candidatas

HSI → Cálculo del HSI del problema (costo)

Mientras no se cumpla el criterio de parada **hacer**

para $k = 1:e$ **hacer**

$Isla(k,:) = habitat(k,:)$

$Costo(k) = HSI(k)$

fin para

Probabilísticamente se realiza Migración con el **Algoritmo 4.1**.

Probabilísticamente se realiza Mutación con el **Algoritmo 4.3**.

para $k = 1:e$ **hacer**

$habitat(P-k+1,:) = Isla(k,:)$

$HSI(P-k+1) = Costo(k)$

fin para

Siguiente Iteración

Algoritmo 4.4: Elitismo

4.4.5. Pseudocódigo BBO

En el pseudocódigo y el diagrama de flujo de la Figura 4.3 se ilustra la evolución y el funcionamiento de la Bio-Geografía como proceso de optimización.

En el pseudocódigo, el HSI representa el costo asociado con la adición de nuevas líneas de transmisión, y con el corte de carga de potencia activa y reactiva (ver Sección 3.8); mientras que la topología base de la red de transmisión representa la cantidad mínima de circuitos existentes en la topología final, y son la base para crear la población inicial de soluciones. En este conjunto de soluciones iniciales, cada individuo o hábitat representa la topología de transmisión como una posible solución del problema de expansión del sistema de transmisión.

- 1. Iniciar los parámetros de BBO.** Los parámetros a tener en cuenta en la técnica de optimización basada en Bio-Geografía son: tasa máxima de emigración (E), tasa máxima de inmigración (I), probabilidad de modificación de un hábitat (P_{mod}), probabilidad de mutación (m_{max}), número de élites elegidos (e), número de variables independientes de cada hábitat (SIV), número de hábitats o tamaño de la población (N).
- 2. Crear una Población Inicial.** Iniciar de forma aleatoria los individuos (hábitats) de la población inicial, satisfaciendo las limitaciones del problema que se desee resolver. Para el caso de PET, la topología de la red de transmisión es la base para la creación de la población inicial, siendo esta la cantidad mínima de circuitos existentes en la topología final, mientras que la cantidad máxima de circuitos que pueden ser adicionados dependerá del sistema de prueba.



- 3. Evaluación Inicial de la Función Objetivo.** Se determina el HSI asociado con cada individuo de la población inicial (cada hábitat); en este caso el HSI representa el costo total de la adición de nuevas líneas de transmisión más el costo de corte de carga de potencia activa y reactiva. En este punto se ordena de forma ascendente la población en función del costo (HSI), de tal manera que los primeros individuos sean aquellos relacionados a los costos más bajos, mientras que los individuos que corresponden a los costos más altos se encuentren en las últimas posiciones de la población.
- 4. Calcular la tasa de Inmigración y Emigración.** Asociar cada hábitat con su correspondiente tasa de emigración μ e inmigración λ usando (4.6) y (4.7) respectivamente, o algunas de sus variaciones presentadas en la sección 4.5.
- 5. Almacenar los mejores Individuos.** Mediante Elitismo almacenar los mejores hábitats (individuos), con el procedimiento mostrado en el Algoritmo 4.4, para el problema de PET los mejores individuos son aquellos con los que se obtiene el menor costo, y por lo tanto, serán los individuos que se encuentren en las primeras posiciones de la población.
- 6. Realizar Migración.** Mediante el procedimiento presentado en el Algoritmo 4.1., Es importante mencionar, que cualquiera de las variaciones presentadas en la sección 4.5 sobre el proceso de migración pueden ser utilizadas.
- 7. Realizar Mutación.** Realizar el proceso de mutación en base al Algoritmo 4.3
- 8. Evaluación de la Función Objetivo.** Una vez finalizado el proceso de migración y mutación se determina nuevamente el HSI (costo)



asociado a cada individuo de la nueva población. Se ordena nuevamente con el objetivo de reemplazar los peores hábitats de la iteración actual con los mejores hábitats de la iteración previa antes almacenados.

9. Evaluación del Criterio de Parada. Evaluamos el criterio de parada del algoritmo que puede estar basado en el máximo número de iteraciones, o cuando los individuos de la población se hayan estancado y no presenten cambios, o cuando el problema de optimización haya alcanzado su valor óptimo (en caso de ser conocido); mientras el criterio de parada seleccionado no se cumpla, se vuelve al paso (4) para la siguiente iteración.

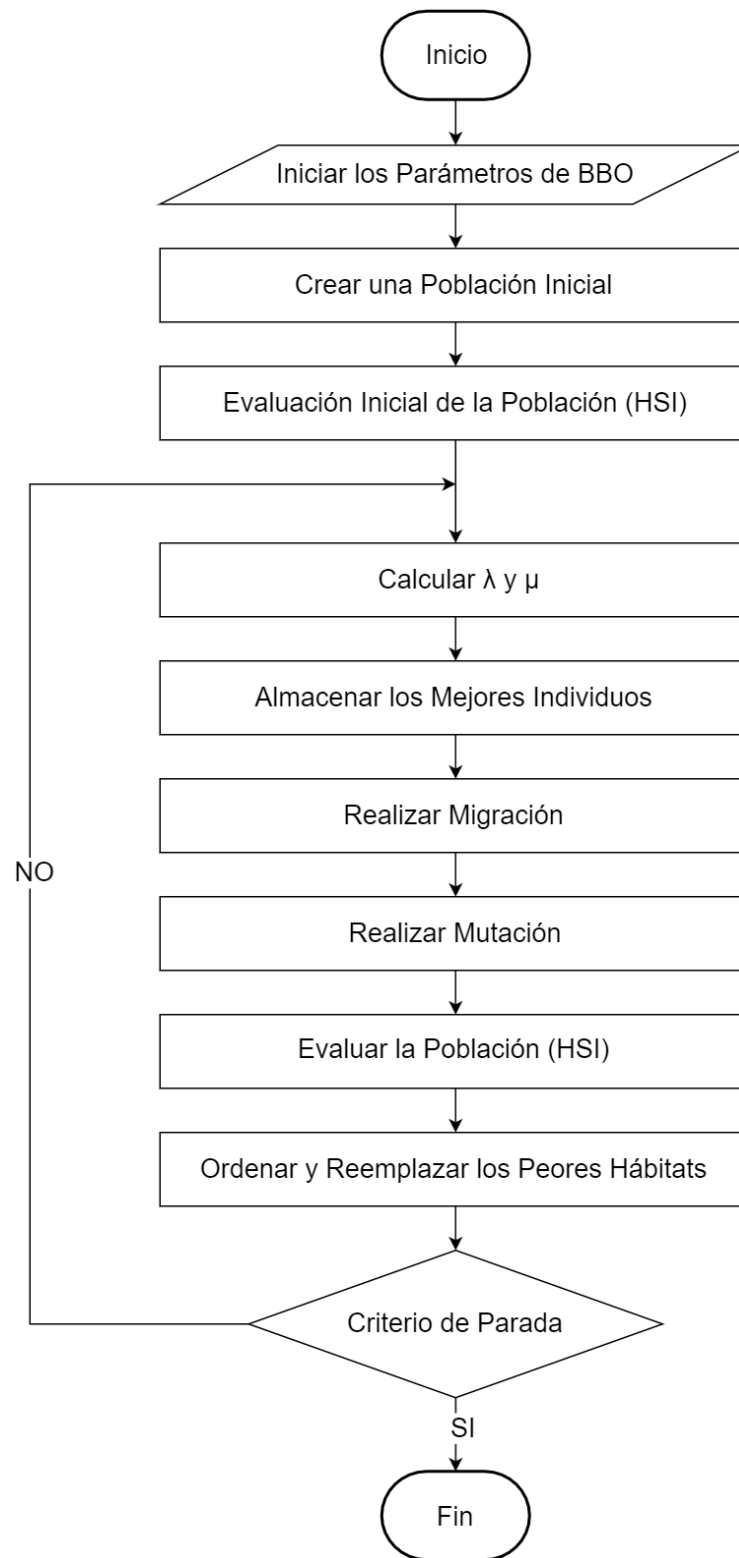


Figura 4.3: Diagrama de Flujo Algoritmo BBO

4.5. Variaciones del Algoritmo de Optimización

El algoritmo BBO presentado en secciones anteriores es denominado BBO basado en Inmigración Parcial, en el cual la curva de migración utilizada fue lineal; sin embargo, en este apartado se va a presentar dos modelos adicionales de la curva de migración que pueden o no mejorar el comportamiento del algoritmo.

Adicionalmente, se expone una forma de variar el proceso de migración con el denominado parámetro de migración combinada (*blended migration*). También, se presenta un algoritmo denominado BBO basado en Inmigración total, que difiere del BBO basado en Inmigración parcial principalmente en el proceso de inmigración; finalmente, se muestran dos variaciones adicionales del algoritmo BBO, cuyo proceso de migración se lo realiza en base a su tasa de emigración, por lo que, estas dos variaciones se denominan BBO basados en Emigración.

4.5.1. Curva de Migración

El modelo de la curva de migración utilizada para explicar el funcionamiento del algoritmo BBO ha sido lineal, sin embargo, en base a los resultados obtenidos en [39] se observa que se puede mejorar la velocidad de convergencia usando los modelos de curva de migración sinusoidal y cuadrática. Estos dos modelos se han usado también en el algoritmo BBO para resolver el problema de PET. Cabe resaltar que originalmente en [37], el autor de BBO propone utilizar la curva de migración sinusoidal, debido a que esta representa de una mejor manera el proceso de migración de las especies biológicas.

- a) **Modelo 1.** El primer modelo es el modelo lineal representado por (4.6) y (4.7), cuya gráfica se presenta en la Figura 4.1.

b) **Modelo 2.** El segundo modelo que va a ser utilizado es el de la curva de migración cuadrática, que se encuentra representado por (4.16) y (4.17), y cuya gráfica se muestra en la Figura 4.4.

$$\mu_k = E \cdot \left(\frac{k}{n}\right)^2 \quad (4.16)$$

$$\lambda_k = I \cdot \left(\frac{k}{n} - 1\right)^2 \quad (4.17)$$

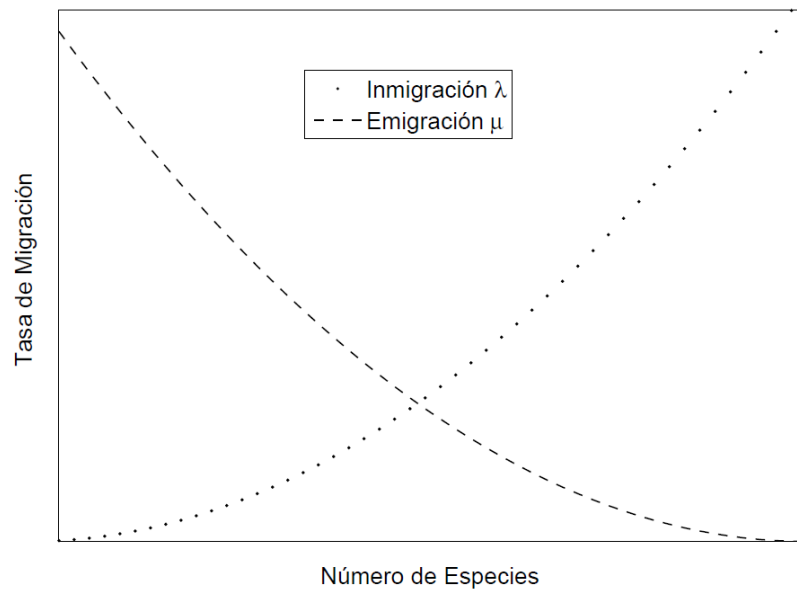


Figura 4.4: Modelo de Migración Cuadrática

c) **Modelo 3.** El tercer modelo de la curva de migración implementado en el algoritmo BBO es el modelo sinusoidal, que se encuentra representado por la Figura 4.5, y las ecuaciones que rigen su comportamiento son (4.18) y (4.19).

$$\mu_k = \frac{E}{2} \cdot \left(-\cos\left(\frac{k\pi}{n}\right) + 1\right) \quad (4.18)$$

$$\lambda_k = \frac{I}{2} \cdot \left(\cos\left(\frac{k\pi}{n}\right) + 1 \right) \quad (4.19)$$

Dónde:

n representa el máximo número de especies que la isla puede albergar, y $k = [0 \dots n]$.

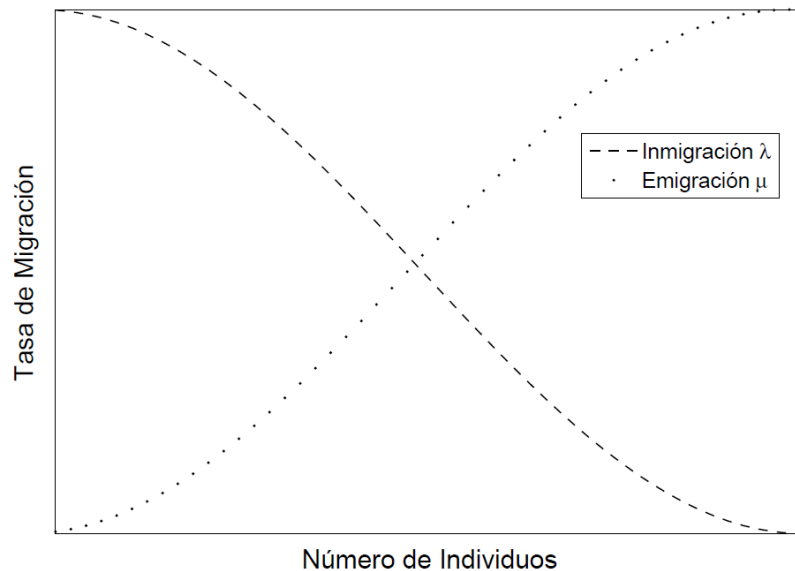


Figura 4.5: Modelo de Migración Sinusoidal

4.5.2. Parámetro de Migración Combinada

En el Algoritmo 4.1, cuando se elige una variable independiente (SIV) para ser reemplazada, usamos el Algoritmo 4.2 para seleccionar aquel SIV que va a reemplazarlo, este proceso de reemplazo es total, es decir, el SIV elegido es reemplazado completamente por un nuevo SIV; por lo tanto, una variación de este proceso se realiza al utilizar un parámetro de combinación, que combina el SIV que va a ser reemplazado con el que va a tomar su lugar.

Este operador es útil en casos donde las características del individuo cuyo SIV va a ser reemplazado son mejores que las del que lo reemplaza (se entiende que el SIV a ser reemplazado da un mejor aporte a la calidad de la solución de ese individuo), por lo tanto, al combinar estos dos SIVs se obtiene otro que conserva características de ambos, y de esta manera se evita una posible degradación de las soluciones. Este operador de combinación se denomina α y modifica el proceso de migración citado en el Algoritmo 4.1 de la siguiente manera:

$$Isla(k, j) = \alpha \text{Habitat}(k, j) + (1 - \alpha) \text{Habitat}(\text{índice}, j) \quad (4.20)$$

α es un valor comprendido entre $[0, 1]$, y como se especifica en [40], para el proceso de migración α puede ser un valor aleatorio, o determinístico, o basado en el HSI, y que depende principalmente del problema en estudio. Se debe notar que si $\alpha = 0$ entonces se obtiene exactamente el Algoritmo 4.1.

4.5.3. BBO Basado en Inmigración Total

El Algoritmo 4.1 representa el denominado *BBO basado en Inmigración Parcial* en el que, el proceso de inmigración se realiza testeando cada SIV de un hábitat elegido para determinar si va o no a ser modificado; mientras que en *BBO basado en Inmigración Total* lo que se hace es testear una sola vez la tasa de inmigración de un hábitat, y si es elegido para inmigrar, entonces todos los SIVs de ese hábitat van a ser reemplazados o modificados, y se evita estar verificando para cada SIV si este inmigra o no.

El Algoritmo 4.5 representa el algoritmo correspondiente a BBO basado en Inmigración Total. Con el objetivo de mejorar su desempeño es posible utilizar las diferentes curvas de migración presentadas en la sección

4.5.1, y usar además el operador de migración combinada α presentado en el apartado 4.5.2.

```
Entrada: Iniciar los parámetros
Iniciar de forma aleatoria un conjunto de hábitats (población inicial): Hábitat
Crear una matriz temporal: Isla = Hábitat
mientras no se cumpla el criterio de parada hacer
    para k = 1 : Tamaño población hacer
        si valor aleatorio [0,1] < tasa inmigración  $\lambda_k$  entonces
            para j = 1 : Numero de variables (SIV) hacer
                Usar  $\sum_{j=1}^N \mu_j$  para probabilísticamente decidir un  $x_j$ 
                que emigre, usar el Algoritmo 4.2.
                Emigra  $\leftarrow$  Hábitat(índice; j)
                Almacenar en una matriz temporal.
                Isla(k; j) = Hábitat(índice; j)
                Siguiete característica de solución.
            fin para
        Si no
            Isla(k; j) = Hábitat(k; j)
        fin si
        Siguiete hábitat.
    fin para
    Reemplazar cada hábitat con su nueva versión.
    Hábitat = Isla
fin mientras
```

Algoritmo 4.5: Proceso de Migración para BBO Basado en Inmigración Total

El Algoritmo 4.1 y 4.3 representan las dos variantes fundamentales de BBO, ambas basadas en inmigración ya sea parcial o total. En [37] se presenta una variante adicional, aplicada a los algoritmos antes



mencionados, que consiste en realizar el proceso de migración de una manera inversa, es decir, primero se realiza el proceso de emigración, y después el de inmigración.

Realizando el proceso de migración de manera inversa en el Algoritmo 4.1 y 4.5, se obtienen los Algoritmos 4.6 y 4.7 respectivamente.

4.5.4. BBO Basado en Emigración Parcial y Total

Como se puede observar en los algoritmos 4.6 y 4.7, el proceso de migración se lo realiza de manera de inversa, para lo cual se considera en primer lugar la tasa de emigración para determinar que variable independiente va a tomar el lugar de aquel SIV que será elegido posteriormente para ser reemplazado, haciendo uso de la tasa de inmigración. De igual manera que en el algoritmo BBO basado en inmigración, el proceso de emigración puede ser parcial o total, que son variaciones que pueden mejorar el proceso de convergencia del algoritmo.

En todos los algoritmos presentados el término Hábitat ha sido utilizado para representar el conjunto de soluciones iniciales, sin embargo hay que recordar que en BBO el término hábitat es equivalente a cada individuo de la población.



Entrada: Iniciar los parámetros

Iniciar de forma aleatoria un conjunto de hábitats (población inicial): *Hábitat*

Crear una matriz temporal *Isla = Hábitat*

mientras no se cumpla el criterio de parada **hacer**

para $k = 1$: Tamaño población **hacer**

para $j = 1$: Número de variables (SIV) **hacer**

si valor aleatorio $[0,1] <$ tasa emigración μ_k **entonces**

 Usar $\sum_{j=1}^N \lambda_j$ para probabilísticamente elegir un x_j

 que inmigre, usar el **Algoritmo 4.2.**

 Inmigra \leftarrow *Hábitat* (*índice*; j)

 Almacenar en una matriz temporal.

$Isla$ (*índice*, j) = α *Hábitat* (*índice*; j) + $(1-\alpha)$ *Hábitat* (k , j)

si no

$Isla$ (k ; j) = *Hábitat* (k ; j)

fin si

 Siguiente característica de solución.

fin para

 Siguiente hábitat.

fin para

 Reemplazar cada hábitat con su nueva versión.

Habitat = Isla

fin mientras

Algoritmo 4.6: Proceso de Migración para BBO Basado en Emigración Parcial



Entrada: Iniciar los parámetros

Iniciar de forma aleatoria un conjunto de hábitats (población inicial): *Hábitat*

Crear una matriz temporal: *Isla = Hábitat*

mientras no se cumpla el criterio de parada **hacer**

para $k = 1$: Tamaño población **hacer**

si valor aleatorio $[0,1] <$ tasa emigración μ_k **entonces**

para $j = 1$: Numero de variables (SIV) **hacer**

 Usar $\sum_{j=1}^N \lambda_j$ para probabilísticamente elegir un x_j que

 inmigre, usar el **Algoritmo 4.2.**

 Inmigra \leftarrow *Habitat* (*índice; j*)

 Almacenar en una matriz temporal.

Isla (*índice, j*) = α *Habitat* (*índice; j*) + $(1-\alpha)$ *Habitat* (k, j)

 Siguiete característica de solución.

fin para

Si no

Isla ($k; j$) = *Habitat* ($k; j$)

fin si

 Siguiete hábitat.

fin para

 Reemplazar cada hábitat con su nueva versión.

Habitat = *Isla*

fin mientras

Algoritmo 4.7: Proceso de Migración para BBO Basado en Emigración Total



4.6. BBO Aplicado al PET

. En esta sección se presenta el procedimiento general a llevarse a cabo para dar solución al problema PET usando el modelo AC y el algoritmo meta-heurístico basado en Bio-Geografía.

Para esta implementación se hizo uso de del software MATLAB® y MATPOWER [41], con su herramienta de flujo óptimo de potencia. Es importante destacar que se ha utilizado código existente, que ha sido desarrollado para fines similares en [11] y [13].

4.6.1. Datos de la Red

Se carga los datos asociados al sistema de prueba tales como: la topología de red, valores de generación y carga de cada barra del sistema, el costo de la adición de una determinada línea de transmisión, el número de líneas máximo permitido por cada derecho de vía, datos de las líneas y la capacidad de conducción por cada una de ellas.

4.6.2. Sintonización de Parámetros Generales

Los parámetros generales son aquellos utilizados en la correspondiente técnica de optimización metaheurística, entre ellos tenemos: número de hábitats (número de individuos de la población), donde cada hábitat representa una topología de transmisión, y cada topología es considerada como una posible solución del problema de PET. Otros parámetros a tener en cuenta son: el máximo número de iteraciones, la dimensión del problema (número de SIVs de cada hábitat) que corresponde al número de caminos por los cuales es posible añadir nuevas líneas de transmisión, y la máxima y mínima cantidad de circuitos permitidos por derecho de vía.



4.6.3. Iniciar los Parámetros de BBO

En el caso de BBO se tiene que establecer los siguientes parámetros: la probabilidad de modificación de un individuo cuyo valor es de 1, la probabilidad de mutación máxima alrededor del 2% y puede tomar valores comprendidos entre [0.1%, 5%], parámetro de elitismo [1, 5] generalmente se elige $e = 2$, tasa máxima de inmigración y emigración que por lo general son iguales $I = E = 1$, parámetro de migración combinada [$0 < \alpha < 1$], elección de la curva de migración que mejor se desempeñe en el algoritmo (lineal, cuadrática o sinusoidal).

4.6.4. Creación de la Población Inicial

La población inicial será iniciada mediante el algoritmo propuesto en [11], la misma que corresponde a una matriz de $[m \times n]$, donde m corresponde a la dimensión de nuestro problema definido por el número de corredores en los que es posible añadir nuevos circuitos, y n corresponde al número de individuos de nuestra población. Es importante mencionar que cada individuo de la población inicial deberá estar limitado por el valor máximo y mínimo de circuitos que pueden ser adicionados entre cada derecho de vía. La cantidad mínima de circuitos será aquella correspondiente a la topología base del sistema de prueba, esto significa que el individuo i debe estar restringido de la siguiente forma: $X_{\min} \leq X_i \leq X_{\max}$.

En [11], se utiliza una distribución normal uniforme, en la que β es el porcentaje de corredores en los que se puede añadir uno o más circuitos, cuyo valor depende del sistema en estudio; así, para sistemas pequeños se recomienda valores de β alrededor del 10%, y para sistemas grandes alrededor del 25%, ahora si calculamos $b = \beta \times m$, y determinamos un vector de índices, de dimensión b denominado $j_{\text{rand}} \subset [0 \ 1 \ 2 \ \dots \ m]$, donde cada

elemento de $jrand$ es aleatoriamente elegido, de esta manera la población inicial puede ser determinada en base al Algoritmo 4.8.

Determinar x_{min} y x_{max}

Determinar una población inicial de la siguiente manera: $x_{ij} = x_{ij}^{min}$

Elegir de acuerdo al sistema de prueba,

$\beta = [10\%, 30\%]$

Calcular $b = \beta * m$

para cada individuo de la población $i = 1$ **hasta** N **hacer**

 construir $jrand_i$

 crear la población inicial de acuerdo a:

$x_{i, jrand_i} = round [x_{i, jrand_i}^{min} + (x_{i, jrand_i}^{max} - x_{i, jrand_i}^{min}) * rand]$

 Donde: $rand$ es un valor aleatorio distribuido uniformemente entre $[0, 1]$

fin para

Algoritmo 4.8: Creación de la Población Inicial

4.6.5. Evaluación de la Población Inicial

Una vez creada la población inicial, es necesario evaluar cada individuo de la población (cada hábitat) y determinar el costo de cada una de estas posibles soluciones (HSI). El costo determinado será aquel correspondiente al costo de la adición de nuevos circuitos y también al costo de la compensación de potencia reactiva, que corresponde al problema principal de expansión. En este punto se puede determinar cuáles son los mejores y peores individuos, permitiendo de esta manera ordenar la población en función del costo, de forma ascendente, esto es, los primeros individuos de la población serán aquellos con los que se obtiene el mínimo costo, mientras que los últimos individuos serán aquellos correspondientes a los costos más altos.



4.6.6. Evaluación del Criterio de Parada

El criterio de parada elegido para finalizar el proceso iterativo en este trabajo es el número máximo de iteraciones permitido; en la literatura especializada no existe un criterio definido para determinar el máximo número de iteraciones, por lo tanto, en base a un procedimiento de prueba y error, y a la dimensión del sistema en estudio, se determinará el número de iteraciones adecuado para el correcto funcionamiento del algoritmo. Otras formas de determinar el criterio de parada son cuando el algoritmo alcance el valor óptimo de la función objetivo (en caso de que sea conocido), o cuando no existan cambios en la población de soluciones.

Mientras el criterio de parada no se cumpla, se realiza el siguiente proceso:

- a)** Seleccionar los mejores individuos mediante el proceso mostrado en el Algoritmo 4.4.
- b)** Asociar cada individuo de la población con la tasa de inmigración y emigración.
- c)** Realizar el proceso de migración, con el Algoritmo 4.3, 4.5, 4.6, o 4.7 dependiendo de la variante del método de optimización seleccionado.
- d)** Realizamos el proceso de mutación usando el Algoritmo 4.3.
- e)** Verificar que cada individuo de la población se encuentre dentro de los valores máximos y mínimos establecidos.
- f)** Determinar el costo de cada individuo de la población generada de la siguiente manera:



- i. Se determina para cada rama los parámetros de línea equivalentes, que varían para cada topología debido a la adición de nuevos circuitos en cada derecho de vía; estos parámetros son: resistencia, reactancia, y susceptancia, datos que son obtenidos del sistema de prueba.
 - ii. Se utiliza la herramienta MATPOWER para llevar a cabo el proceso de evaluación de la función (evaluación de cada topología de transmisión) usando el modelo de flujo óptimo de potencia, presentado en la sección 3.8. El paquete TSPOPF [42] fue usado junto con MATPOWER para determinar el flujo óptimo de potencia de cada individuo de la población, para cada iteración del proceso de optimización.
 - iii. Se determina el costo total, correspondiente al problema principal de expansión en el que se toma en cuenta el costo de la adición de nuevos circuitos y el costo de generación para el despacho económico resultante del flujo óptimo de potencia AC. En este cálculo se penalizan a las soluciones no factibles desde el punto de vista operacional, que son aquellas que no hayan satisfecho los criterios técnicos requeridos, en base al corte de carga de potencia activa y reactiva, representado en el modelo AC de la red de transmisión presentado en la sección 3.8.
- g)** Se ordena la población en función del costo determinado anteriormente, y se reemplaza los peores individuos de la iteración actual con los mejores individuos de la iteración previa.



4.7. Espacio de Búsqueda

De acuerdo a [13], si el número de posibles corredores es m , que es también la dimensión del problema, y X_{\max} es el número máximo de circuitos que pueden ser adicionados en cada derecho de vía, asumiendo que X_{\max} es constante para cada corredor, entonces el espacio de búsqueda viene dado por el número de posibles topologías $(X_{\max}+1)^m$; este cálculo incluye tanto a topologías factibles como infactibles.

En la Figura 4.6 se presenta un diagrama de flujo que representa de forma general la metodología de solución al problema de planeamiento de expansión de sistemas eléctricos de transmisión usando el modelo AC y BBO. Las variantes en el algoritmo BBO difieren principalmente en el proceso interno de migración que se explicó detalladamente en la sección 4.5.

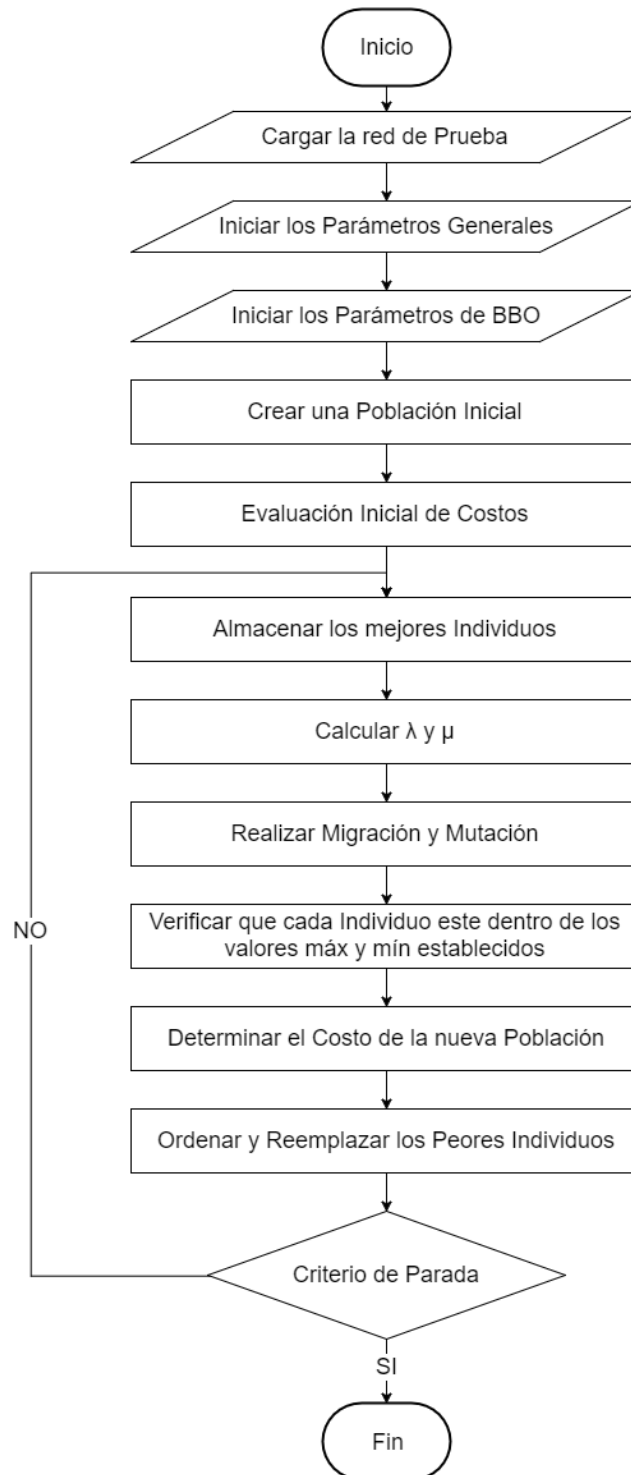


Figura 4.6: Diagrama de flujo para resolver el problema de PET usando el modelo AC y BBO



CAPITULO 5

PRUEBAS Y RESULTADOS

5.1. Introducción

En capítulos anteriores se presentó una revisión detallada de las herramientas matemáticas que han sido utilizadas para solucionar el problema de planeamiento de sistemas eléctricos de transmisión, usando el modelo AC de la red de transporte de energía. Para dar solución al problema se ha implementado la técnica de optimización BBO que ha sido poco explorada en el área de sistemas eléctricos de potencia y nunca antes utilizada para resolver el problema PET. Es por esto que los resultados posteriores sientan las bases para un amplio de rango de investigación futura relacionada a posibles mejoras en el comportamiento de BBO aplicado a sistemas eléctricos de potencia.

Para comprobar el comportamiento y la robustez de la técnica de optimización basada en bio-geografía, así como cada una de las variaciones propuestas, se eligieron el sistema de 6 nodos de Garver y el sistema IEEE de 24 nodos.

Los sistemas de prueba han sido evaluados en diferentes escenarios, con el fin de probar el algoritmo BBO en situaciones que en cierto punto tienen un mayor grado de dificultad durante el proceso de optimización.

5.2. Sistemas de Prueba

Los sistemas de prueba seleccionados para evaluar los diferentes algoritmos son el sistema de 6 nodos de Garver y el sistema IEEE de 24 nodos [6].

5.2.1. Sistema de 6 Nodos de Garver

El sistema de 6 nodos de Garver, representado en la Figura 5.1, ha sido ampliamente utilizado en el planeamiento de sistemas eléctricos de transmisión. Este sistema cuenta con 6 barras, una carga total de 760 MW y 15 corredores candidatos por los cuales es posible adicionar líneas de transmisión. El máximo número de líneas permitido en cada derecho de vía es 5, por lo tanto, el espacio de búsqueda está definido por $(5+1)^{15} = 6^{15}$, que son alrededor de 470 mil millones de posibles topologías que en teoría podrían ser evaluadas [13].

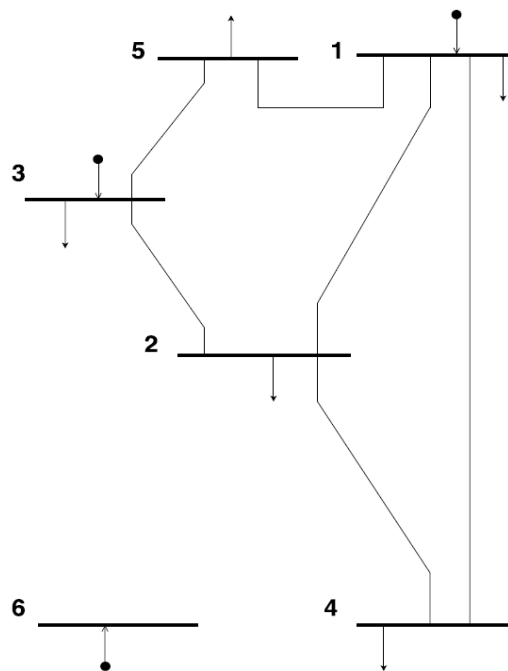


Figura 5.1: Sistema 6 Nodos de Garver. Topología base.

5.2.2. Sistema IEEE de 24 Nodos

El sistema IEEE de 24 nodos representado en la Figura 5.2, es ampliamente utilizado como referencia en el planeamiento de sistemas eléctricos de transmisión, este sistema tiene 24 barras, una carga total de 8.550 MW, y 41 corredores candidatos, por los cuales es posible adicionar líneas de transmisión. El máximo número de líneas permitido en cada derecho de vía es 5, por lo tanto, el espacio de búsqueda está definido por $(5+1)^{41} = 6^{41}$ posibles topologías [13].

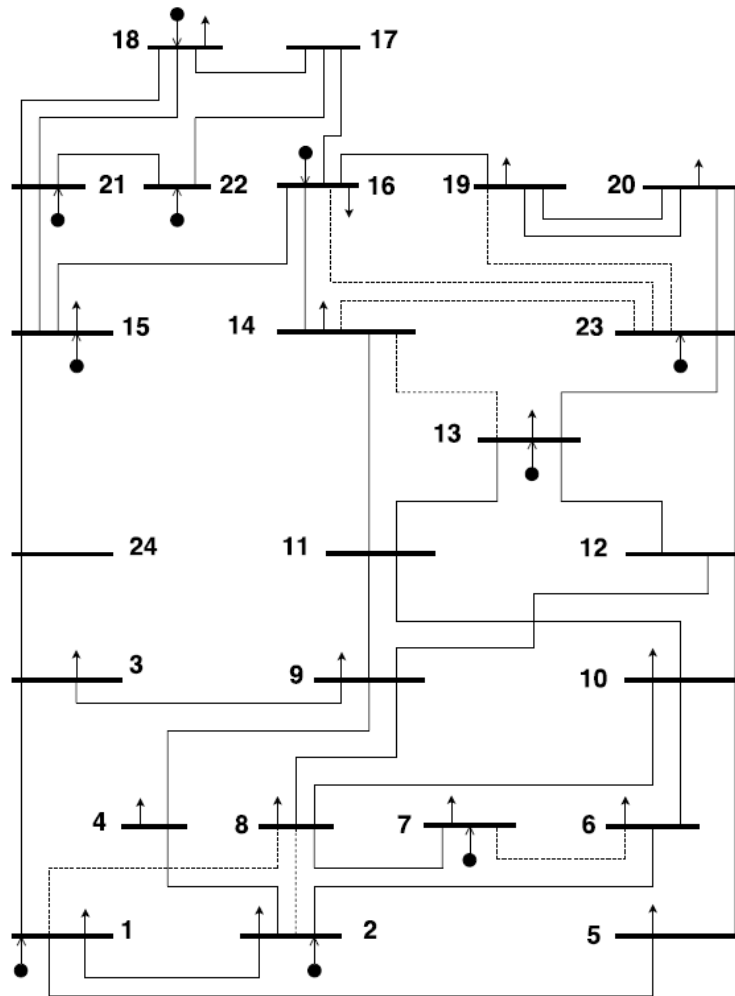


Figura 5.2: Sistema IEEE de 24 Nodos. Topología base.



5.3. Escenarios de Prueba

Se va a tomar en cuenta dos escenarios principales en cada sistema de prueba, denominados sistema con y sin redespacho, en donde en cada uno de ellos se puede crear diferentes condiciones con el propósito de observar el comportamiento de BBO. En cada uno de los escenarios presentados los resultados obtenidos variarán dependiendo de las condiciones planteadas. Así, los escenarios considerados son los siguientes:

- **Sistema con Redespacho.** El escenario de un sistema que permite redespacho se refiere a que existe holgura en la capacidad de generación del sistema y las unidades generadoras pueden reprogramar la generación de energía con el propósito de que el sistema pueda satisfacer las restricciones y opere en estado de funcionamiento normal. Este escenario se caracteriza por otorgar al algoritmo de solución un cierto grado de libertad, debido a que las restricciones del problema operacional en PET tienen mayor holgura, lo que permite que el proceso de convergencia ocurra con mayor facilidad.
- **Sistema sin Redespacho.** En el caso en el que no se considera redespacho, la capacidad de generación se mantiene fija durante el proceso de optimización, lo que hace que el problema se vuelva más complejo de resolver. Generalmente en este escenario se requiere un mayor ajuste en cuanto al número de individuos y a la cantidad de iteraciones permitidas en el algoritmo de optimización.

En los sistemas de prueba con redespacho y sin redespacho es posible evaluar los algoritmos de optimización considerando las siguientes condiciones: Sin Límite de Reactivos, y Sin Reactivos.



En los escenarios señalados anteriormente, los reactivos o compensación shunt son representados mediante generadores artificiales en los nodos PQ o nodos de carga. En el caso del modelo sin límite de reactivos, se considera la compensación shunt con un costo de \$0/MVAR, mientras que para el caso en el que no se considera la compensación shunt, se tiene que colocar un valor de cero a la potencia suministrada por los generadores artificiales, lo que puede considerarse equivalente a desconectar tales generadores. Adicionalmente, es posible tomar en cuenta un caso de estudio más cercano a la realidad, en el cual se considera un determinado valor para la compensación de reactivos, este valor ha sido tomado en base a [13] y [12], con el objetivo de tener un valor de referencia para los resultados obtenidos.

5.4. Resultados

Los resultados presentados fueron obtenidos al correr cada una de las variaciones de BBO, para un diferente número de individuos (60, 80, 100, 120, 150 individuos), mientras que el número de experimentos realizados, al igual que el número de iteraciones máximo permitido, fue tomado en cuenta dependiendo de la complejidad del escenario de prueba planteado.

Los parámetros generales del algoritmo BBO utilizados fueron: tasa de mutación 3%, curva de migración sinusoidal, parámetro de migración combinada 0, que fueron determinados en base a pruebas previas con el sistema de 6 nodos de Garver; mientras que los siguientes parámetros fueron seleccionados de acuerdo a lo recomendado en la literatura [36]: número de élites 2, tasa máxima de inmigración y emigración 1. Para seleccionar el criterio de parada, se realizaron pruebas previas para determinar cuál es el valor mínimo encontrado para el escenario de prueba en estudio, de esta manera se consiguió conocer el valor mínimo, con lo que



el criterio de parada elegido fue cuando la función objetivo del problema de optimización alcance dicho valor.

Los algoritmos evaluados en los escenarios descritos previamente son: i) BBO basado en Inmigración Parcial, ii) BBO basado en Inmigración Total, iii) BBO basado en Emigración Parcial, y iv) BBO basado en Emigración Total, que fueron presentados en el Capítulo 4.

En las tablas de resultados se muestran algunos datos importantes como son: la tasa de éxito, el número de iteraciones promedio, que es la media aritmética del número de iteraciones de cada simulación en el que el programa alcanzó el valor óptimo. Se muestra también la desviación estándar, que es la desviación en el número de iteraciones de todas las simulaciones; además, se presenta el valor promedio del número de evaluaciones de la función objetivo (F.O.) de todas las pruebas, y el valor mínimo encontrado por el algoritmo de optimización.

5.5. Sistema Garver con Redespacho

5.5.1. Sistema Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos

El menor costo encontrado usando el algoritmo BBO basado en Inmigración y Emigración, parcial o total, para el sistema de 6 nodos de Garver sin límite de reactivos es de \$110.000 [12], y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Adicionalmente, se establece que, para hacer operativamente viable este plan, se requiere compensación shunt en las siguientes barras: $r_{q2} = 107.05$, $r_{q4} = 81.58$, $r_{q5} = 78.75$ MVAR.



Al ser este escenario uno de los casos más relajados, se consideró oportuno observar el comportamiento de BBO empezando con un número pequeño de individuos en la población de soluciones iniciales, por ello, se tomó en cuenta una población de 20, 30, 40, 60, 80, 100, y 120 individuos. Los resultados presentados a continuación fueron obtenidos al realizar 20 simulaciones (20 corridas del programa), y el número máximo de iteraciones permitido fue 100.

En la Tabla 5.1 se aprecia que el porcentaje de éxito para el algoritmo BBO basado en Inmigración Parcial se encuentra entre el 45% y el 95%. Se obtiene una tasa de éxito mayor y un menor número de iteraciones en que converge el algoritmo cuando se trabaja a partir de 80 individuos en la población. El porcentaje de éxito indica el número de veces que el algoritmo alcanzó el valor mínimo del problema en estudio, de esta manera se tiene por ejemplo que de las 20 simulaciones realizadas, 18 de ellas (90%) alcanzaron el valor mínimo de \$110.000 al utilizar una población de 80 individuos. Por otro lado, el número de veces que la función objetivo es evaluada es directamente proporcional al número de individuos utilizados, lo que implica que al incrementar el número de individuos, también se incrementa las veces que la F.O. es evaluada. Adicionalmente, en la Figura 5.3 se muestra el proceso de convergencia para este algoritmo, donde se puede verificar los datos correspondientes de la Tabla 5.1, en la que se tiene un número aproximado de 15 iteraciones y 60 individuos, lo que nos indica que la función objetivo es evaluada alrededor de 900 veces.

De forma similar, la Tabla 5.2 muestra los resultados obtenidos con el algoritmo BBO basado en Inmigración Total. La Figura 5.4 presenta un ejemplo del proceso de convergencia para este algoritmo. Se aprecia que el porcentaje de éxito para este algoritmo se encuentra entre el 60% y 95%, lo que implica un incremento del 15% al trabajar con poblaciones pequeñas. El



número de iteraciones promedio y la desviación en el número de iteraciones para las diferentes pruebas se reduce al trabajar con una población superior a 80 individuos. Se observa también que al trabajar con un número de individuos superior a 80, las evaluaciones promedio de la F.O. de este algoritmo se reducen en comparación con BBO basado en inmigración parcial.

La Tabla 5.3 y 5.4 muestra los resultados correspondientes para el algoritmo BBO basado en Emigración Parcial y Total respectivamente. En general se aprecia que el porcentaje de éxito varía entre el 95% y el 100%, superando a los algoritmos presentados anteriormente; el número de iteraciones promedio se reduce significativamente a valores comprendidos entre 5 y 17 iteraciones por simulación, al igual que las evaluaciones de la función objetivo. La Figura 5.5 y 5.6 presentan un ejemplo del proceso de convergencia para estos algoritmos.

Individuos	20	30	40	60	80	100	120
Éxito (%)	45	45	60	75	90	95	90
# de Iteraciones Promedio	27	18	16	15	15	15	14
Desviación en el # iteraciones	20	9	9	10	6	7	7
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	540	533	637	904	1187	1479	1680
Valor mínimo (US\$x1000)	110	110	110	110	110	110	110

Tabla 5.1: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones.

Individuos	20	30	40	60	80	100	120
Éxito (%)	60	65	65	85	90	95	95
# de Iteraciones Promedio	34	21	16	24	13	12	13
Desviación en el # iteraciones	38	8	9	21	3	4	3
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	678	628	646	1451	1031	1221	1522
Valor mínimo (US\$x1000)	110	110	110	110	110	110	110

Tabla 5.2: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones.

Individuos	20	30	40	60	80	100	120
Éxito (%)	95	100	100	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	17	7	7	7	11	6	5
Desviación en el # iteraciones	28	6	6	6	16	3	6
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	344	203	274	393	908	600	642
Valor mínimo (US\$x1000)	110	110	110	110	110	110	110

Tabla 5.3: Desempeño de BBO Basado en Emigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones.

Individuos	20	30	40	60	80	100	120
Éxito (%)	100	100	100	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	6	17	12	7	8	6	5
Desviación en el # iteraciones	6	21	16	8	9	4	4
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	129	624	620	473	714	426	520
Valor mínimo (US\$x1000)	110	110	110	110	110	110	110

Tabla 5.4: Desempeño de BBO Basado en Emigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 100 Iteraciones.

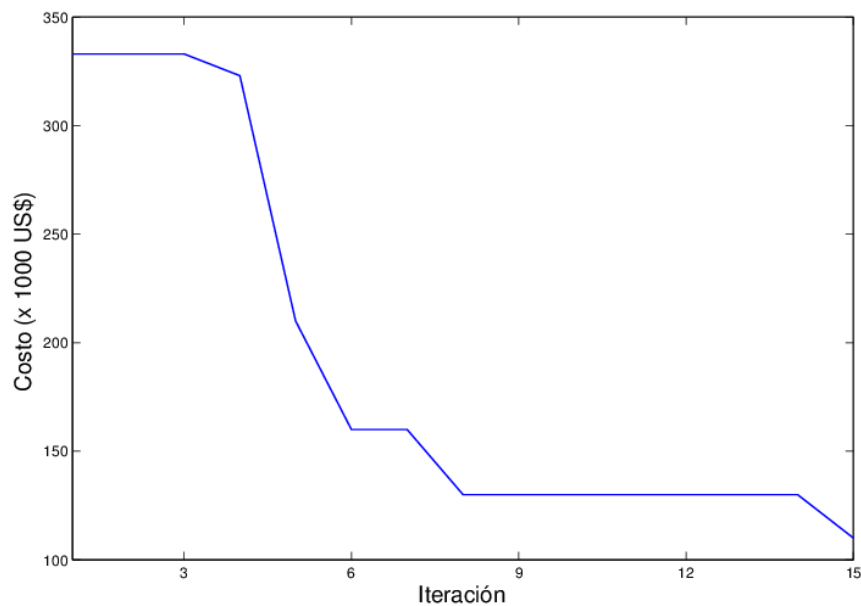


Figura 5.3: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.

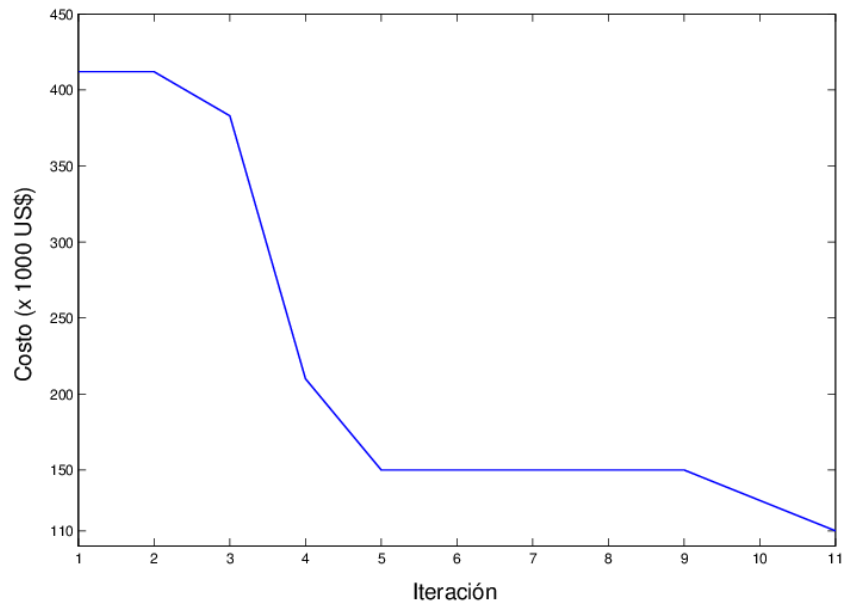


Figura 5.4: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.

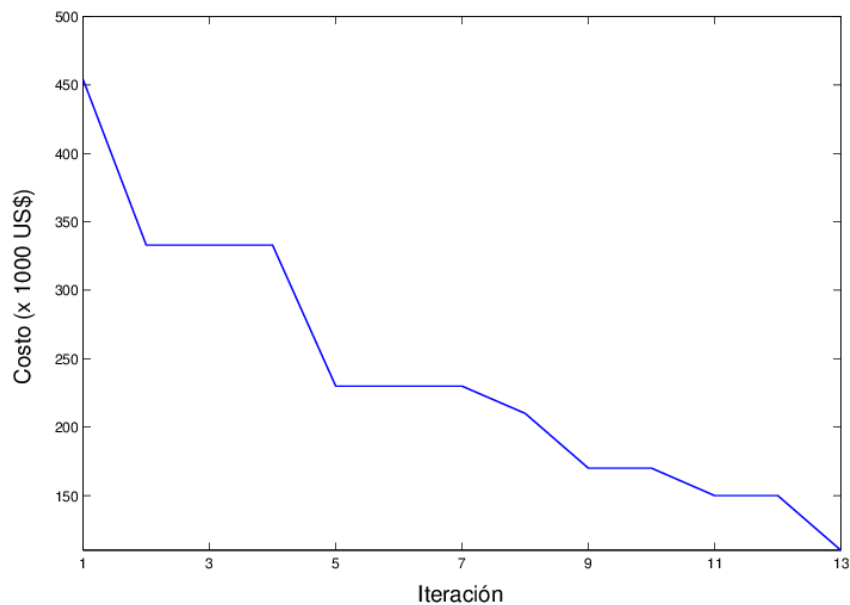


Figura 5.5: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.

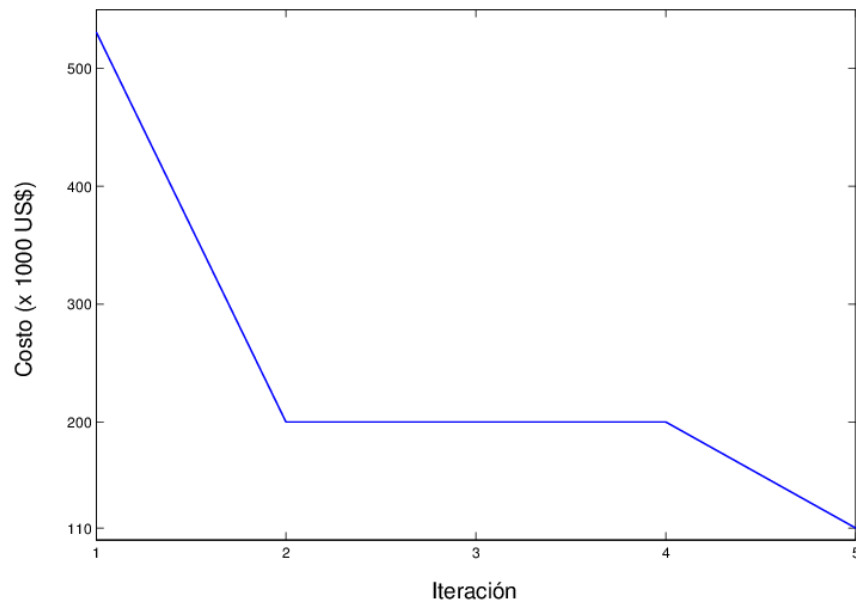


Figura 5.6: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos, usando 60 individuos y 100 iteraciones.

A continuación se presenta algunos análisis que permiten ilustrar de una mejor manera el comportamiento de los algoritmos presentados y que ayudan a verificar las principales diferencias que se tiene al utilizar uno u otro algoritmo, en el caso de estudio analizado.

La Figura 5.7 representa el grado de eficiencia de cada algoritmo, y muestra el porcentaje de éxito que se obtiene variando el número de individuos con cada algoritmo planteado, por lo tanto, se observa que para este escenario sin límite de reactivos, los algoritmos BBO basados en Emigración son los que mejor desempeño tienen, específicamente el algoritmo BBO basado en Emigración Total con el que se obtuvo el 100% de éxito.

El algoritmo BBO basado en Inmigración Total tiene un menor desempeño que los algoritmos basados en Emigración, sin embargo, la tasa

de éxito fue mayor que el algoritmo BBO basado en Inmigración parcial, siendo este último con el que se obtuvo el menor porcentaje de éxito en el sistema de prueba en estudio.

En este análisis es de interés el número de iteraciones promedio debido a que este resultado es un indicador de la robustez del algoritmo de optimización, por lo tanto, se presenta la Figura 5.8, que muestra la relación que existe entre el número de individuos de la población y el número de iteraciones promedio en las que converge cada algoritmo. En general se aprecia que a mayor número de individuos en la población, menor es el número de iteraciones en las que el algoritmo converge a un determinado valor.

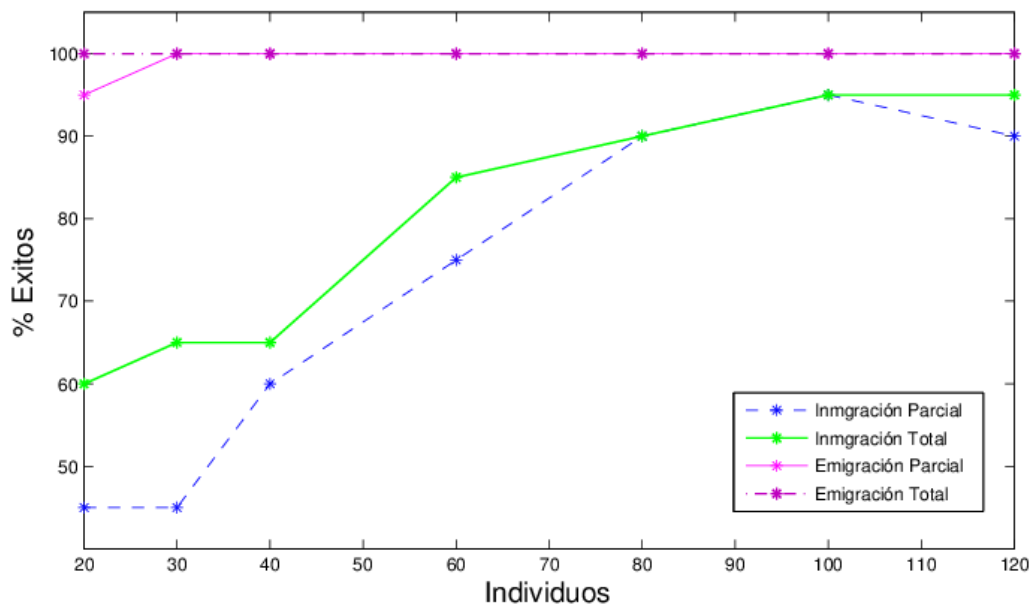


Figura 5.7: Número de Individuos vs. % de Éxitos. Comparación de Algoritmos basados en Bio-Geografía, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos.

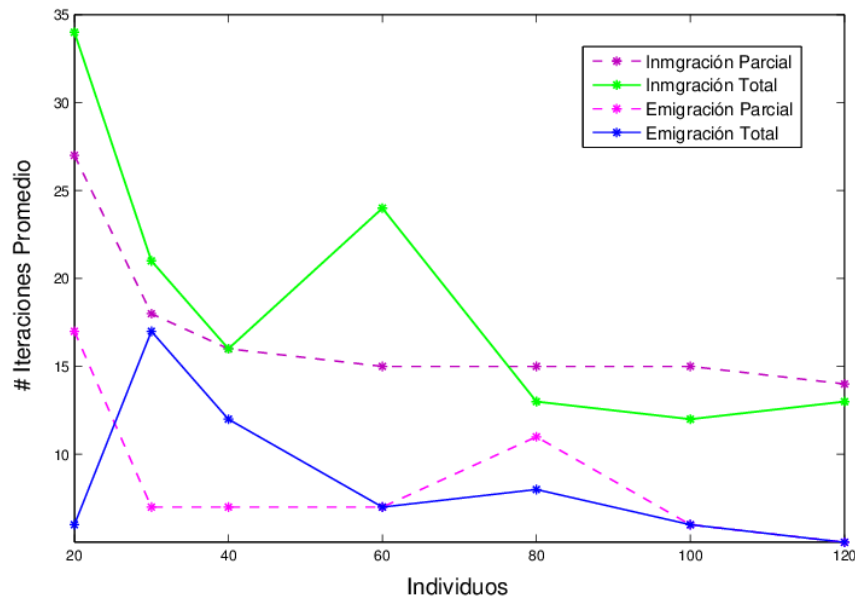


Figura 5.8: Número de Individuos vs. # de Iteraciones Promedio. Comparación de Algoritmos basados en Bio-Geografía, Sistema Garver con Redespacho Sin Límite de Reactivos.

En base a las Figuras 5.7 y 5.8, se observa que, para el sistema de 6 nodos de Garver con redespacho y sin límite de reactivos, el algoritmo que mejor desempeño tiene es el algoritmo basado en Emigración total, sin embargo, el desempeño de los algoritmos basados en Inmigración y el algoritmo basado en Emigración parcial demostró también ser interesante, ya que con todos los algoritmos presentados se logró obtener el valor mínimo en la F.O..

5.5.2. Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos

El mínimo costo encontrado para el sistema de 6 nodos de Garver con redespacho y sin considerar la compensación de reactivos es de \$220.000 y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Los resultados fueron obtenidos al realizar 10 simulaciones (10 corridas del programa) con cada variación de BBO, que fueron probados para 80, 100, 120, y 150 individuos, en donde se consideró un número máximo de 300 iteraciones. De esta forma, el algoritmo tiene mayores posibilidades de alcanzar un valor bajo de convergencia, particularmente en el caso de BBO basado en Emigración, con el que de acuerdo a las pruebas realizadas no se alcanzó un valor estable.

Del análisis de resultados, se puede verificar que los algoritmos basados en Inmigración (parcial y total) son los que mejor desempeño tienen para este escenario. A pesar de que el costo de expansión encontrado con BBO es mayor al encontrado en [13], estos dos algoritmos demostraron ser mejores que los dos algoritmos de BBO basados en Emigración, con los cuales en ninguna de las pruebas realizadas se alcanzó un valor de convergencia cercano al de la mencionada referencia. Los resultados obtenidos se presentan en las Tablas 5.5 – 5.8.

Individuos	80	100	120	150
Éxito (%)	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	24	17	19	18
Desviación en el # iteraciones	8	2	3	5
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	1936	1730	2232	2715
Valor mínimo (US\$x1000)	220	220	220	220

Tabla 5.5: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.

Individuos	80	100	120	150
Éxito (%)	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	22	18	17	18
Desviación en el # iteraciones	7	2	4	3
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	1760	1840	2040	2625
Valor mínimo (US\$x1000)	220	220	220	220

Tabla 5.6: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.



Individuos	80	100	120	150
Éxito (%)	---	---	---	---
Valor máximo (US\$x1000)	270	260	258	252
Valor mínimo (US\$x1000)	544	408	430	331

Tabla 5.7: Desempeño de BBO Basado en Emigración Parcial, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. 10 experimentos. Max. 300 Iteraciones.

Individuos	80	100	120	150
Éxito (%)	---	---	---	---
Valor máximo (US\$x1000)	330	270	281	270
Valor mínimo (US\$x1000)	536	430	419	388

Tabla 5.8: Desempeño de BBO Basado en Emigración Total, Modelo de Garver con Redespacho sin Reactivos. Max. 300 Iteraciones.

Con el algoritmo BBO basado en Inmigración Parcial y Total se alcanzó el valor mínimo de \$220.000 en todos los experimentos realizados, sin embargo, el resultado obtenido no es el valor encontrado en [13], lo que podría significar que el algoritmo se estanca en un óptimo local, para lo cual habría que mejorar el algoritmo en una etapa posterior. Algunos resultados útiles pueden verse en las Tablas 5.5 y 5.6, donde se aprecia que el número promedio de iteraciones se encuentra entre 17 y 24, para ambos algoritmos. Se comprueba también que mientras mayor es el tamaño de la población, se requiere un menor número de iteraciones para que el algoritmo pueda converger, igualmente se reduce la desviación estándar entre iteraciones promedio, mientras que se incrementa el número de veces que es evaluada la función objetivo. Las Figuras 9 y 10 muestran el proceso de convergencia del algoritmo BBO basado en Inmigración parcial y Total respectivamente.

La Tabla 5.7 muestra el costo mínimo y máximo encontrado para el algoritmo BBO basado en Emigración Parcial, donde en ninguna de las pruebas realizadas se alcanzó el valor mínimo de \$220.000, que se obtuvo con los dos algoritmos anteriores. La Figura 5.11 ilustra lo mencionado

precedentemente, en donde se provee información sobre la capacidad del algoritmo para desenvolverse en escenarios de prueba que demandan mayor robustez.

Al igual que el caso de BBO basado en Emigración Parcial, el porcentaje de éxito para el algoritmo Basado en Emigración Total fue de 0, y a lo largo de los experimentos realizados no se observó una tendencia de convergencia hacia ningún valor específico, a pesar del máximo número de iteraciones permitido y del número de individuos utilizados; los resultados obtenidos se resumen en la Tabla 5.8. La Figura 5.12 muestra el proceso de convergencia al correr 10 veces consecutivas aquel algoritmo.

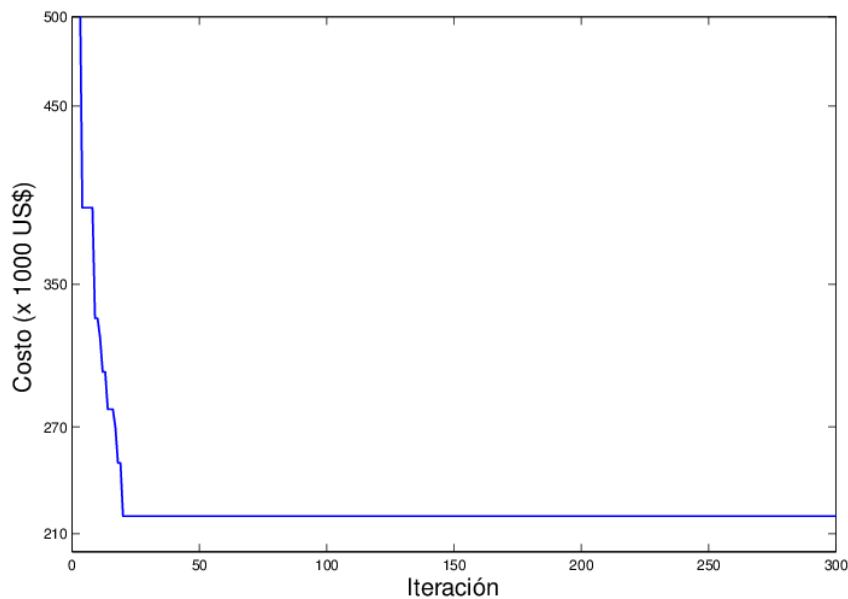


Figura 5.9: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 300 iteraciones.

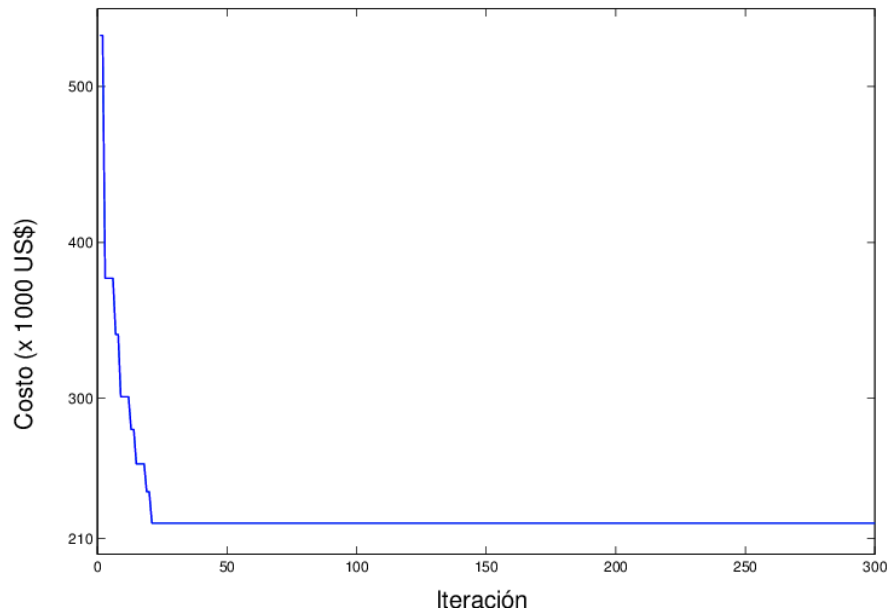


Figura 5.10: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 300 iteraciones.

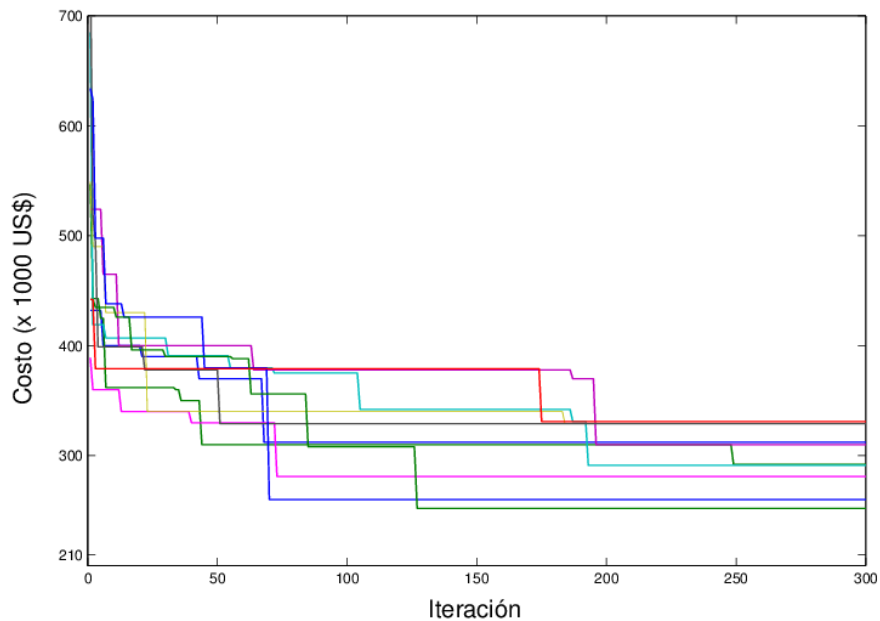


Figura 5.11: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos, 10 experimentos, 150 individuos y 300 iteraciones.

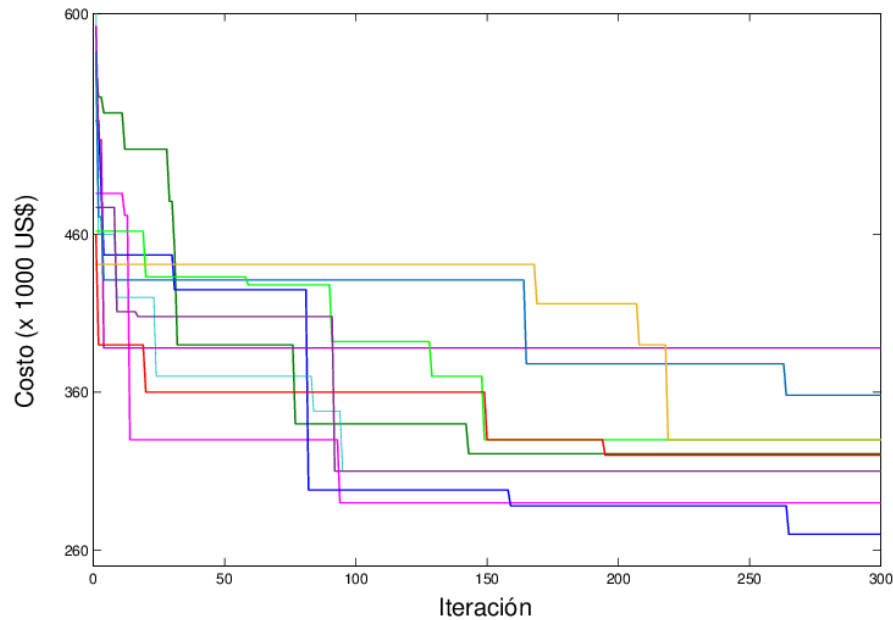


Figura 5.12: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver con Redespacho sin Reactivos. 10 experimentos, 150 individuos y 300 iteraciones.

Como se demostró en los resultados presentados, el proceso de inmigración tiene mayor influencia sobre el proceso de convergencia del algoritmo BBO, ya que, los algoritmos que mejor desempeño tuvieron fueron aquellos basados en Inmigración, mientras que, las dos variantes de BBO basadas en Emigración arrojaron resultados que determinaron que estos algoritmos no son útiles para tratar con problemas de PET que tienen un mayor grado de complejidad. Por este motivo, en los sistemas de estudio posteriores se probarán los dos algoritmos BBO basado en Inmigración Parcial y Total para identificar cuál de ellos tiene un mejor desempeño en el problema de PET.



5.6. Sistema Garver sin Redespacho

5.6.1. Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos

El mínimo costo encontrado para el sistema de 6 nodos de Garver sin redespacho y considerando compensación ilimitada de reactivos (\$0/MVAR) es de \$ 188.000 [12], [13] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Los resultados presentados fueron obtenidos al realizar 10 simulaciones con cada variación de BBO, probados con un diferente número de individuos. El número máximo de iteraciones permitido fue 150.

Los resultados presentados en las Tablas 5.9 y 5.10 muestran el desempeño de los algoritmos BBO basados en Inmigración, donde se aprecia que la diferencia existente entre los resultados obtenidos de ambos algoritmos no es significativa. Sin embargo, se observa que el porcentaje de éxito tiende a incrementar a medida que se incrementa el número de individuos de la población, lográndose así una tasa de éxito entre 10% y 40% para BBO basado en inmigración parcial y de 20% a 60% para BBO basado en inmigración total. El proceso de convergencia se muestra en las Figuras 5.13 y 5.14. Se verifica que la solución en ambos algoritmos converge a valores cercanos, diferente a lo que sucede en los algoritmos de BBO basados en Emigración, al igual que en la sección 5.5.2. Para ilustrar el comportamiento de convergencia de los algoritmos de BBO basados en Emigración, se ha realizado 10 simulaciones del programa cuyos resultados se presentan en las Figuras 5.15 y 5.16.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	10	40	30	30	40
# de Iteraciones Promedio	57	49	79	85	111
Desviación en el # iteraciones	0	53	21	25	34
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	3420	3880	7900	10240	16688
Valor mínimo (US\$x1000)	188	188	188	188	188

Tabla 5.9: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max 150 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	20	40	30	30	60
# de Iteraciones Promedio	30	66	81	99	92
Desviación en el # iteraciones	6	54	54	27	46
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	1800	5280	8067	11880	13800
Valor mínimo (US\$x1000)	188	188	188	188	188

Tabla 5.10: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max 150 Iteraciones.

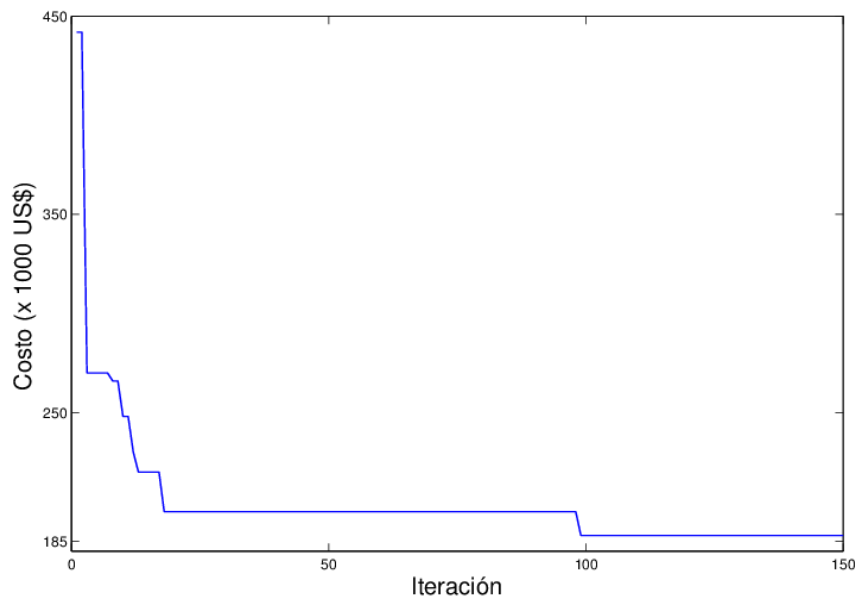


Figura 5.13: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

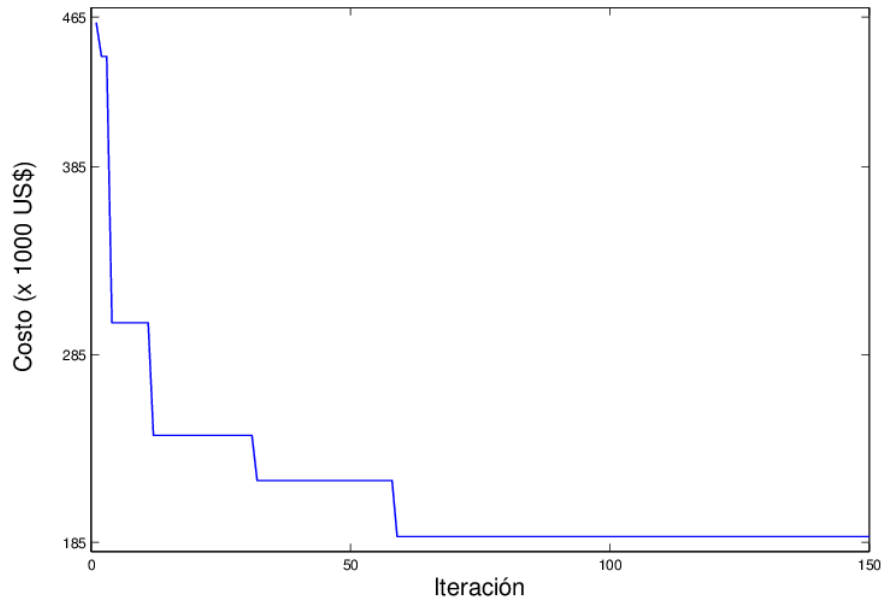


Figura 5.14: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

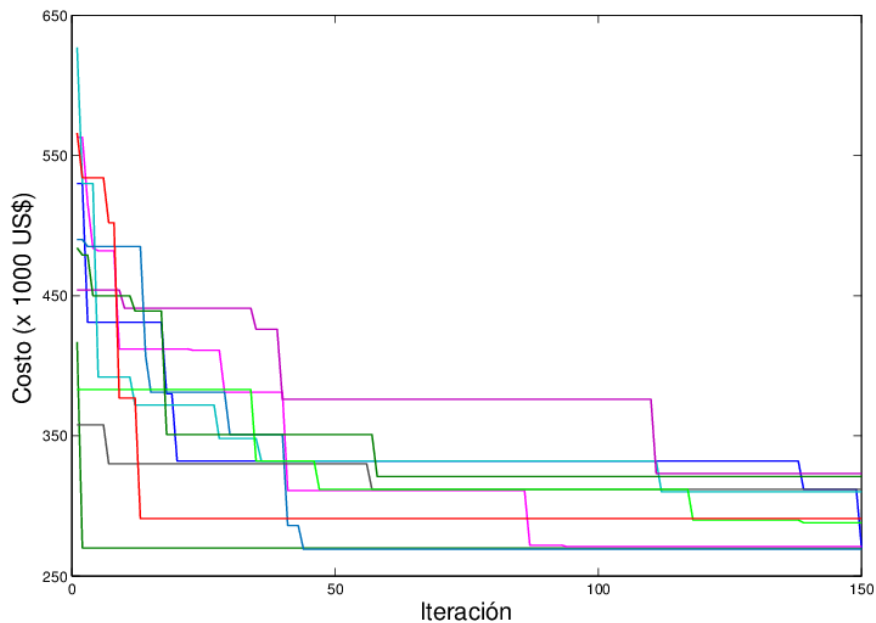


Figura 5.15: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

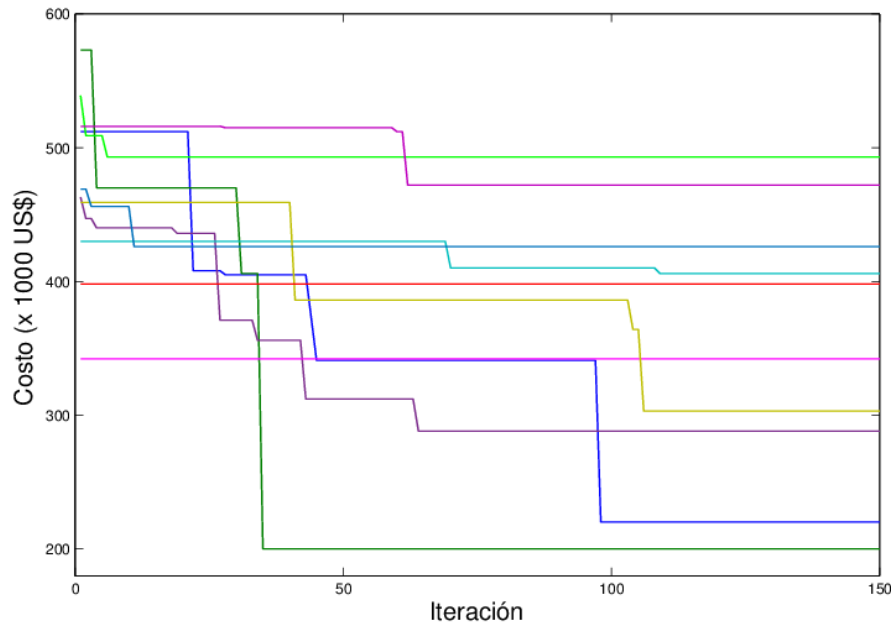


Figura 5.16: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Límite de Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

5.6.2. Sistema Garver sin Redespacho y sin Reactivos

El mínimo costo encontrado para el sistema de 6 nodos de Garver sin redespacho y sin considerar la compensación shunt es de \$268.000 [12], [13] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Para este escenario los resultados fueron obtenidos al realizar 10 simulaciones y el número máximo de iteraciones permitido fue 150. Como se observa en las Tablas 5.11 y 5.12, de los dos algoritmos basados en Inmigración, se obtuvo un 20% más de éxito con el algoritmo BBO basado en Inmigración Total cuando se trabajó con una población de 80 individuos en adelante; además, se observa que a mayor número de individuos que son utilizados en la población, mayor es el porcentaje de éxito obtenido, sin embargo, no existe mucha diferencia en el desempeño entre los dos



algoritmos de solución; los resultados del proceso de convergencia de estos dos algoritmos se muestran en las Figuras 5.17 y 5.18 respectivamente. Las pruebas realizadas con el algoritmo BBO basado en Emigración Parcial y Total no alcanzaron un valor de estado estable, es decir estos dos algoritmos no convergieron en un determinado valor, como se aprecia en las Figura 5.19 y 5.20.

Se observa que este plan de expansión es más costoso que el encontrado en el sistema Garver sin redespacho sin límite de reactivos, debido principalmente a que en este escenario de estudio no se permite la compensación de reactivos, lo que lleva a la necesidad de construir más líneas de transmisión con el objetivo de que el sistema opere en condiciones estables. Específicamente este plan considera la construcción de 2 líneas de transmisión adicionales entre las barras 1 y 2, con respecto al caso anterior.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	20	20	40	50	70
# de Iteraciones Promedio	122	71	53	104	100
Desviación en el # iteraciones	21	58	32	15	39
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	7290	5680	5325	12456	14957
Valor mínimo (US\$x1000)	268	268	268	268	268

Tabla 5.11: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver sin redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	20	40	70	70	90
# de Iteraciones Promedio	101	91	64	71	84
Desviación en el # iteraciones	63	40	47	36	41
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	6030	7300	6371	8486	12550
Valor mínimo (US\$x1000)	268	268	268	268	268

Tabla 5.12: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver sin redespacho sin Reactivos. Max. 150 Iteraciones.

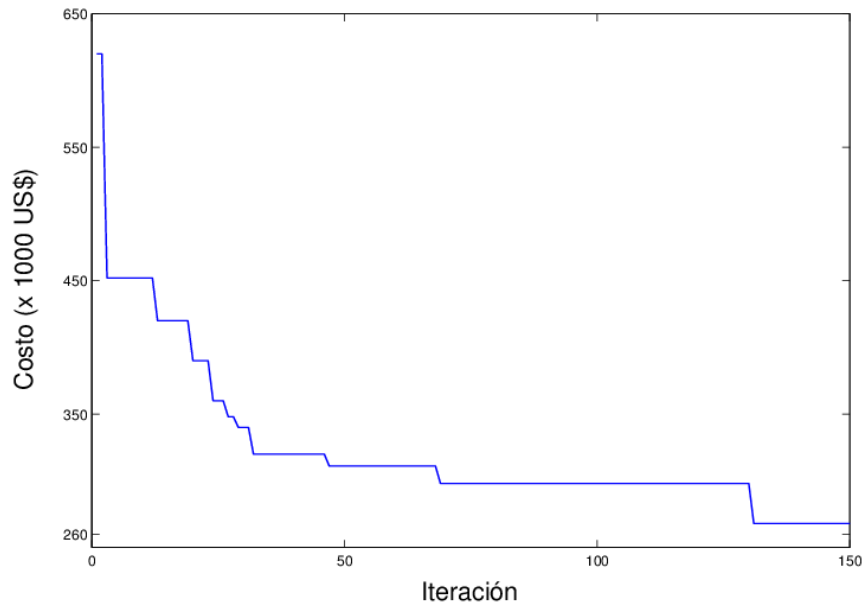


Figura 5.17: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

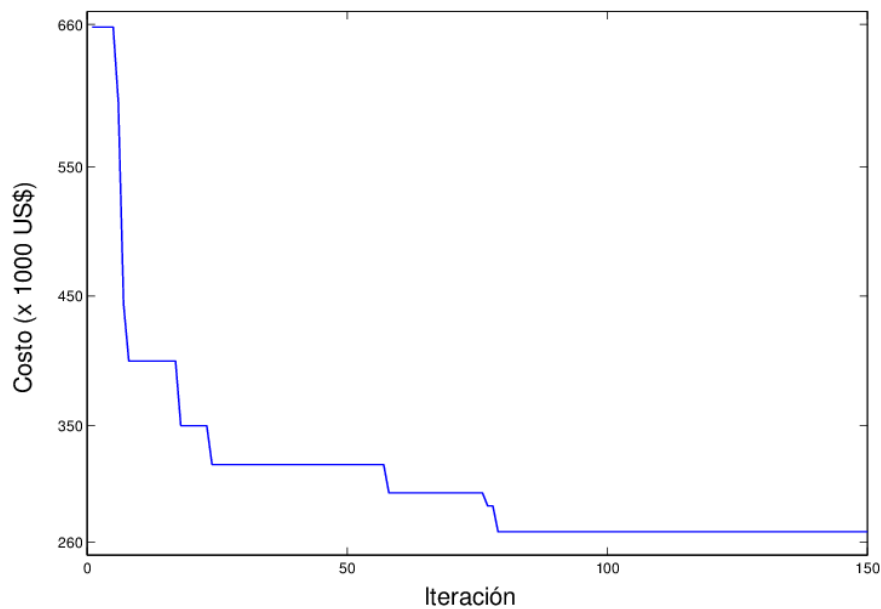


Figura 5.18: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, usando 150 individuos y 150 iteraciones.

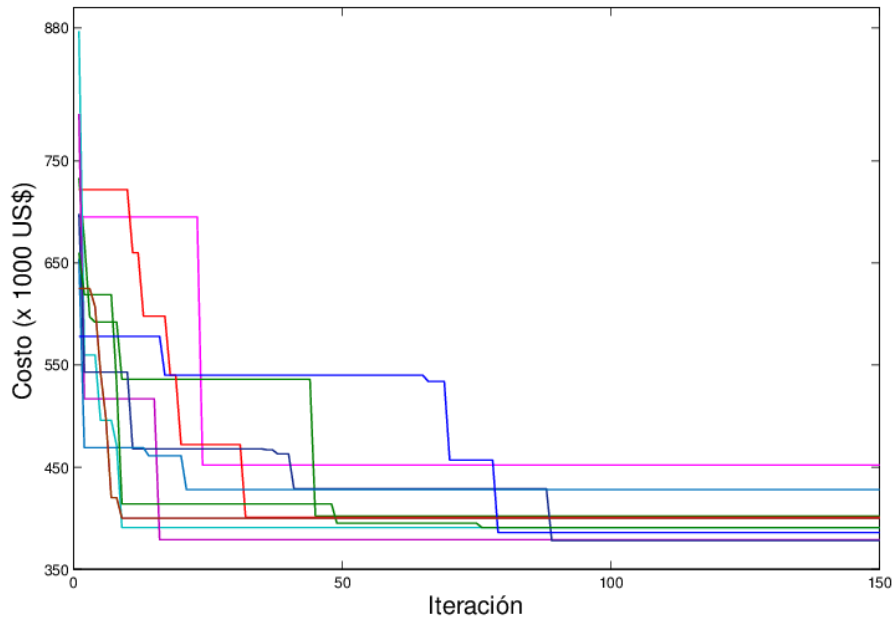


Figura 5.19: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Parcial, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, (10 experimentos, 150 individuos y 150 iteraciones).

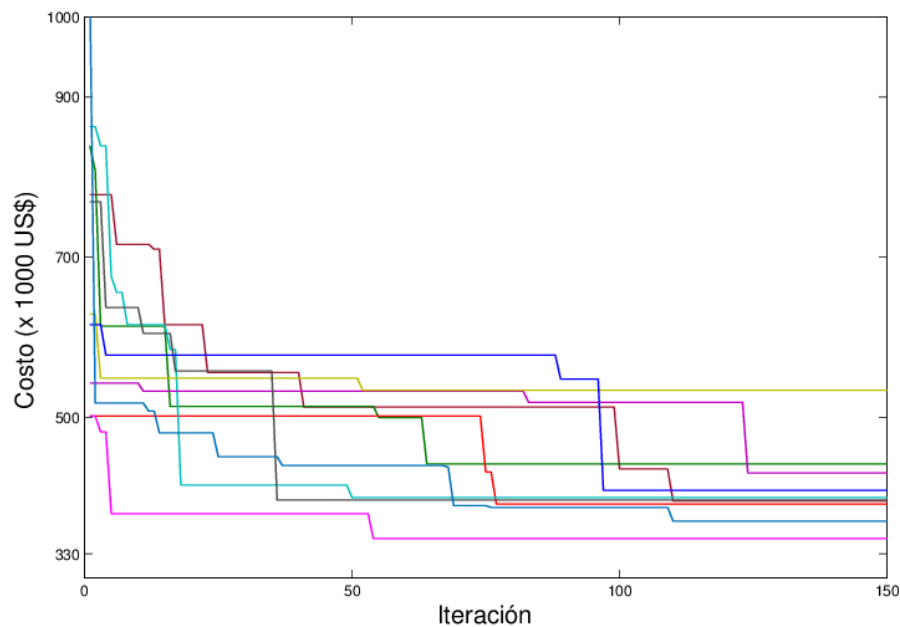


Figura 5.20: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Emigración Total, Sistema Garver sin Redespacho sin Reactivos, (10 experimentos, 150 individuos y 150 iteraciones).



5.6.3. Sistema Garver sin Redespacho con Costo de Reactivos

El costo considerado para la compensación de reactivos en este escenario fue de \$1000/MVAR en base a las referencias [13], [12]. De esta manera el mínimo costo encontrado para el sistema de 6 nodos de Garver sin redespacho, considerando costo de la compensación shunt es de \$268.000 [12] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Adicionalmente se establece que no se requiere de compensación shunt.

De las Tablas 5.13 y 5.14, se concluye que el porcentaje de éxito es mayor para BBO basado en Inmigración parcial al trabajar con un número de hasta 100 individuos en la población de soluciones iniciales, mientras que al trabajar con una cantidad de individuos superior, el algoritmo BBO basado en Inmigración Total se desempeña mejor debido a su mayor porcentaje de éxito. Adicionalmente, se observa que para ese algoritmo el número de evaluaciones de la función objetivo es menor que BBO basado en Inmigración Parcial, lo que implica, una reducción en el tiempo de cómputo, y también una reducción en el número de iteraciones requerido por el algoritmo para alcanzar el valor mínimo. En las Figuras 5.21 y 5.22 se presenta el proceso de convergencia para estas dos variantes de BBO.

El costo obtenido de este plan de expansión es superior que en el escenario donde se consideró la compensación de reactivos con un costo de \$0/MVAR (sin límite de reactivos), debido a que la mejor propuesta resulta en la construcción de nuevas líneas de transmisión, en tanto que la



compensación de reactivos produce una propuesta más costosa, por lo que no se necesita de compensación shunt.

En comparación con el escenario Garver sin redespacho, y sin compensación reactivos (Sección 5.6.2.) el plan de expansión final es el mismo ya que en ambos casos no se requiere de compensación de potencia reactiva, y las líneas de transmisión necesarias para cada plan fueron las mismas. A pesar, de que los resultados del plan de expansión fueron idénticos, se observa que para este caso, existe una reducción considerable en lo que se refiere al número de iteraciones promedio, y por lo tanto, una reducción en el número de veces que fue evaluada la función objetivo, para ambos algoritmos de solución.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	30	50	70	70	70
# de Iteraciones Promedio	69	70	68	70	87
Desviación en el # iteraciones	63	46	43	27	45
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	4160	5584	6771	8383	13071
Valor mínimo (US\$x1000)	268	268	268	268	268

Tabla 5.13: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo de Garver Sin Redespacho Precio de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	30	40	50	80	90
# de Iteraciones Promedio	42	66	59	51	55
Desviación en el # iteraciones	31	51	29	26	39
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	2500	5240	5900	6120	8300
Valor mínimo (US\$x1000)	268	268	268	268	268

Tabla 5.14: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo de Garver Sin Redespacho Precio de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.

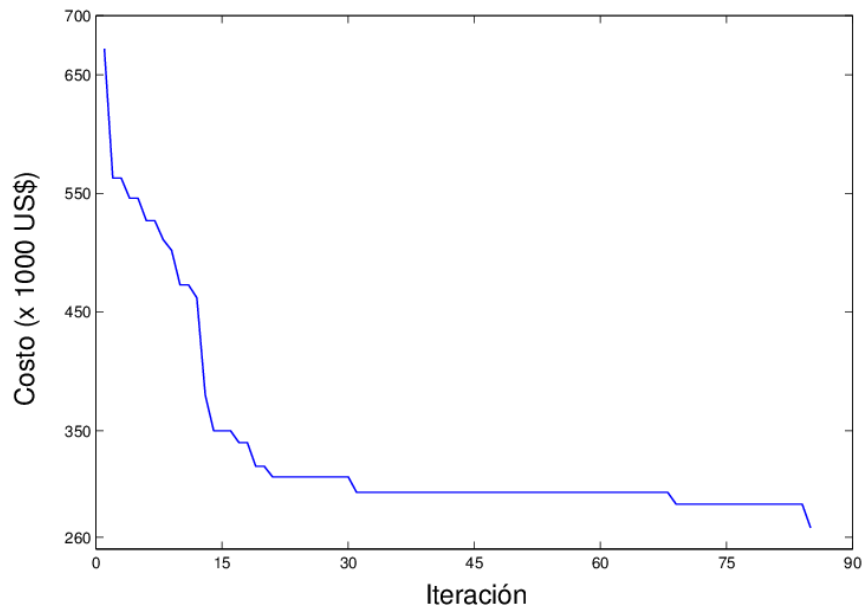


Figura 5.21: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema Garver con Costo de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.

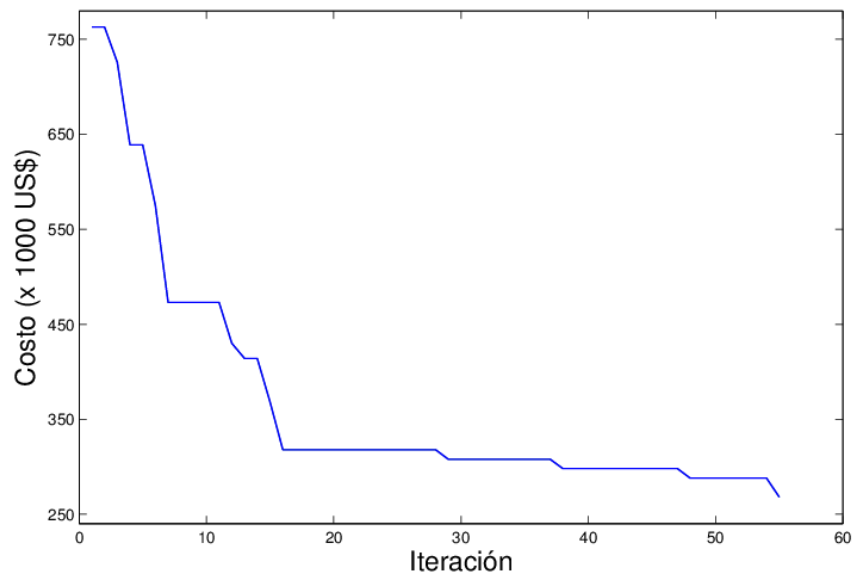


Figura 5.22: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema Garver con Costo de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.



5.7. Sistema IEEE de 24 Nodos con Redespacho y sin Límite de Reactivos

El mínimo costo encontrado para el sistema IEEE de 24 nodos con redespacho, considerando compensación ilimitada de reactivos (\$0/MVAR) es de \$51.000 [13] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Adicionalmente, se requiere para este plan una compensación shunt en las siguientes barras: $r_{q3} = 355.67$, $r_{q4} = 103.17$, $r_{q5} = 92.66$, $r_{q8} = 122.7$, $r_{q9} = 361.66$, $r_{q10} = 217.48$, $r_{q19} = 236.96$, y $r_{q20} = 139.31$ MVAR. Los resultados se obtuvieron al realizar 10 simulaciones, con 150 iteraciones, los cuales se presentan a continuación:

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	50	80	90	80	100
# de Iteraciones Promedio	68	57	61	61	74
Desviación en el # iteraciones	49	34	34	35	48
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	4056	4520	6122	7350	11115
Valor mínimo (US\$x1000)	51	51	51	51	51

Tabla 5.15: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	40	60	80	80	100
# de Iteraciones Promedio	66	52	64	53	67
Desviación en el # iteraciones	35	19	39	35	28
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	3930	4133	6413	6315	10050
Valor mínimo (US\$x1000)	51	51	51	51	51

Tabla 5.16: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Con Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 150 Iteraciones.



Se aprecia que no existe una diferencia significativa entre los dos algoritmos de solución, ya que este escenario es el que tiene mayor flexibilidad, debido a que permite la reprogramación de las unidades generadoras y la compensación sin costo de reactivos; sin embargo, se observa que el porcentaje de éxito obtenido con el algoritmo BBO basado en Inmigración Parcial es mayor que con BBO basado en Inmigración Total cuando se utilizan entre 60 y 100 individuos en la población de soluciones iniciales; además, el número de evaluaciones de la F.O. es menor con BBO basado en Inmigración Total, lo que implica una reducción en el número de iteraciones promedio requerido por cada simulación para alcanzar el valor mínimo.

Las Figuras 5.23 y 5.24 ilustran el proceso de convergencia para los dos algoritmos, en las que se observa que el conjunto de soluciones iniciales arrojan costos demasiado altos en las primeras iteraciones para este escenario de prueba. Lo que complicaba que el algoritmo alcance con mayor facilidad el valor mínimo, por lo que en este escenario se trabajó con el costo total de las líneas de transmisión y se observó que había un incremento en la velocidad de convergencia de los dos algoritmos aplicados.

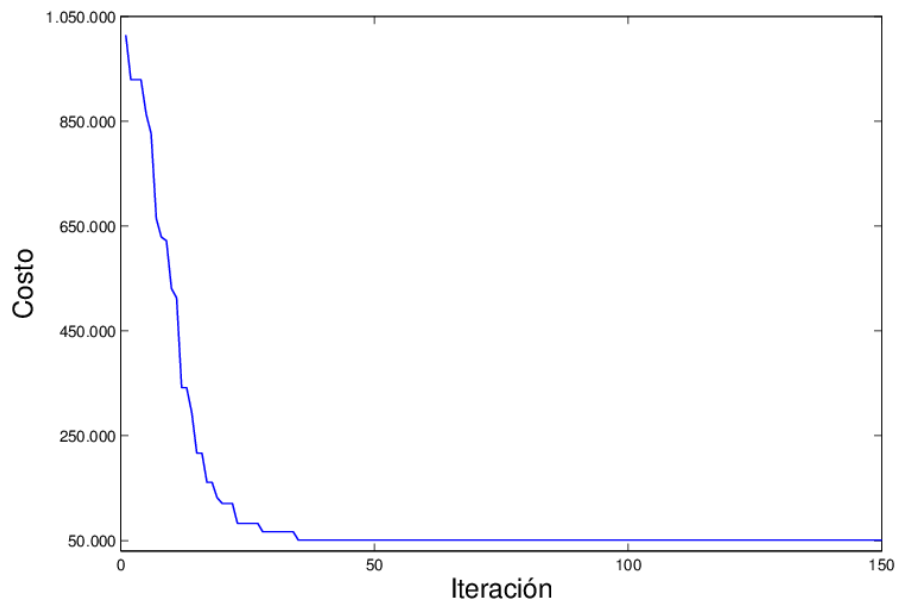


Figura 5.23: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.

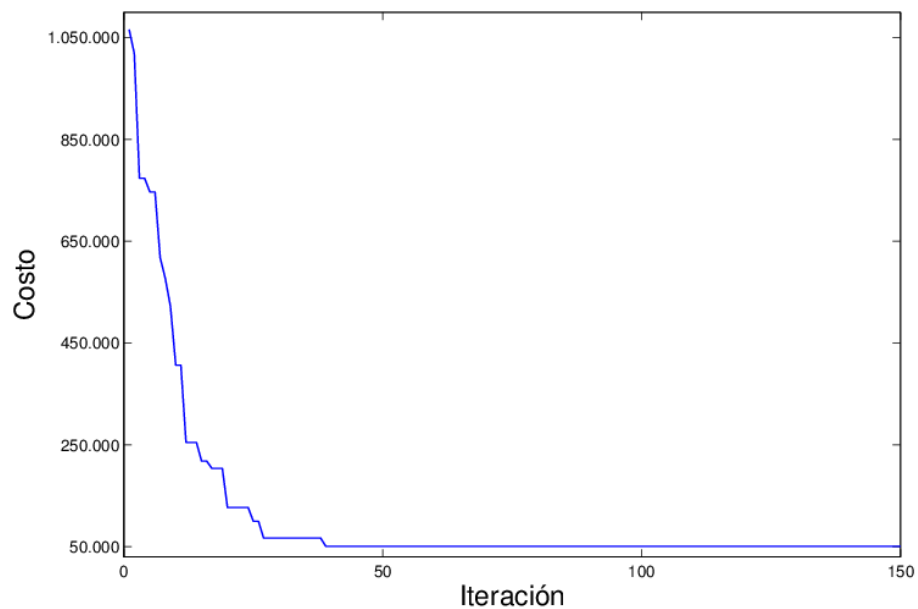


Figura 5.24: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.



5.8. Sistema IEEE de 24 Nodos sin Redespacho

5.8.1. Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos

El mínimo costo encontrado para el sistema IEEE de 24 nodos sin redespacho, considerando compensación ilimitada de reactivos es de \$113.000 [13], [12] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Las pruebas realizadas para este escenario fueron ejecutadas considerando un número máximo de 250 iteraciones y 10 simulaciones para cada algoritmo de solución. Los resultados obtenidos, que se presentan en las Tablas 5.17 y 5.18, muestran que la tasa de éxito con las dos variaciones de BBO es relativamente baja, llegando a converger al valor mínimo encontrado en 1 de cada 10 simulaciones; además, se observa que el número de iteraciones promedio al igual que el número de veces que es evaluada la función objetivo, se reduce considerablemente con el algoritmo BBO basado en Inmigración Total, cuando se utilizan a partir de 80 individuos en la población de soluciones iniciales.

Se verifica también que en el algoritmo BBO basado en Inmigración Parcial el número de iteraciones promedio varía entre 36 y 245, mientras que en BBO basado en Inmigración Total las iteraciones promedio se encuentran entre 69 y 131, lo que implica un mayor desplazamiento en el espacio de búsqueda por parte de este último algoritmo.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	10	10	10	10	10
# de Iteraciones Promedio	36	164	160	245	241
Desviación en el # iteraciones	0	0	0	0	0
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	2160	13120	16000	29400	36150
Valor mínimo (US\$x1000)	113	113	113	113	113

Tabla 5.17: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	10	20	10	10	10
# de Iteraciones Promedio	105	127	69	131	111
Desviación en el # iteraciones	0	7	0	0	0
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	6300	10160	6900	15660	16650
Valor mínimo (US\$x1000)	113	113	113	113	113

Tabla 5.18: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Límite de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.

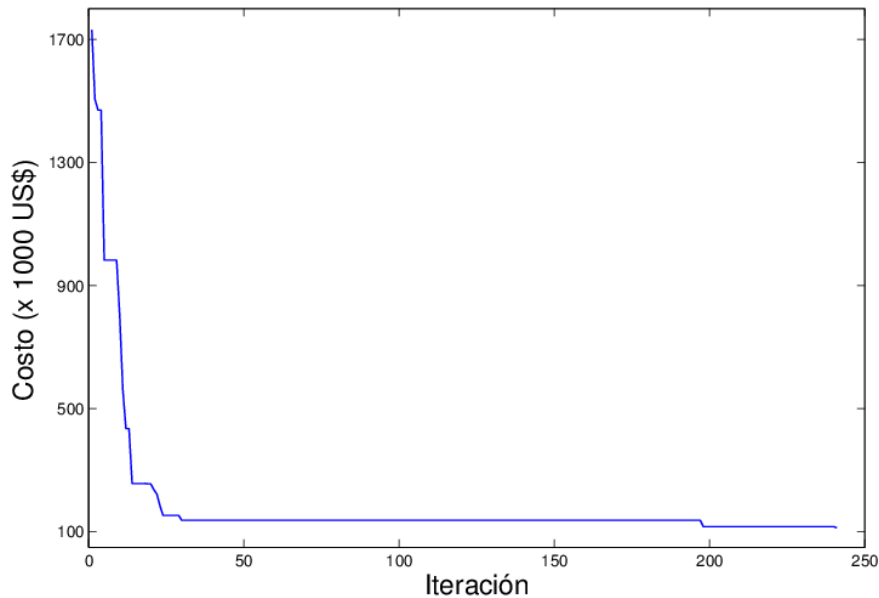


Figura 5.25: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones.

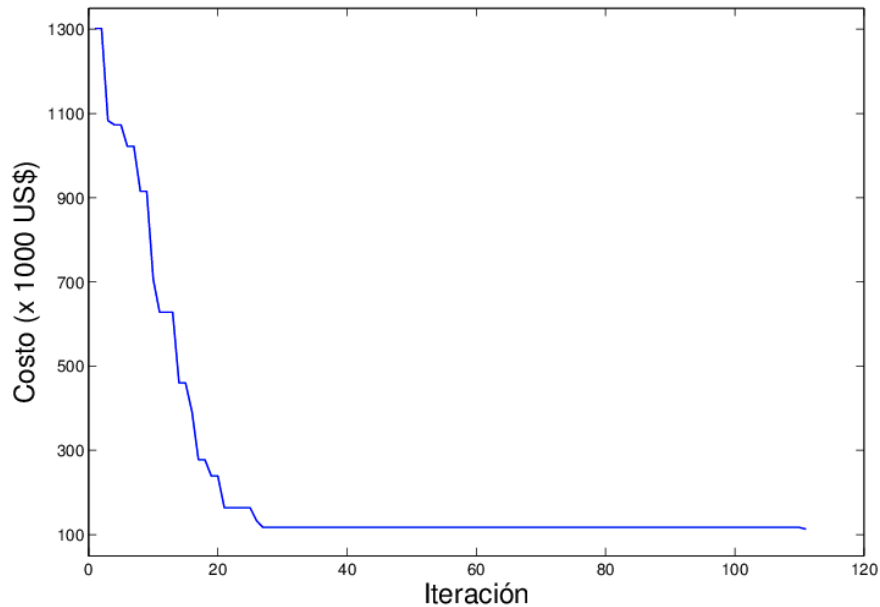


Figura 5.26: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Límite de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones

En las Figuras 5.25, y 5.26, que representan el proceso de convergencia para los dos algoritmos se verifica que, el algoritmo BBO basado en Inmigración parcial converge al valor mínimo en aproximadamente 250 iteraciones, mientras que BBO basado en Inmigración Total converge en menos de 120 iteraciones, lo que significa una reducción aproximada del 50% en el número de iteraciones usando este último algoritmo.



5.8.2. Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho y sin Reactivos

Las pruebas realizadas para este escenario fueron ejecutadas considerando un número máximo de 150 iteraciones y 10 simulaciones para cada algoritmo de solución. El mínimo costo encontrado para el sistema IEEE de 24 nodos sin redespacho, sin considerar la compensación de reactivos es de \$149.000 [13] y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Para este escenario de estudio, (Tablas 5.19 y 5.20), la tasa de éxito para BBO basado en Inmigración Parcial se encuentra entre 50% y 90%, mientras que para BBO basado en Inmigración Total se encuentra entre 60% y 90%. Se observa un incremento en el porcentaje de éxito entre el 10% y 30% en relación al anterior algoritmo, si se utilizan de 60 a 100 individuos. Además, se observa que con BBO basado en Inmigración Total el número de veces que es evaluada la función objetivo disminuye al utilizar más de 100 individuos, reduciéndose a la vez el número de iteraciones promedio requerido para que el algoritmo alcance el valor mínimo. Para ilustrar el proceso de convergencia de las dos variantes de BBO se presentan las Figuras 5.27 y 5.28.

Por otro lado, el costo obtenido para este escenario es mayor que el caso anterior (Sistema IEEE de 24 nodos sin redespacho sin límite de reactivos sección 5.8.1.), ya que, para el presente escenario de estudio se permite únicamente la adición de líneas de transmisión, requiriendo de esta manera la construcción de 1 línea de transmisión adicional entre las barras 16 y 17, comparado con el caso anterior.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	50	60	70	90	90
# de Iteraciones Promedio	49	54	43	55	49
Desviación en el # iteraciones	11	27	10	34	26
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	2928	4320	4271	6600	7350
Valor mínimo (US\$x1000)	149	149	149	149	149

Tabla 5.19: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	60	90	80	90	90
# de Iteraciones Promedio	72	62	41	44	35
Desviación en el # iteraciones	41	33	10	20	7
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	4320	4996	4138	5307	5367
Valor mínimo (US\$x1000)	149	149	149	149	149

Tabla 5.20: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho sin Reactivos. Max 150 Iteraciones.

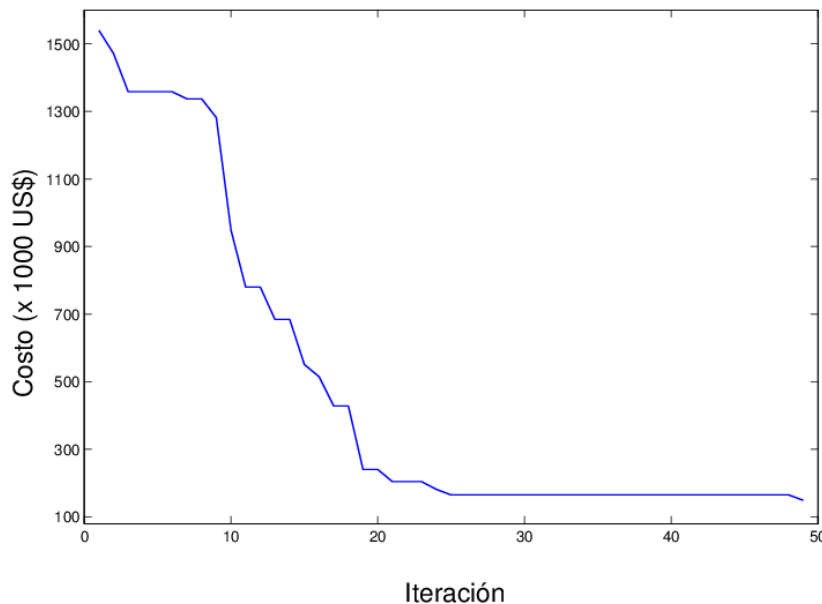


Figura 5.27: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.

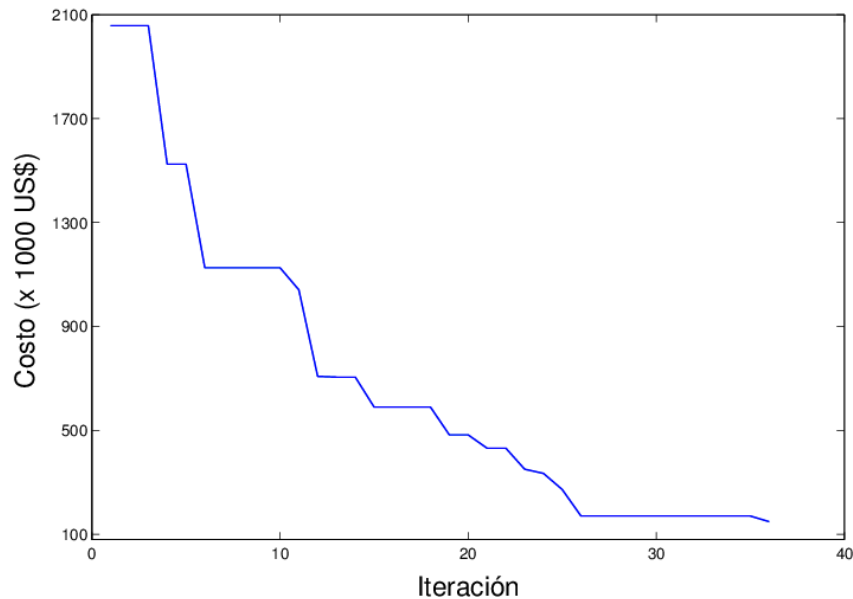


Figura 5.28: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho sin Reactivos, 150 individuos y 150 iteraciones.

5.8.3. Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos

El menor costo encontrado para el sistema IEEE de 24 nodos sin redespacho, considerando un costo de \$100/MVAR es de \$51.000 y corresponde a la adición de las siguientes líneas de transmisión:

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

Adicionalmente se establece que se requiere para este plan una compensación shunt con un costo de \$158.000, en las siguientes barras: $r_{q3} = 303.56$, $r_{q4} = 116.35$, $r_{q5} = 99.87$, $r_{q8} = 250.15$, $r_{q9} = 334.22$, $r_{q10} = 144.13$, $r_{q19} = 205.01$, y $r_{q20} = 156.79$ MVAR.

Los resultados se obtuvieron al realizar 10 simulaciones, tomando en cuenta un número máximo de 250 iteraciones, sin embargo, se aprecia en



las Tabla 5.21 y 5.22, que el número de iteraciones promedio en las que cada algoritmo alcanza la convergencia se encuentra entre 40 y 64 (muy por debajo de las 250 iteraciones consideradas para las simulaciones), con una tasa de éxito del 100% en todas las simulaciones realizadas. Por otro lado, al asignar un costo de \$100/MVAR se incurre en un costo de expansión mayor en comparación con los dos escenarios de estudio anteriores, en el que se consideró un costo de \$0/MVAR, y en el que no se tomó en cuenta la compensación shunt. Finalmente, para ilustrar el proceso de convergencia de las dos variantes de BBO se presentan las Figuras 5.29 y 5.30.

Las Figuras 5.29 y 5.30 representan el proceso de convergencia para los dos algoritmos, en las que se observa que el conjunto de soluciones iniciales arrojaban costos demasiado altos en las primeras iteraciones para este escenario de prueba.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	100	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	62	47	54	66	40
Desviación en el # iteraciones	62	33	21	31	24
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	3738	3752	5390	7896	6015
Valor mínimo (US\$x1000)	51	51	51	51	51

Tabla 5.21: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Parcial, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho con Costo de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.

Individuos	60	80	100	120	150
Éxito (%)	100	100	100	100	100
# de Iteraciones Promedio	64	70	42	53	35
Desviación en el # iteraciones	32	49	10	26	16
Prom. de Evaluaciones de la F.O.	3816	5576	4190	6396	5295
Valor mínimo (US\$x1000)	51	51	51	51	51

Tabla 5.22: Desempeño de BBO Basado en Inmigración Total, Modelo IEEE de 24 nodos Sin Redespacho con Costo de Reactivos. Max. 250 Iteraciones.

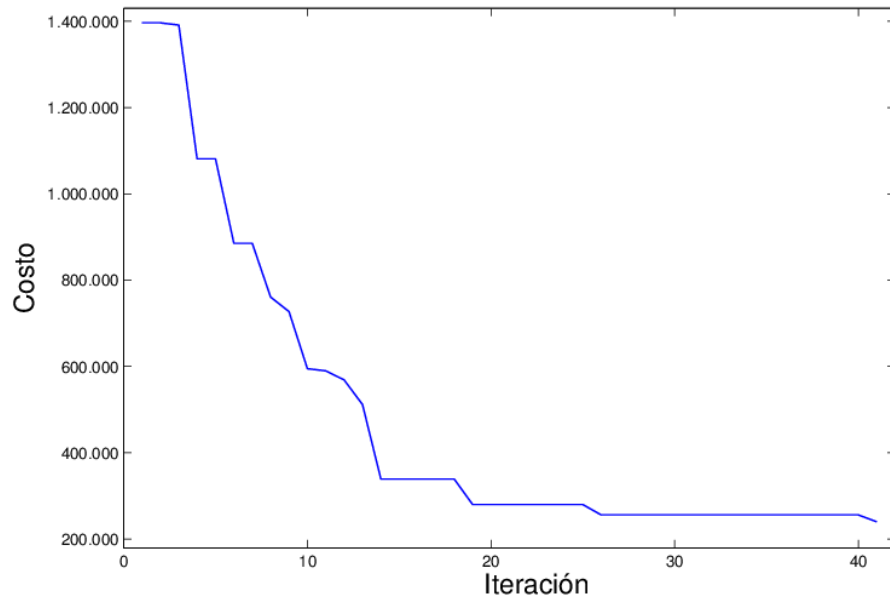


Figura 5.29: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Parcial, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones.

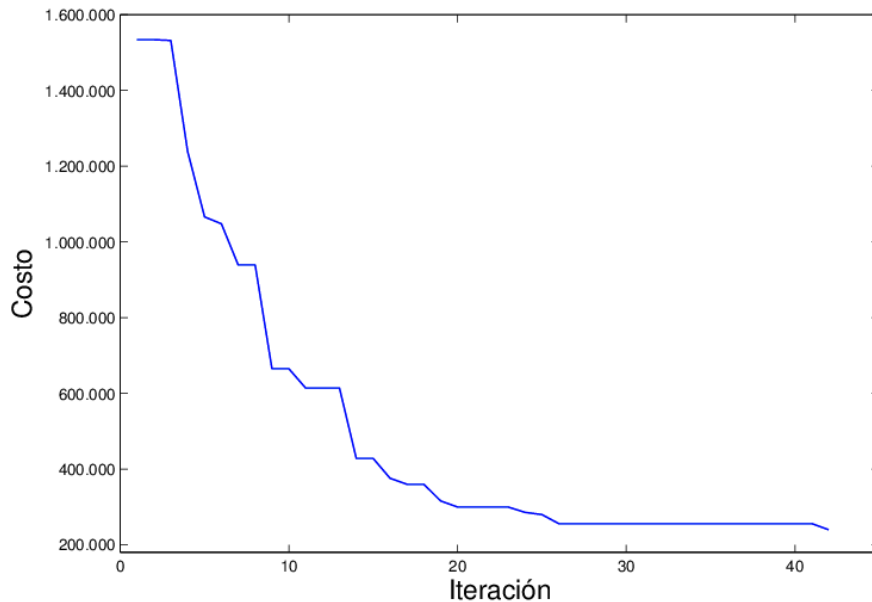


Figura 5.30: Proceso de convergencia algoritmo BBO Basado en Inmigración Total, Sistema IEEE de 24 nodos sin Redespacho con Costo de Reactivos, 150 individuos y 250 iteraciones.



5.9. Resumen de Costos

Las tablas 5.23, 5.24, y 5.25 presentan un resumen de la inversión requerida en cada uno de los planes de expansión de los sistemas analizados.

Líneas	Garver Con Redespacho	
	Sin Límite Reactivos	Sin Reactivos
1 - 2		2
2 - 6	3	2
3 - 5	1	1
3 - 6		
4 - 6		2
Costo (US\$ x 1000)	110	220

Tabla 5.23: Resumen de Costos Sistema Garver con Redespacho

Líneas	Garver Sin Redespacho		
	Sin Límite Reactivos	Sin Reactivos	\$1000/MVAR
1 - 2		2	2
2 - 6	2	2	2
3 - 5	1	1	1
3 - 6	1	1	1
4 - 6	2	2	2
Costo (US\$ x 1000)	188	268	268
Costo Comp. (US\$ x 1000)			0

Tabla 5.24: Resumen de Costos Sistema Garver sin Redespacho



Líneas	IEEE de 24 nodos			
	Con Redespacho	Sin Redespacho		
	Sin Límite Reactivos	Sin Límite Reactivos	Sin Reactivos	\$100/MVAR
1 - 2	1	1	1	1
6 - 10	1	1	1	1
7 - 8	2	2	2	2
13 - 14		1	1	
16 - 17			1	
Costo (US\$ x 1000)	51	113	149	51
Costo Comp. (US\$ x 1000)				158

Tabla 5.25: Resumen de Costos Sistema IEEE de 24 Nodos



CAPITULO 6

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

Uno de los objetivos planteados al inicio de este trabajo de investigación fue explorar una técnica de optimización adicional que haga factible el uso del modelo AC en el problema de PET. Se propuso el algoritmo de solución basado en bio-geografía el cual había sido previamente aplicado para resolver diferentes problemas en diversas áreas de la vida real, aunque poco explorado en el área de sistemas eléctricos de potencia. Con el algoritmo BBO se obtuvo resultados aceptables en las pruebas realizadas, lo que hace factible su aplicación en el problema de PET, y sobre todo el uso del modelo AC.

En el algoritmo BBO se observó que el parámetro de migración combinada como está definido no mejora el desempeño de BBO aplicado al PET, más bien, este parámetro empeora su desempeño, disminuyendo la tasa de éxito de los resultados obtenidos. Adicionalmente, al realizar la sintonización de parámetros se verificó que la curva de migración con la que se obtiene mejores resultados es la curva de migración sinusoidal, con una tasa de mutación de 3%.

Se aplicaron cuatro variantes de BBO, y de acuerdo a los resultados obtenidos, es posible afirmar que los algoritmos que mejor resultados presentan, ante distintas condiciones técnicas en un problema de PET, son los algoritmos basados en Inmigración Parcial y Total, lo que implica que la



tasa de inmigración tiene mayor influencia que la tasa de emigración, durante el proceso de migración en BBO. Se debe notar que, aunque se obtuvo buenos resultados con los algoritmos de BBO basados en Emigración en el sistema Garver con redespacho considerando reactivos ilimitados, éstos demostraron no tener la suficiente capacidad para manejar problemas de mayor complejidad.

Durante el desarrollo de los algoritmos basados en Emigración, se observó que se podía mejorar el rendimiento de estos algoritmos realizando algunos ajustes en el proceso de migración. De esta manera, se determinó que existía un incremento en la velocidad de convergencia y en el porcentaje de éxito de estos dos algoritmos si se seleccionaba solamente a aquellos individuos con los que se obtenía el menor costo (los mejores individuos) para que emigren y se distribuyan en los demás individuos de la población.

Esta mejora en los algoritmos basados en Emigración fue utilizada en el sistema Garver con redespacho considerando compensación de reactivos con un costo de \$0/MVAR (reactivos ilimitados), por lo que se obtuvo que el número de iteraciones promedio y la tasa de éxito sea superior a los algoritmos basados en Inmigración; sin embargo, en los escenarios de prueba posteriores se aplicó esta modificación y también se aplicó los algoritmos básicos sin cambios, sin llegar a conseguir resultados aceptables, ya que estos dos algoritmos no llegaron a converger en un determinado valor.

De las dos variaciones de BBO basados en Inmigración, se observa que hay una pequeña ventaja al trabajar con BBO basado en Inmigración Total, con el cual se obtuvo un mejor desempeño en la mayoría de los escenarios de prueba analizados, sin embargo, no existe una diferencia significativa que demuestre que este algoritmo es definitivamente el mejor, al trabajar con sistemas de prueba pequeños. Por lo tanto, ambos algoritmos



podrían ser empleados en el problema PET, para obtener resultados de expansión razonables.

Los costos obtenidos de los planes de expansión son consistentes con los resultados obtenidos en las referencias proporcionadas, sin embargo, en el sistema IEEE de 24 nodos, estos costos son menores que los encontrados con otros algoritmos desarrollados para este fin.

Con el algoritmo BBO se obtiene un costo del plan de expansión menor para el escenario IEEE de 24 nodos con redespacho sin límite de reactivos (\$0/MVAR) y para el escenario IEEE de 24 nodos sin redespacho sin reactivos. Por otro lado, el costo del plan de expansión para el escenario IEEE de 24 nodos considerando un costo de \$100/MVAR correspondiente a la adición de nuevas líneas de transmisión es menor que el costo encontrado en las referencias dadas, sin embargo el costo total considerando el costo de reactivos es superior al costo encontrado en dichas referencias.

En definitiva, el algoritmo BBO demostró tener buenas características de exploración y explotación como para ser aplicado exitosamente en el problema de PET. De la misma manera el éxito conseguido al trabajar con sistemas de prueba pequeños sientan las bases para mejorar el desempeño de este algoritmo con el fin de aplicarlo a sistemas de prueba de mayor tamaño y con ello tener la posibilidad de crear alternativas de métodos de solución que hagan factible el uso del modelo AC en sistemas de potencia de tamaño real.

6.2. Propuestas Para Trabajos Futuros

Cuando una variable independiente es seleccionada para mutar, debemos decidir cómo vamos modificar esa variable, por lo que varios métodos pueden ser utilizados en este proceso, y con ello se puede mejorar el desempeño de BBO.



También se puede mejorar el proceso de mutación del algoritmo BBO combinándolo con otro tipo de meta heurística como en la referencia [38], donde se determina que BBO tiene mejor desempeño que el algoritmo planteado inicialmente al utilizar búsqueda tabú en el proceso de mutación.

Puede aplicarse otra variación de BBO al problema de PET, denominada BBO basado en Oposición (Oppositional Biogeography-Based Optimization) que de acuerdo a [43] tiene mejor desempeño que BBO, donde se observa un incremento en la tasa de éxito, y una reducción en el número de evaluaciones de la función objetivo.

Se puede explorar la aplicación del algoritmo BBO a sistemas eléctricos de potencia de mayor tamaño, y considerar la incorporación de pérdidas, contingencias e incertidumbre en la generación o demanda.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. M. Alvarado Brito, “Servicios de Medición Avanzada (AMI) para Redes Inteligentes y su Adaptabilidad en el Marco de la Legislación Ecuatoriana,” Universidad de Cuenca. Tesis de Maestría., 2011.
- [2] 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.
- [3] S. P. Torres, C. A. Castro, R. M. Pringles, and W. Guaman, “Comparison of particle swarm based meta-heuristics for the electric transmission network expansion planning problem,” in *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2011.
- [4] W. E. Barreto, S. P. Torres, and C. A. Castro, “Study of particle swarm optimization variations applied to transmission expansion planning,” in *2013 IEEE Grenoble Conference*, 2013, pp. 1–6.
- [5] S. P. Torres and C. A. Castro, “Parallel particle swarm optimization applied to the static Transmission Expansion Planning problem,” in *2012 Sixth IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA)*, 2012, pp. 1–6.
- [6] M. J. Rider, “Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Usando os Modelos CC - CA e Tecnicas de Programação Nao - Linear,” p. 236, 2006.
- [7] J. A. Taylor and F. S. Hover, “Linear Relaxations for Transmission System Planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 4, pp. 2533–2538, Nov. 2011.
- [8] R. A. Jabr, “Optimization of AC Transmission System Planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 3, pp. 2779–2787, Aug. 2013.
- [9] J. A. Taylor and F. S. Hover, “Conic AC transmission system planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 2, pp. 952–959, May 2013.
- [10] S. P. Torres, R. A. de Araujo, C. A. Castro, and J. Pissolato, “Security constrained transmission expansion planning for smart transmission



- grids based on the AC network model,” in *2014 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES T&D-LA)*, 2014, pp. 1–6.
- [11] S. P. Torres and C. A. Castro, “Expansion Planning for Smart Transmission Grids Using AC Model and Shunt Compensation,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 8, no. 5, pp. 966–975, 2014.
- [12] A. Peñaherrera Wilches, “Planeamiento de la Expansión de los Sistemas Eléctricos de Transmisión Utilizando el Modelo AC Resuelto Mediante Algoritmos Evolutivos,” Tesis de Maestría. Universidad de Cuenca., 2015.
- [13] 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.
- [14] A. M. Ariza Ramírez, “Métodos Utilizados Para El Pronóstico De Demanda De Energía Eléctrica En Sistemas De Distribución,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2013.
- [15] M. S. Antonio, H. E. Zuluaga, P. D. Ramón, and A. Gallego, “Planeamiento de sistemas eléctricos de transmisión usando grasp.”
- [16] CONELEC, “Perspectiva y Expansión del Sistema Eléctrico Ecuatoriano,” *Plan Maest. Electríf. 2013-2022*, vol. 3, 2013.
- [17] CELEC and TRANSELECTRIC, “Seminario de Capacitación ‘ Planificación de la Expansión del Sistema de Transmisión Utilizando Algoritmos Evolutivos ,’” 2010.
- [18] J. J. Grainger and W. D. Stevenson, *Análisis de Sistemas de Potencia*. McGraw-Hill, 1996.
- [19] E. A. Moreno and V. H. Hinojosa, “Flujo óptimo de Potencia Utilizando Algoritmos Evolutivos Programación en Digsilent,” pp. 20–30.
- [20] 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.
- [21] Á. García Sánchez, “Técnicas Metaheurísticas,” p. 47.



- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] I. G. Sánchez Chura, “Planificación de Sistemas de Transmisión Usando Un Método de Puntos Interiores,” Universidad Nacional De Ingeniería, 2006.
- [25] L. M. Escobar Vargas, A. Duque Gomez, J. N. Melchor Gutierrez, and A. H. Escobar Zuluaga, “Planeamiento de sistemas de transmisión de energía eléctrica usando AMPL,” *Sci. Tech.*, vol. 2, no. 51, pp. 22–27, 2012.
- [26] A. Escobar Zuluaga, “Planeamiento Dinámico De La Expansión De Transmisión Usando Algoritmos Combinatoriales,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2002.
- [27] I. de Jesus Silva, “Planejamento da expansão de sistemas de transmissão considerando segurança e planos de programação da geração,” Tese de doutorado. Universidade Estadual de Campinas, 2005.
- [28] A. R. Wallace, *The Geographical Distribution of Animals.*, vol. 1. New York: HARPER & BROTHERS, PUBLISHERS, 1876.
- [29] C. Darwin, *THE ORIGIN OF ESPECIES*. New York: D. APPLETON AND COMPANY, 1859.
- [30] R. H. MacArthur and E. O. Wilson, *The theory of island biogeography / by Robert H. MacArthur and Edward O. Wilson*. 1967.
- [31] J. Jain and R. Singh, “Biogeographic-Based Optimization Algorithm for Load Dispatch in Power System,” vol. 3, no. 7, pp. 549–553, 2013.
- [32] Y. Yang, “A Modified Biogeography-Based Optimization for the Flexible Job Shop Scheduling Problem,” *Hindawi*, vol. 2015, p. 10, 2015.
- [33] T. Wilmot, G. Thomas, and B. Montavon, “Biogeography-Based



- Optimization for Hydraulic Prosthetic Knee Control,” p. 8, 2013.
- [34] M. Ovreiu and D. Simon, “Biogeography-based optimization of neuro-fuzzy system parameters for diagnosis of cardiac disease,” *Proc. 12th Annu. Conf. Genet. Evol. Comput. - GECCO '10*, p. 1235, 2010.
- [35] J. Jasper, S. Berlin Shaheema, and S. Berlin Shiny, “Natural image enhancement using a biogeography based optimization enhanced with blended migration operator,” *Math. Probl. Eng.*, vol. 2014, 2014.
- [36] D. Simon, “Biogeography-Based Optimization,” *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 12, no. 6, pp. 702–713, 2008.
- [37] D. SIMON, *Evolutionary Optimization Algorithm*. Cleveland State University: John Wiley and Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2013.
- [38] W. L. Lim, A. Wibowo, M. I. Desa, and H. Haron, “A Biogeography-Based Optimization Algorithm Hybridized with Tabu Search for the Quadratic Assignment Problem,” vol. 2016, 2016.
- [39] H. Ma, “An analysis of the equilibrium of migration models for biogeography-based optimization,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 180, no. 18, pp. 3444–3464, 2010.
- [40] H. Ma and D. Simon, “Biogeography-based optimization with blended migration for constrained optimization problems,” *Proc. 12th Annu. Conf. Genet. Evol. Comput. - GECCO '10*, p. 417, 2010.
- [41] 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.
- [42] V. Miranda, H. Keko, and A. Jaramillo, “EPSO: Evolutionary particle swarms,” *Stud. Comput. Intell.*, vol. 66, pp. 139–167, 2007.
- [43] M. Ergezer, D. Simon, and D. Du, “Oppositional biogeography-based optimization,” *Proc. 2009 IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, pp. 1009–1014, 2009.