



**UNIVERSIDAD DE CUENCA**  
**Facultad de Ingeniería**  
**Carrera de Ingeniería Eléctrica**

**“Planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas de transmisión  
usando el modelo AC”**

Trabajo de titulación previo  
a la obtención del Título de  
Ingeniero Eléctrico

**Autor: Juan Carlos Cortez Aucapiña**  
C.I. 010591654-8

**Director: Prof. Dr. Ing. Santiago Patricio Torres Contreras**  
C.I. 010244895-8

**Cuenca - Ecuador**  
**2018**



---

## Resumen

La Planificación de la Expansión de los sistemas eléctricos de Transmisión Multietapa (PETM), conocida también como planificación dinámica, busca contestar las preguntas dónde, cuántos y cuándo deben agregarse elementos nuevos como líneas de transmisión o transformadores al Sistema Eléctrico de Potencia (SEP) para permitir una adecuada y eficiente operación a lo largo del horizonte de planificación. Responder adecuadamente estas cuestiones permitiría lograr una adecuada operación del sistema y posibles beneficios económicos relacionados a la inversión en infraestructura. En esta tesis, se propone una formulación de corte de carga, extendida para el modelo de corriente alterna (AC) multietapa. Para resolver el problema de PETM, se utiliza una metaheurística llamada GRASPR. Esa técnica de optimización propuesta combina el procedimiento de búsqueda adaptable aleatorizado greedy (GRASP, siglas en inglés) y path relinking (PR, siglas en inglés) de una manera novedosa. Las soluciones fueron probadas en los sistemas de Garver e IEEE de 24 barras. Además, para mostrar la importancia de una planificación en varias etapas, el problema se resolvió para enfoques estáticos y cuasi dinámicos. Para validar los resultados, se compararon con otros obtenidos mediante la optimización de enjambre de partículas (PSO, siglas en inglés). El rendimiento de GRASPR sugiere que es una técnica prometedora para resolver el problema PETM. Finalmente, los resultados muestran la importancia de realizar la planificación de la expansión de sistemas eléctricos de transmisión de manera dinámica.

**Palabras clave:** EXPANSIÓN DINÁMICA, EXPANSIÓN MULTJETAPA DE SISTEMAS DE TRANSMISIÓN, GRASP, GRASPR, MODELO AC, *PATH RELINKING*.



## Abstract

Multistage Transmission Expansion Planning (MTEP) seeks to answer where, how many, and when new elements, like transmission lines or transformers, should be added to the electrical system for allowing a correct and efficient operation along the planning horizon. Answering these questions could allow to obtain some economic benefits in the long term. In this thesis, it is proposed a load shedding formulation extended for the multistage AC model. To solve the MTEP problem, a metaheuristic called GRASPR is used. The proposed optimization technique combines Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) and Path Relinking (PR) in a new way. Solutions were tested on Garver and IEEE 24 Bus test systems. Additionally, to show the importance of a multistage planning, the problem was solved for static and quasi-dynamic approaches. In order to validate the results, those were compared with the ones obtained by using PSO optimization. GRASPR performance suggest that it is a promising technique to solve MTEP problem. Finally, results show the importance to solve the electric transmission expansion planning problem in a dynamic way.

**Key Words:** AC MODEL, DYNAMIC PLANNING, GRASP, GRASPR, MULTISTAGE TRANSMISSION EXPANSION PLANNING, PATH RELINKING, POWER SYSTEM PLANNING.



## ÍNDICE DE CONTENIDO

<b>Lista de Figuras.....</b>	<b>7</b>
<b>Lista de Tablas .....</b>	<b>8</b>
<b>Lista de Algoritmos.....</b>	<b>10</b>
<b>Capítulo 1.....</b>	<b>13</b>
<b>INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.....</b>	<b>13</b>
1.1 Introducción .....	13
1.2. Justificación .....	16
1.3. Objetivo General .....	17
1.4 Objetivos Específicos .....	17
1.5 Contenido.....	17
<b>Capítulo 2.....</b>	<b>18</b>
<b>PROBLEMA DE EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN .....</b>	<b>18</b>
2.1 Conceptos básicos del PET .....	18
2.2 Planeamiento Multietapa de la Expansión del Sistema Eléctrico de Transmisión .....	22
2.3 Técnicas de solución para PET y PETM .....	25
2.4 Metaheurísticas GRASP y PR .....	28
<b>Capítulo 3.....</b>	<b>30</b>
<b>MODELOS MATEMÁTICOS PARA PET y PETM .....</b>	<b>30</b>
3.1 Modelo DC .....	30
3.2 Modelo AC .....	31
3.3 Discusión sobre los modelos .....	31
3.4 Modelo matemático del Planeamiento de la Expansión Multi-Etapa usando el modelo AC.....	32
<b>Capítulo 4.....</b>	<b>38</b>



---

<b>IMPLEMENTACIÓN Y DESARROLLO DE GRASPR (GRASP + PR)</b> .....	<b>38</b>
4.1 Implementación de GRASP.....	38
4.1.1 Parámetros de sintonización GRASP .....	40
4.1.2 Fase de construcción GRASP aplicado a la resolución del PETM .....	40
4.1.3 Búsqueda local GRASP aplicado a la resolución del PETM.....	42
4.1.4 Diagrama de flujo de GRASP .....	43
4.2 Implementación de Path Relinking .....	44
4.2.1 Parámetros de sintonización PR aplicado a la resolución del PETM .....	45
4.2.2 Comportamientos PR aplicado a la resolución del PETM.....	45
4.2.3 Funcionamiento de PR aplicado a la resolución del PETM .....	46
4.2.4 Diagrama de flujo de PR .....	47
4.3 Implementación del algoritmo GRASPR para la resolución del PETM .....	47
4.3.1 Lectura de Datos .....	48
4.3.2 Ajuste de parámetros generales.....	48
4.3.3 Ajuste de parámetros de sintonización .....	48
4.3.4 Creación de Población Inicial .....	49
4.3.5 Evaluación de la Población Inicial .....	50
4.3.6 Proceso de optimización con GRASPR.....	50
4.3.7 Evaluación del criterio de parada. ....	52
4.4.8 Diagrama de flujo de GRASPR .....	53
<b>Capítulo 5</b> .....	<b>54</b>
<b>PRUEBAS Y RESULTADOS</b> .....	<b>54</b>
5.1 Sistema Garver de 6 barras .....	56
5.1.1 Sistema Garver con re-despacho – problema PET estático .....	57
5.1.2 Sistema Garver con re-despacho – problema PET cuasi-dinámico .....	58
5.1.3 Sistema Garver con re-despacho - problema PET multietapa.....	60

---



---

5.1.4 Comparación de resultados de planeamientos para Garver con re-despacho....	62
5.1.5 Desempeño de GRASPR para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa .....	64
5.1.6 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa .....	67
5.1.7 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET estático .....	68
5.1.8 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET cuasi-dinámico .....	68
5.1.9 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET dinámico.....	69
5.1.10 Comparación de resultados de planeamientos para Garver sin re-despacho...	69
5.1.11 Desempeño de GRASPR para sistema Garver sin re-despacho – problema PET multietapa .....	71
5.1.12 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa .....	72
5.2 Sistema IEEE de 24 barras .....	73
5.2.1 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET estático .....	74
5.2.2 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET cuasi-dinámico..	75
5.2.3 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET dinámico .....	76
5.2.4 Comparación de resultados de planeamientos para sistema IEEE de 24 barras con re-despacho .....	77
5.2.5 Desempeño de GRASPR para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa .....	79
5.2.6 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa .....	81
5.2.7 Sistema IEEE De 24 barras sin re-despacho – problema PET estático.....	82
5.2.8 Sistema IEEE De 24 barras sin re-despacho – problema PET cuasi-dinámico ..	82
5.2.9 Sistema IEEE de 24 barras sin re-despacho – problema PET dinámico .....	83



---

5.2.10 Comparación de resultados de planeamientos para IEEE de 24 barras sin re-despacho .....	84
5.2.11 Desempeño de GRASPR para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa .....	84
5.2.12 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa .....	86
<b>Capítulo 6.....</b>	<b>87</b>
<b>CONCLUSIONES Y PROPUESTAS PARA TRABAJOS FUTUROS .....</b>	<b>87</b>
6.1 Conclusiones.....	87
6.2 Propuestas para Trabajos Futuros .....	90
<b>ANEXOS.....</b>	<b>91</b>
Anexo A: Sistema Garver.....	91
A.1 Datos del Sistema Garver Multietapa con re-despacho .....	91
A.2 Datos del Sistema Garver Multietapa con sin-despacho .....	92
Anexo B: Sistema de 24 nodos de IEEE .....	93
B.1 Datos del Sistema IEEE de 24 nodos Multietapa con re-despacho.....	93
B.2 Datos del Sistema IEEE de 24 nodos Multietapa sin re-despacho .....	96
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>98</b>



---

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Planeamiento estático .....	20
Figura 2.2 Planeamiento cuasi-estático.....	21
Figura 2.3 Planeamiento Multietapa .....	22
Figura 3.1 Función costo de la compensación shunt.....	37
Figura 4.1 Diagrama de flujo de GRASP.....	43
Figura 4.2 Diagrama de flujo de PR .....	47
Figura 4.3 Diagrama de flujo de GRASPR .....	53
Figura 5.1 Topología Sistema Garver.....	56
Figura 5.2 Topologías de distintos planeamientos de G_a1 .....	62
Figura 5.3 Topologías de distintos planeamientos para escenario G_a2.....	64
Figura 5.4 Convergencia de Mejores Experimentos de Tabla 5.12.....	65
Figura 5.5 Convergencia de Experimentos para escenario G_a1 75 %PR.....	66
Figura 5.6 Topologías de distintos planeamientos de G_b1 .....	70
Figura 5.7 Convergencia de experimentos para G_b1 .....	72
Figura 5.8 Topología Sistema IEEE 24. (Tomada de [39]) .....	73
Figura 5.9 Convergencia de Experimentos para escenario IEEE_a1 .....	81
Figura 5.10 Convergencia de GRASPR para escenario IEEE_b1 .....	85





---

## LISTA DE TABLAS

Tabla 4.1 Parámetros de Metaheurística GRASPR .....	49
Tabla 5.1 Cálculo del coeficiente de valor Presente .....	55
Tabla 5.2 Nombres de los escenarios para el sistema Garver.....	57
Tabla 5.3 Solución estática para G_a1 .....	58
Tabla 5.4 Solución estática para G_a2.....	58
Tabla 5.5 Solución cuasi-estática para G_a1 .....	59
Tabla 5.6 Solución cuasi-estática para G_a2 .....	60
Tabla 5.7 Solución multietapa para G_a1.....	61
Tabla 5.8 Solución multietapa para G_a2.....	61
Tabla 5.9 Comparación de resultados distintos planeamientos de G_a1 .....	62
Tabla 5.10 Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario G_a2 .....	63
Tabla 5.11 Parámetros de GRASPR para escenario G_a1 .....	64
Tabla 5.12 Desempeño de GRASPR para escenario G_a1. Variando %_PR .....	65
Tabla 5.13 Desempeño de GRASPR para escenario G_a1. Variando la población inicial.	66
Tabla 5.14 Comparación GRASPR vs PSO para escenario G_a1 .....	67
Tabla 5.15 Solución cuasi-estática para G_b1 .....	68
Tabla 5.16 Solución Multietapa para escenario G_b1 .....	69
Tabla 5.17 Comparación de resultados distintos planeamientos de escenario G_b1 .....	70
Tabla 5.18 Parámetros de GRASPR en para G_b1 .....	71
Tabla 5.19 Desempeño de GRASPR en G_b1.....	71
Tabla 5.20 Comparación GRASPR vs PSO para G_b1.....	72
Tabla 5.21 Nombres de los escenarios para el sistema IEEE de 24 barras.....	74
Tabla 5.22 Solución cuasi-estática para escenario IEEE_a1.....	75
Tabla 5.23 Solución cuasi-estática para escenario IEEE_a2.....	76
Tabla 5.24 Solución multietapa para escenario IEEE_a1 .....	76
Tabla 5.25 Solución multietapa para escenario IEEE_a2 .....	77
Tabla 5.26 Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario IEEE_a1	77
Tabla 5.27 Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario IEEE_a2	78



---

Tabla 5.28 Diferentes topologías del escenario IEEE_a2 multietapa.....	79
Tabla 5.29 Parámetros de GRASPR en escenario IEEE_a1 .....	79
Tabla 5.30 Desempeño de GRASPR en escenario IEEE_a1. Población inicial 80. ....	80
Tabla 5.31 Desempeño de GRASPR en escenario IEEE_a1. Población Inicial 60. ....	80
Tabla 5.32 Comparación GRASPR vs PSO para escenario IEEE_a1 .....	82
Tabla 5.33 Solución cuasi-estática para escenario IEEE_b1 .....	83
Tabla 5.34 Solución multietapa para escenario IEEE_b1 .....	83
Tabla 5.35 Comparación de resultados distintos planeamientos de escenario IEEE_b1. ...	84
Tabla 5.36 Parámetros de GRASPR para IEEE_b1. ....	84
Tabla 5.37 Desempeño de GRASPR en escenario IEEE_b1. ....	85
Tabla 5.38 Comparación GRASPR vs PSO para escenario IEEE_b1 .....	86



## LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 4.1 GRASP básico .....	40
Algoritmo 4.2 Fase de Construcción de GRASP .....	42
Algoritmo 4.3 Fase de Búsqueda Local de GRASP .....	42
Algoritmo 4.4 PR general .....	44
Algoritmo 4.5 PR aplicado al PETM .....	46
Algoritmo 4.6 Creación de Soluciones Iniciales .....	50



---

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio  
Institucional

---

Juan Carlos Cortez Aucapiña en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas de transmisión usando el modelo AC", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

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

Cuenca, 17 de octubre del 2018

---

Juan Carlos Cortez Aucapiña

C.I: 0105916548



### Cláusula de Propiedad Intelectual

---

Juan Carlos Cortez Aucapiña, autor del trabajo de titulación "Planificación óptima multietapa de la expansión de los sistemas 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, 17 de octubre del 2018

A handwritten signature in blue ink that reads "Juan C. Cortez".

---

Juan Carlos Cortez Aucapiña

C.I: 0105916548



## **CAPÍTULO 1**

### **INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS**

#### **1.1 Introducción**

El sistema eléctrico de cada país es el encargado de suministrar la energía eléctrica a los centros de consumo. Este proceso inicia en las centrales de generación con la conversión de energías como: hidráulica, térmica, química, solar u eólica en energía eléctrica. A continuación, la energía eléctrica es elevada a un nivel de tensión adecuado para su transporte, en el cual las líneas de transmisión son muy importantes. Finalmente, la energía llega a las subestaciones de distribución, en las cuales la tensión es reducida a voltaje de servicio para los distintos usuarios. En todo este proceso se debe cumplir con parámetros de seguridad, confiabilidad y calidad de energía, buscando que la inversión económica para la consecución de estos objetivos sea la más económica y óptima posible.

El sistema de transmisión, por lo tanto, desempeña un papel primordial, ya que la demanda de un Sistema Eléctrico de Potencia (SEP) aumenta en el tiempo debido a ciertos aspectos como: crecimiento poblacional, avance tecnológico, desarrollo de un país, entre otros.

Por esto, se debe acondicionar constantemente la estructura del sistema para garantizar el suministro de energía eléctrica en las mejores condiciones técnicas y económicas. Este crecimiento de la demanda motiva a la búsqueda de métodos para realizar la expansión del sistema de transmisión de forma planificada, y cumpliendo los objetivos del SEP. En general, la expansión del SEP se la realiza por medio del Planeamiento de la Expansión del Sistema de Generación (PEG) y del Sistema de Transmisión (PET). El planeamiento de la expansión de los sistemas de transmisión de



---

energía eléctrica busca determinar la red de transmisión que debe ser construida en el tiempo de forma tal que los costos de inversión y operación sean mínimos.

El problema de Planificación de Expansión de Transmisión Multietapa (PETM) busca determinar dónde (ubicación), cuántos (el número) y cuándo (el momento) nuevos elementos deben agregarse en el sistema de transmisión. Estos nuevos elementos son principalmente nuevas líneas de transmisión que deben añadirse al SEP, aunque también podría ser equipos de compensación y transformadores. La selección de los elementos debe ser planeada de forma apropiada para satisfacer adecuadamente la demanda de energía futura con un mínimo costo de inversión, es decir de manera óptima.

El horizonte de tiempo para el cual el planificador pretende realizar la expansión se puede clasificar en general de la siguiente manera (dependiendo de la regulación de cada país): corto plazo de 1 día a 5 años, mediano plazo de 5 a 10 años, y largo plazo desde 10 años en adelante. En [1], se sugiere la utilidad de cada horizonte de planificación para el SEP. Realizar el pronóstico a corto plazo es de utilidad para el planeamiento operativo, es decir permite conocer la composición de unidades de generación, reserva rodante, entrada y salida de unidades, y programas de mantenimiento. El planeamiento de mediano plazo se lo aplica en la elaboración de programas operativos y de mantenimiento, además de planeación financiera utilizada para la determinación de tarifas. Por último, el planeamiento a largo plazo permite planificar las inversiones tanto en generación como en transmisión.

Entonces, la planificación de la expansión de sistemas de transmisión puede ser analizada de tres maneras: estática, cuasi-estática o cuasi-dinámica y dinámica, dependiendo del horizonte de planificación y el tipo de inversión a ejecutar.

La planificación estática busca encontrar el mejor circuito posible que cumpla las restricciones del problema para un determinado horizonte de planeamiento, por lo que el tiempo no es considerado como una variable de decisión. Entonces, el planificador no debe responder cuándo deben ser añadidos los nuevos elementos a la topología existente, puesto que se sobreentiende que será al inicio del horizonte de planeamiento.

Por su parte, la planificación cuasi-dinámica divide al horizonte de planificación en etapas. En cada etapa el mejor candidato es guardado, y sirve de topología base para la



---

siguiente etapa. Para la primera etapa la topología base es la existente. En este tipo de planeamiento, el planificador sí incluye al tiempo como variable de decisión, pero la mejor topología de cada etapa no garantiza que el resultado final sea el mejor posible.

Finalmente, la planificación multietapa o dinámica procura conocer el circuito óptimo que cubra demanda y otras restricciones del problema en un horizonte de tiempo, el cual ha sido dividido en ciertas etapas. Por lo tanto, el planificador deberá considerar a más de la ubicación y el número de elementos que se deben agregar, al momento (tiempo) apropiado. El resultado final debería garantizar que la función objetivo sea minimizada durante todo el horizonte de tiempo de planificación. Este tipo de formulación puede arrojar mejores resultados, en términos económicos, por aquellos obtenidos con la formulación estática o cuasi-estática.

El problema de PET es de tipo combinatorial, cuyo modelo matemático, en su estructura más compleja, corresponde a un problema de programación no lineal, entero mixto y no convexo (PNLEM) [1]. Este problema se puede dividir en dos partes; la primera la formulación del modelo matemático del sistema eléctrico y la segunda parte en la que se desarrolla una metodología para resolver dicho modelo. Entre los modelos matemáticos se tienen el modelo de flujo en corriente continua (DC, siglas en inglés), modelo de transportes, modelo híbrido y el modelo de flujo en corriente alterna (AC, siglas en inglés). Por su parte, los métodos de solución se pueden clasificar en tres tipos: optimización matemática, heurística y metaheurística.

En este trabajo se usará el modelo AC para representar el problema PET, usando formulación multietapa. Se debe enfatizar que, el modelo AC completo ha sido poco abordado debido a la alta demanda computacional requerida para resolverlo. Adicionalmente, el problema de Planeamiento de la Expansión de Transmisión Multietapa (PETM) no ha sido tan profundamente estudiado como el estático.

Para solucionar el problema de planeamiento de expansión del sistema de transmisión con el modelo de flujo AC para este trabajo se implementará una metaheurística llamada GRASPR, la cual fusiona a *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) y a *Path Relinking* (PR). En GRASP cada iteración se divide en dos fases:



---

construcción y búsqueda local. La fase de construcción reside en buscar una solución factible, la cual se indaga hasta que se encuentre un mínimo local. Por su parte, la búsqueda local inspecciona en el vecindario de la solución buscado mejores resultados. Finalmente, la mejor solución global se mantiene como resultado. Por otra parte, PR enlaza dos soluciones que permiten explorar por su vecindad a una mejor. Tanto GRASP como PR han sido ya utilizados en [2]–[4] para la resolución del problema PET usando el modelo de flujo de DC, pero aun no con el modelo de flujo AC.

Para obtener los resultados, se utilizan dos sistemas de prueba muy conocidos en la literatura: sistema Garver (de 6 nodos) y IEEE de 24 nodos en dos distintos escenarios que son descritos posteriormente. Para realizar dichos ensayos, el modelo matemático y la metaheurística son programadas en MATLAB, siendo necesario el uso del módulo MATPOWER, el cual permite correr el flujo óptimo potencia AC.

## 1.2. Justificación

Aunque, la complejidad del planeamiento dinámico es mucho mayor al estático y cuasi-estático, el planificador al utilizarlo muy probablemente llegará a mejores resultados, dado que podrá encontrar el momento adecuado para realizar la inversión. Por tal motivo, el mejor camino para encontrar una solución óptima es realizar la planificación multietapa, la misma que para este trabajo se realizará en tres etapas de 5 años cada una, es decir considerando un horizonte de tiempo de 15 años.

Al realizar el PETM los resultados que se esperan conseguir deberían ser mejores o al menos iguales comparados con los obtenidos al realizar una planificación estática o cuasi-estática [5], en términos económicos y técnicos. Se sabe, que este tipo de problemas combinatoriales como PETM tienen muchas y distintas posibles topologías solución, que para sistemas de mediana y gran escala, sus costos de inversión puede ser parecidos[6].

Por otra parte, se justifica el uso del modelo AC para la formulación y posterior solución del problema de PETM debido a que es una representación más cercana al funcionamiento real del sistema de potencia y, aunque su resolución es actualmente compleja especialmente para sistemas grandes, en un futuro con un avance tecnológico de los procesadores existentes y de nuevas técnicas de solución podrían hacer al modelo AC



---

el más utilizado [1]. Adicional a esto, el planificador para implementarlo en la vida real no tendría que realizar modificaciones al plan encontrado.

En cuanto a la herramienta de resolución propuesta, si bien PSO ha mostrado un buen desempeño para resolver tanto el PET como PETM, no se debe descartar el uso de otras técnicas metaheurísticas. Es allí donde GRASP y PR aparecen en la literatura como una opción atractiva para resolver el PET [3], [4], [7]. Adicionalmente, GRASP y PR aún no ha sido probado para el PETM.

### **1.3. Objetivo General**

Formular y resolver el problema de Planeamiento de la Expansión de la Trasmisión Multietapa (PETM) empleando el modelo AC de la red de transmisión.

### **1.4 Objetivos Específicos**

1. Emplear el modelo de flujo de carga AC para representar la red eléctrica.
2. Implementar el algoritmo GRASPR para resolver el problema de PETM
3. Determinar la mejor configuración de parámetros de los algoritmos de optimización.

### **1.5 Contenido**

En el Capítulo 1 se presenta una descripción general del tema de investigación, así como la metodología propuesta, y los objetivos que se pretenden lograr. Por su lado, el capítulo 2 recopila la información del estado del arte del problema de PET y PETM, trata sobre los métodos de solución existentes y se presentan las justificaciones que apoyan a la realización de este trabajo. Los modelos utilizados para PETM y la modelación del problema como tal son mostrados en el capítulo 3. En el capítulo 4, se explica detalladamente el funcionamiento de la metaheurística para la resolución del PETM. El Capítulo 5 presenta los resultados del trabajo de investigación que fueron obtenidos con el modelo planteado y en dos distintos sistemas de prueba. Finalmente, las conclusiones y sugerencias para futuros trabajos se presentan en el capítulo 6.



## **CAPÍTULO 2**

# **PROBLEMA DE EXPANSIÓN DEL SISTEMA ELÉCTRICO DE TRANSMISIÓN**

### **Introducción**

En este capítulo se realiza una revisión general de la literatura existente tanto para el PET en 2.1, como para el PETM en 2.2. En la sección 2.3 se justifica la modelación del problema de manera dinámica. Los métodos utilizados para solucionar el problema de expansión de manera estática y dinámica son descritos en 2.4.

### **2.1 Conceptos básicos del PET**

En los últimos años, el PET ha sido objeto de múltiples investigaciones debido a la importancia que tiene para el correcto funcionamiento del Sistema Eléctrico de Potencia y para el desarrollo de cada país. Además de que un buen planeamiento trae consigo beneficios tanto económicos como técnicos. Expandir y/o reforzar el estado actual de la red de transmisión con el propósito de satisfacer la futura demanda eléctrica que permita una operación eficiente del sistema es el objetivo de la planificación de la expansión de la transmisión [8].

De manera general, lo que se busca al resolver el PET, es minimizar una función objetivo de tal manera que cumpla ciertas condiciones impuestas. En la literatura se encuentran trabajos realizados desde diferentes enfoques que pueden modificar la función objetivo y/o restricciones del problema como en [9]–[11]



Los datos de entrada necesarios para la resolución del PET son: estado inicial de la red de transmisión, horizonte de planificación, plan de generación eléctrica, proyección de la demanda en el horizonte de planificación, y las restricciones de inversión [12]. El estado inicial de la red hace referencia a la topología existente. Acerca del planeamiento de la generación, en trabajos recientes se ha incorporado generación distribuida debido a que cada vez es más común la construcción de nuevas centrales de pequeñas centrales de energía renovables, principalmente eólicas como en [6],[8]. La demanda proyectada es un dato muy importante, ya que, entre más acertada sea su estimación mejor resultará el planeamiento. Sin embargo, al ser el PET un problema generalmente de largo plazo, la incertidumbre en las variables es alta.

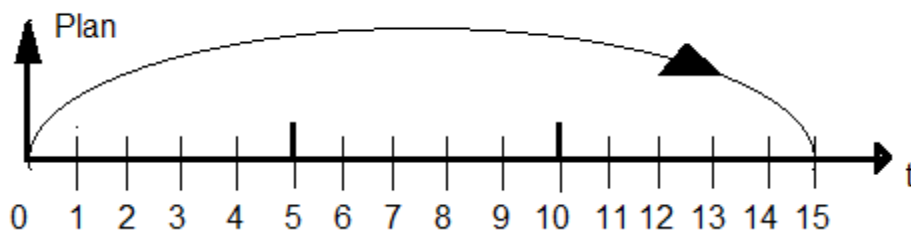
Se han evaluado distintas funciones objetivo según el enfoque del problema. Como posibles funciones objetivo se tiene: costo total de la construcción de las nuevas líneas, costo de operación y mantenimiento, costo de confiabilidad, costo del mercado de electricidad entre otras [14]. Por ejemplo en [15] la función objetivo únicamente pretende minimizar el costo de inversión. Por su parte en [16] la función objetivo incluye el costo de las pérdidas a más del costo de adición de nuevas líneas. En [17], [18] la función objetivo se centra en determinar el mínimo valor de la suma entre el costo de inversión en las construcción de nuevas líneas de transmisión y una penalización proporcionada por el no suministro de energía. Finalmente, la función objetivo en [10] integra el costo de operación y mantenimiento.

En cuanto a las restricciones del problema, se las puede clasificar en restricciones obligatorias y restricciones opcionales. Las primeras hacen referencia, por ejemplo: a la máxima potencia activa y reactiva que entregan los generadores al sistema, a los límites de los niveles de tensión, a límites de desfase entre ángulos, a límites en el número máximo de líneas a construir, y a la capacidad de transmisión en las líneas. En general estas vienen dadas por el modelo utilizado para la red eléctrica. Por otro lado, las restricciones opcionales o adicionales se relacionan a: los límites de inversión, la fiabilidad, los límites de seguridad, y más recientemente límites relacionados al impacto ambiental, como por ejemplo referentes a las emisiones permitidas de carbono a la atmosfera [14], [19].

El problema PET es dependiente de la estructura del sector eléctrico de cada país. El sector eléctrico puede ser clasificado como sector centralizado o verticalmente integrado y como sector de libre mercado. En un sector centralizado como en nuestro país, la entidad planificadora debe prever la adecuada expansión del SEP, permitiendo que las decisiones tomadas puedan ser de forma óptima tanto técnica como económicamente. Por otro lado, en un mercado libre las decisiones podrían entrar a discusión entre los distintos actores, en donde probablemente cada uno de ellos tenga distintos intereses.

El problema de PET puede ser tratado desde dos puntos de vista de acuerdo al periodo u horizonte de tiempo en el que se lo estudie; de manera estática o de manera dinámica. En la manera estática el planeamiento es realizado para un determinado año, por lo que el tiempo no es considerado como variable de decisión. Abordar el PET de manera dinámica implica que el planificador responda a la pregunta adicional de ¿cuándo es el mejor momento para realizar alguna modificación a la red? Adicionalmente, existe una manera híbrida de orientar el problema conocida como cuasi-estática o cuasi-dinámica. Aquí, al horizonte de tiempo del planeamiento estático se lo divide en etapas, y se busca encontrar el mejor plan para cada una de ellas. Aunque la variable tiempo entre en juego, no se tiene visión completa del problema.

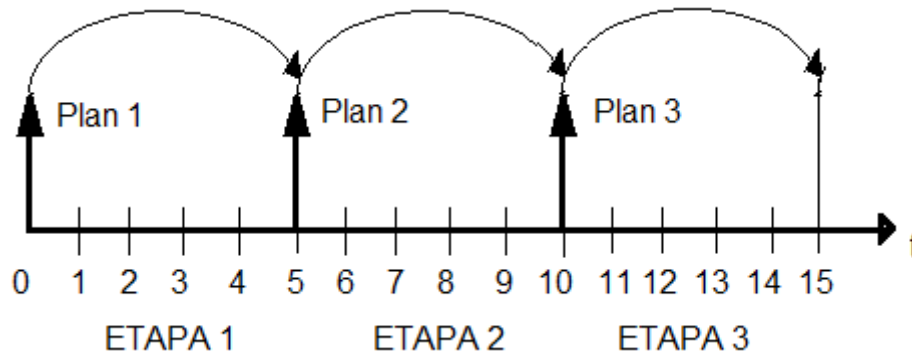
En la planificación estática, el horizonte temporal prácticamente no es tomado en consideración, ya que, la planificación óptima se determina para un solo año en específico. Dicho de otra manera, se supone que todas las líneas nuevas deben instalarse en el primer año del horizonte de planificación [20]. La mayoría de trabajos se enfoca en tratar el PET de manera estática debido a que su complejidad es menor. Trabajos de investigación como [3], [4], [6], [17], [21]–[24] presentan formulaciones estáticas para el PET.



**Figura 2.1** Planeamiento estático

La Figura 2.1 ilustra la planificación estática. Nótese que el plan encontrado debe ser determinado al inicio del horizonte de planificación y el mismo es útil para dicho tiempo. El horizonte de tiempo de 15 años es puesto por ser el utilizado en este trabajo.

Trabajos de investigación como [25] resuelven el problema de manera cuasi-dinámica. Esto consiste en dividir el horizonte de tiempo en varias etapas; para las cuales el problema es resuelto de forma estática. Existen tres maneras en las que la planificación cuasi-estática puede resolverse. La primera es “*forward*” o hacia adelante y consiste en ir ordenadamente desde la primera hacia la última etapa. En otras palabras, el plan óptimo encontrado en la etapa previa es utilizado como el plan inicial de la siguiente fase. Contrario a esta forma de resolución se tiene “*backward*”; este proceso consiste en encontrar una solución para la etapa final y retroceder hacia la primera. La última forma de resolver el problema pseudo-dinámico es “*forward/backward*”, el cual, mezcla las características de las mencionadas anteriormente.



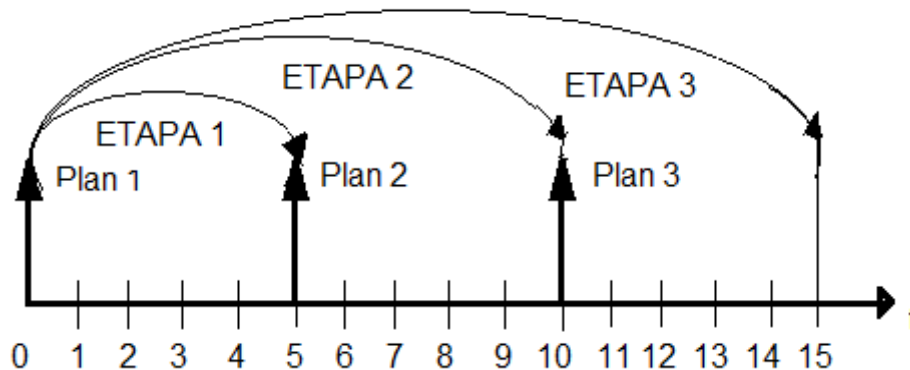
**Figura 2.2** Planeamiento cuasi-estático

En la figura anterior, se muestra cómo se realiza el planeamiento cuasi-dinámico hacia adelante. Se observa que resolver el planeamiento de manera cuasi-estática provoca que la visión general del problema se pierda. Esto es porque la planificación encontrada es simplemente la agrupación de los planes parciales de cada etapa, por lo que podría ser distinta al de la planificación dinámica [26]. En la siguiente sección se aborda de la planificación dinámica y sus implicaciones.

## 2.2 Planeamiento Multietapa de la Expansión del Sistema Eléctrico de Transmisión

El planteamiento del problema de PETM o dinámico es bastante complejo, puesto que el planificador debe responder también la interrogante de cuándo es el momento indicado para agregar un nuevo elemento al sistema. Es decir, el problema suma la variable tiempo a su formulación. Esto ocasiona que el espacio de búsqueda aumente de forma substancial requiriendo grandes esfuerzos computacionales para resolverlo. Por tal motivo, no ha sido tan ampliamente estudiado como el planeamiento estático.

La Figura 2.3 muestra la manera en la que se aborda el PETM para este trabajo. Se trata de explicar gráficamente que los planes para cada etapa son el resultado tomando en consideración todo el horizonte de tiempo, y no necesariamente el resultado del mejor plan de cada etapa como sucede en el planeamiento cuasi-dinámico. Además, el número de etapas en las que se puede dividir el horizonte de tiempo puede llegar a ser hasta una etapa por año, esto es conocido en la literatura como multi-anual. En general, el número de etapas es definido netamente por el planificador.



**Figura 2.3** Planeamiento Multietapa

En la literatura trabajos como [5], [10], [26], [27] y otros han propuesto distintas formulaciones para abordar al PETM, utilizando diferentes modelos matemáticos para la red; siendo los trabajos más abundantes aquellos que usan el modelo DC para representar la red eléctrica, tal como en los trabajos [11], [28]–[30]. Adicionalmente, en mucho de los trabajos consultados se realizan ciertas simplificaciones para disminuir la carga computacional que se requiere para resolver el problema en tiempos aceptables y alcanzar resultados razonables del problema.



---

En [28] no se consideran ciertos factores dinámicos como es el efecto del crecimiento de la carga en cada etapa. El modelo PETM planteado utiliza el re-despacho de carga según el crecimiento de la misma en cada nodo. Para sus pruebas lo realiza en 4 etapas utilizando un sistema de 19 barras.

El trabajo de investigación [29] presenta un modelo PETM anual. Su función objetivo busca minimizar los costos de operación e inversión a lo largo de todo el horizonte de planificación, a la vez que se busca una adecuada calidad de servicio. La experiencia de los planificadores es tomada en cuenta en el modelo desarrollado ya que el planeador preparara una lista de posibles elementos a añadir. El método es probado en el sistema Garver y en el sistema de 24 barras de la IEEE. En donde sus resultados para el sistema de 24 nodos indican que la planificación dinámica no es necesariamente igual a la suma de planes de cuasi-dinámicos.

Por su parte en [30] se propone una formulación de PETM robusta y adaptable la cual mantiene la complejidad dinámica completa del problema. El método logra superar las limitaciones relacionadas al tamaño del sistema a realizar la expansión, así como la intratabilidad computacional, permitiendo su aplicación a sistemas de gran tamaño. Es puesto a prueba en el sistema IEEE de 118 barras demostrando los beneficios de abordar el problema de manera dinámica.

En [11] se presenta algo novedoso al resolver el PETM. Actualmente, la mayoría de sistemas de potencia apuntan a integrar a la generación renovable para suplir la demanda futura. Por lo que se propone incluir dentro del plan de expansión, la posibilidad de construir centrales de generación eólica con el objetivo de reducir la necesidad de construir nuevas líneas de transmisión o retrasar la construcción de las mismas. Los escenarios utilizados para sus pruebas son en el sistema Garver e IEEE de 118 barras. Los resultados numéricos indican que las decisiones a tomar con dicha formulación serían las más adecuadas para alcanzar un sistema de energía sostenible. Además, el método propuesto permite que se superan las limitaciones respecto al tamaño del problema y la intratabilidad computacional para casos realistas.



---

Propuestas muy interesantes encaminadas a reducir el espacio de búsqueda son realizadas en [25], [31]. Una heurística es utilizada para reducir el espacio de búsqueda combinatorial en [25]. Los resultados señalan que el uso de la técnica presentada ayuda a la obtención mejores soluciones inclusive para sistemas reales. En [31] se utiliza el concepto de sistema numérico binario (BNS) para reducir el número de variables binarias y continuas de las posibles líneas o elementos candidatos. Los resultados aplicados a sistemas reales muestran un interesante desempeño de la metodología propuesta.

Un trabajo reciente [32], presenta al PETM como un modelo de programación lineal entero-mixta en la que se representa al sistema utilizando el modelo AC con ciertas linealizaciones y adicional se realiza la planificación de energía reactiva. Según los autores, la metodología garantiza que se converja a la solución óptima, para lo cual utiliza un método de optimización clásica. Los resultados se obtuvieron al utilizar dos sistemas de prueba: Garver e IEEE de 118 barras modificado. Adicional se realizan experimentos con el modelo DC y planificación de reactivos. Se concluye que realizar la planificación AC (linealizada) conjuntamente con la de reactivos es mejor que realizar con AC sin planificación de reactivos o que utilizar el modelo DC con planificación de reactivos.

En [16] se presenta una formulación matemática con flujo de la red AC, la misma que no está del todo completa. A más de eso el flujo de potencia es resuelto por Gauss-Seidel, un método prácticamente inservible para sistemas de mediano y gran tamaño. El autor del trabajo utiliza la metaheurística de algoritmos genéticos para la resolución del problema. Dicha formulación presentada puede ser utilizada tanto para PET y para PETM. El sistema Garver de 6 barras es utilizado como sistema de prueba, el resultado obtenido para el PET y para el PETM tiene la misma configuración, sin embargo, el costo de inversión es mejor para el PETM.

Finalmente, el más reciente paper referente a PETM es presentado en [10]. Considera una formulación multiobjetivo. La primera función objetivo plantea minimizar el costo total, el cual comprende el costo de inversión en nuevos equipos más el costo de operación del sistema. Por su parte la segunda función objetivo pretende minimizar la potencia prevista no suministrada debido al corte de carga, tomando en consideración incertidumbres relacionadas con el comportamiento no lineal de los elementos que



conforman el sistema para lo cual utiliza una simulación no cronológica de Montecarlo. Adicionalmente el autor indica que la metodología se puede adaptar para considerar otras incertidumbres de la demanda y generación.

En cuanto a la manera de resolver el PETM, en la mayoría de la literatura se opta por el uso de técnicas metaheurísticas, entre las que se destacan PSO y GA. Esto es explicado a mayor detalle en la sección 2.4.

### **2.3 Técnicas de solución para PET y PETM**

De acuerdo con [27], el PET presenta ciertas características que aumentan su dificultad al resolverlo. Por ejemplo, el espacio de búsqueda es no convexo, y ciertas técnicas de solución solamente suelen converger a óptimos locales. Además, se menciona que debido a su naturaleza combinatorial se requiere un alto esfuerzo computacional para identificar planes de buena calidad.

Es por eso que, a lo largo del tiempo los planificadores de sistemas de transmisión han probado distintas herramientas para solucionar el problema de expansión. Las técnicas para solucionar el problema de PET tanto con modelos estáticos como dinámicos, son optimización matemática o clásica, métodos heurísticos y metaheurísticas. A continuación, se describirán brevemente sobre estas técnicas, sus desventajas, sus limitaciones y sus ventajas.

Las técnicas de optimización matemáticas son capaces de dar soluciones óptimas únicamente para problemas convexos. Sin embargo, el coste computacional es muy alto, lo cual hace que su aplicación a sistemas reales sea difícil [27].

Por su parte, las técnicas heurísticas permiten encontrar soluciones razonables para sistemas de pequeño y mediano tamaño con un esfuerzo computacional relativamente bajo [27]. Tienen poco esfuerzo computacional, pero raramente encuentran la solución global óptima, especialmente para sistemas de transmisión reales.

En cuanto a las metaheurísticas, estas se basan en ciertos comportamientos de la naturaleza, y se consideran herramientas muy poderosas para la solución de problemas combinatoriales, ya que ayudan a encontrar soluciones óptimas y cuasi-óptimas para el



---

problema. A pesar de que el esfuerzo de procesamiento es alto, puede utilizarse en sistemas de gran tamaño (reales).

La parte ardua al utilizar este tipo de técnicas se da al momento de configurar los parámetros que rigen el comportamiento de la misma. Los valores se deben ajustar cuidadosamente para lograr un buen desempeño de la metaheurística, por lo que el proceso suele tomar un esfuerzo considerable. Usualmente estos valores son obtenidos a prueba y error, no obstante, en ciertas metaheurísticas los autores de las mismas sugieren determinados valores. Por lo que, para sacar el mayor provecho a la metaheurística, es necesario que el planeador conozca a profundidad el problema, adicionalmente de la experiencia que este tenga.

Entre las técnicas metaheurísticas que se han estudiado se destacan: Colonia de hormigas (ACO, siglas en ingles), Algoritmos genéticos (GA, siglas en ingles), búsqueda tabú (TS, siglas en ingles), recocido simulado, enjambre de partículas (PSO, siglas en ingles) y GRASP.

Para la resolución del PET, a más de las metaheurísticas mencionadas en el párrafo anterior, otras más nombradas en [20] han sido utilizadas tanto para trabajos que modelan la red DC y AC. De estas, PSO y GA han sido los más utilizados. En [27], se expone que las metaheurísticas basadas en la inteligencia de enjambre (como PSO) muestran un buen desempeño para resolver el problema PET. En [17], PSO es utilizado para resolver la formulación PET con flujo de potencia AC. Los resultados allí obtenidos en dos sistemas de prueba muestran la buena eficiencia de esta técnica.

Una técnica distinta de resolución del PET, es estudiada en [23]. Allí, propone un algoritmo especializado basado en Evolución Diferencial (DE, siglas en ingles), el cual resuelve el problema con flujo de potencia AC y además su formulación incluye la compensación de reactivos. El autor concluye que dicha metaheurística es muy robusta para sistemas de prueba pequeños y medianos. Además, supera en calidad a los obtenidos con otros enfoques, con un tiempo de computación prudente. Finalmente, en [24] se presenta una nueva técnica metaheurística denominada Optimización Basada en Biogeografía (BBO, siglas en inglés) aplicada a la resolución del PET utilizando un modelo



---

de AC. BOO es puesto a prueba en dos sistemas de prueba: Garver e IEEE de 24 barras. El trabajo concluye expresando que BOO es una técnica de optimización competitiva.

En cuanto a las técnicas de resolución del PETM, en 2011, en [33] se presenta una comparación del desempeño de ciertas metaheurísticas. Además, se realiza una clasificación de las técnicas metaheurísticas en tres conjuntos: algoritmos evolutivos, algoritmos de enjambre de partículas, y algoritmos de búsqueda de vecindad como TS. La función objetivo para comparar el desempeño debe minimizar el costo del valor de inversión actual y las pérdidas de transmisión de energía eléctrica. Finalmente, el autor concluye que las técnicas de algoritmos evolutivos muestran mejor desempeño, sin embargo, las pruebas fueron realizados en sistemas pequeños, por lo que los resultados no son certeros.

En cuanto al uso de GA para la resolución de PETM se destacan [9], [16], [34]. En el primero de estos, cronológicamente ordenado y que data del año 2001 es [16], y para la minimización de la función objetivo utiliza un algoritmo genético restringido. Los resultados del desempeño de la propuesta no son expuestos en el artículo. Sin embargo, el autor cree que puede ser aplicada a sistemas de mediano y gran tamaño. Por otra parte, en [9], buscando superar las dificultades de la naturaleza del PETM de ser un problema optimización entero mixto, no convexo, utiliza el algoritmo genético de ordenación no dominado (NSGA II, siglas en ingles). Al finalizar el proceso de optimización, se procede a aplicar una toma de decisiones basada en lógica difusa.

Uno de los primeros trabajos que utiliza PSO para la resolución del PETM es [35]. El cual basado en los resultados obtenidos ve viable el uso de PSO para resolver el problema dinámico. En [28] para la resolución del PETM se aplica la optimización de enjambre de partículas de caos (CPSO, siglas en ingles). En donde su implementación no es detallada, ni muestra estadísticas que avalen la robustez de la metaheurística. Por su parte, en [29] el problema es resuelto mediante un algoritmo de enjambre de partículas evolutivo discreto denominado DEPSO por sus siglas en ingles. Los resultados expuestos demuestran que el enfoque DEPSO desarrollado permite la obtención de soluciones de buena calidad. Argumentando además que requiere de menos partículas y menos iteraciones que otros algoritmos de optimización PSO.



---

El trabajo [10] presentado en 2018 utiliza un enfoque novedoso. El mismo que combina los conceptos de computación evolutiva y algoritmos de población de múltiples agentes. Optimización multi-poblacional y multi-objetivo de enjambre de partículas evolutivas es el nombre dado para a la herramienta presentada, o suplente MEPSO-II por sus siglas en ingles. La misma que emplea poblaciones paralelas para explotar de mejor manera las soluciones no dominantes a través de los efectos dominantes y de dispersión. Las simulaciones numéricas son obtenidas en los sistemas de prueba de 24 y 118 barras de la IEEE. Según el autor, la técnica propuesta muestra mejor desempeño que NSGA II, para lo cual compara el desempeño de ambas metodologías.

## **2.4 Metaheurísticas GRASP y PR**

El algoritmo GRASP fue propuesto por primera vez para la resolución del PET en [4] en el año 2001. En dicho trabajo, se usa el modelo DC y los resultados son probados en tres sistemas, obteniéndose en dos de ellos la mejor solución conocida hasta ese momento, y en uno de ellos una mejor solución. Además, se señala que el tiempo de computo es moderado, inclusive para sistemas de mediano tamaño. Los autores proponen que en futuros trabajos sea probado con el modelo de corriente AC.

Posteriormente, en 2005 se propone en [3] la utilización conjunta de GRASP con PR, al cual lo llama GRAPR. Este algoritmo propuesto es una generalización de los conceptos de GRASP con el fin de mejorar las características de exploración que tiene PR. Los resultados obtenidos en dos sistemas de mediano tamaño fueron exitosos, sin embargo, el tiempo de computo fue mayor al requerido solamente con GRASP. Una vez más, el modelo de la red utilizado es de corriente continua.

El último artículo encontrado hasta la fecha que utiliza tanto GRASP como PR para resolver el PET es descrito en [7], y data del año 2010. Aplica GRASP de manera simple y un modelo de red relajada para crear soluciones iniciales de calidad. A continuación, esta población se desarrolla al utilizar una rutina de multi-movimiento con PR con el objetivo de encontrar una topología con menor costo de inversión, empleando el modelo DC para la representación de la red eléctrica. El mismo fue probado en el sistema del sur de Brasil con



---

éxito, y además el autor exclama que el rendimiento de esta metaheurística es mejor que otras similares.

Un trabajo reciente, [36], propone el uso de un algoritmo genético híbrido de alto rendimiento conocido como (HGA, siglas en inglés) para resolver el PET estático y dinámico. HGA utiliza a PR para explorar de manera profunda el espacio de soluciones de manera local. El sistema de 46 barras del sur de Brasil, el sistema colombiano de 93 barras y el sistema noreste brasileño de 87 barras son utilizados para probar a la herramienta descrita.

Es por esto que, para este trabajo, con el propósito de explorar de mejor manera el universo de soluciones y encontrar soluciones de alta calidad, se propone utilizar la metaheurística PR al final de la rutina GRASP. En este trabajo GRASP y PR son ensamblados de manera diferente que en [3], [7]. Es decir, es una contribución adicional del trabajo y se presenta en el capítulo 4.



## CAPÍTULO 3

### MODELOS MATEMÁTICOS PARA PET Y PETM

#### Introducción

Para la formulación de la red eléctrica del problema de PET se consideran los siguientes modelos: modelo de Transportes, modelo Híbrido Lineal y No-Lineal, modelo DC y modelo AC. Aunque todos estos podrían ser utilizados para el PETM, en la literatura los más estudiados son: el modelo DC y modelo AC. Las distintas formulaciones tanto para el PET o PETM pueden ser encontrados en [37], a excepción del modelo AC.

En este capítulo, en las secciones 3.1 y 3.2 se describen a los modelos DC y AC utilizados en PETM. Las ventajas y desventajas de su utilización son discutidas en la sección 3.3. Finalmente, el modelo matemático propuesto en este trabajo para resolver el PETM es presentado en 3.4.

#### 3.1 Modelo DC

En el modelo DC, el SEP tiene que satisfacer las dos leyes de Kirchhoff, es decir se debe cumplir que todas las barras del sistema satisfagan a la primera ley de Kirchhoff y que todos los lazos existentes cumplan con la segunda ley de Kirchhoff [1]. Su formulación matemática corresponde a un problema no lineal entero mixto. Su formulación completa se la puede encontrar en [32], [37].

El modelo DC es considerado por muchos autores como ideal para realizar los trabajos de planeamiento de sistemas de transmisión. Sin embargo, el problema más grande que se presenta al utilizar este modelo es que al no tomar en cuenta la potencia reactiva del sistema, muchas veces el planificador debe realizar modificaciones que permitan en la vida

---

real que se la solución cumpla todas las restricciones impuestas. Se considera por lo tanto al modelo DC como una simplificación del modelo AC.

### **3.2 Modelo AC**

El modelo AC es la presentación más realista hasta la fecha del comportamiento de los flujos de potencia, por lo que es llamado también modelo completo. Por estas mismas razones, su aplicación es bastante compleja en el PETM, debido a la aparición de restricciones no lineales.

Por ejemplo, una formulación del PETM con el modelo AC se encuentra en [16]. Adicionalmente, un trabajo de investigación muy reciente modela al problema dinámico también con el modelo AC. Este es muy similar al presentado en este trabajo, pero resuelta por otro algoritmo de optimización. Dicha formulación puede ser encontrado en [10].

### **3.3 Discusión sobre los modelos**

En [38] se expone que la mayoría de investigaciones en PET son realizadas mediante la formulación estática y con el modelo DC, a comparación de las que se realizan con el modelo AC. Para resolver el PETM la cuestión es prácticamente la misma. Esto se da principalmente debido a la complejidad que tiene el problema al ser planteado con el modelo AC.

La principal ventaja de utilizar el modelo DC está en la sencillez en la que se puede obtener una solución del PET o del PETM. No obstante, en caso de que el planificador opte por utilizar el modelo DC, este tendrá que ajustar o alterar el plan con el fin de cumplir satisfactoriamente las restricciones atribuidas al comportamiento real del sistema debido a los flujos de potencia activa y reactiva [17].

La modelación AC presenta ciertas ventajas. Por ejemplo, al considerar compensación shunt, las líneas a agregar podrían ser el mismo número que las obtenidas con el modelo DC. También, las pérdidas pueden ser incluidas. Así mismo, se puede contemplar la adición de dispositivos FACTS. Por otra parte, la única desventaja es que el problema se convierte en no lineal y su resolución es bastante compleja.



### 3.4 Modelo matemático del Planeamiento de la Expansión Multi-Etapa usando el modelo AC

En esta sección, se procede a formular matemáticamente el problema de planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión multietapa (PETM) con flujo de potencia AC. La formulación propuesta es una unión entre las presentadas en [17] (Modelo Flujo AC con corte de carga y generadores artificiales) y [10] (Multietapa).

El modelamiento matemático se divide en dos sub-problemas. El primero es problema principal de expansión y el segundo operacional. El problema principal de expansión consiste en minimizar la suma del costo total de inversión debido a las adiciones de líneas de transmisión en cada etapa y el costo del corte de pérdida de carga. La función objetivo es representada en (3.1). La formulación del problema PETM principal es la siguiente:

$$\min v = \sum_{p=1}^{np} (C_{inv,p} + w_p) \quad (3.1)$$

$$C_{inv,p} = \sum_{(k,l) \in \Omega} VP_p \times c_{kl} \times n_{kl,p} \quad (3.2)$$

$$VP_p = \frac{1}{(1 + d_p)^{tp}} \quad (3.3)$$

$$tp = lp(np - 1) \quad (3.4)$$

$$\sum_{(k,l) \in \Omega} \alpha_1 r_{Pk,p} + \alpha_2 r_{Qk,p} \quad (3.5)$$

Sujeto a:

$$0 \leq n_p \leq \bar{n} \quad (3.6)$$

$$n_p, \bar{n} \text{ vectores de enteros} \quad (3.7)$$

Dónde:

v: Inversión total de la expansión del sistema de transmisión.

p: Índice correspondiente a la etapa o período



---

$np$ :	Número de total de etapas o periodos
$lp$ :	Número de años por periodo
$tp$ :	Número de año en que debe hacerse la inversión
$VP_p$	Coficiente del valor presente de la etapa $p$
$d_p$ :	Tasa de interés para la etapa $p$
$c_{kl,p}$ :	Costo de adición de un circuito (línea/cable) desde la barra $k$ hasta la barra $l$ , en la etapa $p$ .
$n_{kl,p}$ :	Número de circuitos agregados entre las barras $k - l$ en la etapa $p$
$w_p$ :	Penalización por recorte de carga de potencia activa y reactiva en la etapa $p$
$\Omega$ :	Conjunto de todos los derechos de $v$ transmisión (franja de servidumbre).
$n_p$ :	Vector que contiene el número total de circuitos (existentes y agregados) para la etapa $p$
$\bar{n}$ :	Vector que contiene la cantidad máxima de circuitos permitidos en cualquier topología

La función objetivo del problema principal de expansión (3.1) corresponde a la sumatoria de: el costo de inversión para la adición de nuevas líneas de transmisión, y la penalización por no suministro de energía en cada una de las etapas. El término  $\omega_p$ , a más de ser utilizado en la función objetivo del sub-problema 1 es la variable utilizada para cuantificar el costo de pérdida de carga de los varios planes de expansión posibles. Esto es debido a que penaliza de manera sencilla a la función objetivo (3.1), en caso que la topología candidata sea operacionalmente inviable.

Por su parte, el costo de inversión de adición de nuevas líneas en la etapa  $p$  es igual a la sumatoria de: la multiplicación del número de líneas a agregarse entre las barras  $k-l$ , por el costo de dicha línea y, por el valor presente. No está por demás mencionar que el valor presente en una fecha futura es como que si el monto de dinero fuese prestado en la fecha actual. Por ejemplo, si se deposita cierta cantidad de dinero en un banco, el cual

ofrece una tasa de interés del 10% anual, entonces al cabo de 10 años, el cliente recibiría más del doble del dinero invertido. Con eso en mente, aplazar la construcción de una línea de transmisión al realizar un planeamiento dinámico a 10 años podría resultar en que el costo sea menos de la mitad que si se las construyera en el primer año. En el modelo planteado, el valor presente para cada etapa es calculado con la ecuación 3.3.

En este trabajo, debido a que el horizonte de planificación es de 15 años, y cada etapa es de 5 años, existe un total de 3 etapas. Se considera que la inversión y por lo tanto la construcción de las nuevas líneas de transmisión es realizada el primer año de cada etapa.

El sub - problema de operación calcula el valor del costo de la desconexión de carga para cada una de las topologías candidatas para cada etapa de la planificación. La formulación matemática del problema operacional corresponde a la de un flujo óptimo AC (AC-OPF), con ciertas restricciones operativas. La función objetivo incluye la función de penalidad de desconexión de carga activa y reactiva, modeladas mediante la adición de generadores artificiales a los nodos PQ de tal forma que se minimice la pérdida de carga. La formulación completa del problema operacional es la siguiente:

$$\min w = \sum_{p=1, k \in \Lambda}^{np} \alpha_1 r_{Pk,p} + \alpha_2 r_{Qk,p} \quad (3.7)$$

Sujeto a:

$$P(V, \theta) - P_G + P_D - r_P = 0 \quad (3.8)$$

$$Q(V, \theta) - Q_G + Q_D - r_Q = 0 \quad (3.9)$$

$$\underline{P}_G \leq P_G \leq \bar{P}_G \quad (3.10)$$

$$\underline{Q}_G \leq Q_G \leq \bar{Q}_G \quad (3.11)$$

$$\underline{r}_P \leq r_P \leq \bar{r}_P \quad (3.12)$$

$$\underline{r}_Q \leq r_Q \leq \bar{r}_Q \quad (3.13)$$

$$\underline{V} \leq V \leq \bar{V} \quad (3.14)$$

$$S_{desde} \leq \bar{S} \quad (3.15)$$

$$S_{hasta} \leq \bar{S} \quad (3.16)$$



$$\theta \text{ irrestricto} \quad (3.17)$$

Dónde:

- $w$ : Costo total de recorte de carga de potencia activa y reactiva en las  $np$  etapas
- $\alpha_1$ : Coeficiente de penalización debido a la contribución de potencia activa los generadores artificiales.
- $\alpha_2$ : Coeficiente de penalización debido a la contribución de potencia reactiva de los generadores artificiales
- $r_{Pk,p}$ : Generación artificial de potencia activa en la barra  $k$  en la etapa  $p$ .
- $r_{Qk,p}$ : Generación artificial de potencia reactiva en la barra  $k$  en la etapa  $p$
- $\Lambda$ : Conjunto de barras  $k$  del sistema que poseen generadores artificiales
- $P(V, \theta)$ : Vector de flujo de potencia activa de las barras del sistema.
- $P_G$ : Vector de generación de potencia activa.
- $P_D$ : Vector de demanda de potencia activa.
- $r_p$ : Vector de generación artificial de potencia activa.
- $Q(V, \theta)$ : Vector de flujo de potencia reactiva de las barras del sistema.
- $Q_G$ : Vector de generación de potencia reactiva.
- $Q_D$ : Vector de demanda de potencia reactiva.
- $r_Q$ : Vector de generación artificial de potencia reactiva.
- $V$ : Vector de magnitudes de voltaje de las barras del sistema.
- $\theta$ : Vector de ángulos de fase
- $S^{\text{desde}}$ : Vector de potencia aparente que sale del nodo.
- $\bar{S}$ : Vector de límite máximo de potencia aparente de las líneas/cables de transmisión.
- $S^{\text{hasta}}$ : Vector de potencia aparente que llega al nodo.

La función objetivo operacional (3.7) representa el costo correspondiente a la potencia no suministrada en el sistema. Se la representa como la sumatoria de demanda no entregada en cada barra del sistema de todas las etapas de la expansión. Las expresiones (3.8) y (3.9) representan las ecuaciones de balance de potencia activa y reactiva del sistema. Los elementos pertenecientes a los vectores  $P(V, \theta)$  y  $Q(V, \theta)$  son calculadas mediante las ecuaciones no lineales (3.18) y (3.19).

$$P_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \cos \theta_{kl} + B_{kl} \sin \theta_{kl}] \quad (3.18)$$

$$Q_k(V, \theta) = V_k \sum_{l \in M} V_l [G_{kl} \sin \theta_{kl} - B_{kl} \cos \theta_{kl}] \quad (3.19)$$

En estas ecuaciones  $M$  representa el conjunto de todas las barras del sistema,  $\theta_{kl} = \theta_k - \theta_l$  representa la diferencia en el ángulo de fase entre los buses  $k$  y  $l$ . La manera en la que  $G_{kl}$  y  $B_{kl}$  son calculadas, se puede encontrar en cualquier libro de sistemas eléctricos de potencia.

Los límites de generación de potencia activa y reactiva de los generadores del sistema viene determinado por:  $\underline{P}_G$ ,  $\bar{P}_G$ ,  $\underline{Q}_G$  y  $\bar{Q}_G$  respectivamente. Estos valores son característicos de cada sistema de prueba. De manera similar, los límites de generación artificial de límites de potencia activa y reactiva vienen determinados por los vectores:  $\bar{r}_P$  y  $\underline{r}_P$  para  $P$  y  $\bar{r}_Q$  y  $\underline{r}_Q$  para  $Q$ . Estos valores fueron ajustados convenientemente de 0 hasta 1000 MW y de -1000 a 1000 MVA. Además, los voltajes de todas las barras del sistema deben permanecer ciertos rangos delimitados por  $\underline{V} = 0.95$  pu y  $\bar{V} = 1.05$  pu.

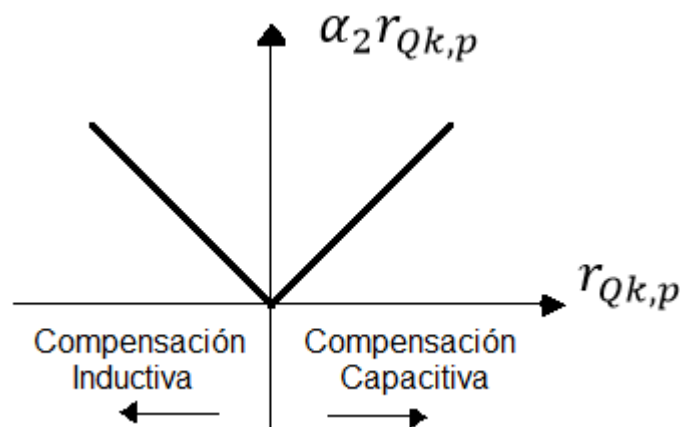
Finalmente, las ecuaciones (3.15) y (3.16) aseguran que el flujo de potencia aparente en cada rama verifique con los límites de transmisión.  $S^{desde}$  y  $S^{hasta}$  son calculados con las expresiones (3.20) y (3.21). El proceso de cálculo de los términos  $P_{kl}^{desde}$ ,  $P_{kl}^{hasta}$ ,  $Q_{kl}^{desde}$  y  $Q_{kl}^{hasta}$  puede ser consultado en cualquier libro de SEP.

$$S_{kl}^{desde} = \sqrt{(P_{kl}^{desde})^2 + (Q_{kl}^{desde})^2} \quad (3.20)$$

$$S_{kl}^{hasta} = \sqrt{(P_{kl}^{hasta})^2 + (Q_{kl}^{hasta})^2} \quad (3.21)$$

La formulación matemática presentada, modela a la compensación shunt de manera sencilla con el término correspondiente a la desconexión de carga reactiva ( $\alpha_2 r_{Qk,p}$ ) presentada en la ecuación 3.7, tal y como lo hace la referencia [17]. En donde  $\alpha_2$  representa el costo de la compensación shunt y  $r_{Qk,p}$  la cantidad de potencia reactiva que necesita la barra  $k$  en la etapa  $p$ . Nótese que si una compensación es requerida en la etapa  $p$ , para la siguiente etapa debe considerarse la compensación instalada en la etapa previa. A pesar de que la naturaleza discreta que tiene un elemento de compensación shunt, en esta formulación la compensación obtenida da como resultado una variable continua. Dicha aproximación es razonable y válida.

Para modelar el costo de la compensación shunt, se utiliza una función lineal por partes mostrada en la Figura 3.1. Dicha función de costos de compensación de potencia reactiva e inductiva da siempre valores positivos. Esto es debido a que si la compensación requiere producción de potencia reactiva capacitiva (positiva) el coeficiente  $\alpha_2$  es positivo, mientras que, si se demanda una compensación reactiva inductiva (negativa) este coeficiente es negativo. Como se menciona en [17] incluir costos de instalación fijos en la formulación daría un enfoque más realista, pero la resolución podría resultar más compleja.



**Figura 3.1** Función costo de la compensación shunt



## CAPÍTULO 4

### IMPLEMENTACIÓN Y DESARROLLO DE GRASPR (GRASP + PR)

#### Introducción

Este capítulo está dividido en 3 secciones. En las secciones 4.1 y 4.2 se explica el comportamiento de GRASP y PR como algoritmo de optimización. Allí, se describen de manera general y específica (aplicado a la resolución del PETM) los procesos o fases que estos utilizan para realizar la optimización. Además, se detallan los parámetros de sintonización, sus respectivos pseudocódigos y diagramas de flujo. Finalmente, en 4.3, adicionalmente a la explicación de GRASPR, se profundiza en cómo se realiza el proceso completo del PETM.

#### 4.1 Implementación de GRASP

La metaheurística Greedy Randomized Adaptive Search Procedures (GRASP), es iterativa o de inicio múltiple, en la que cada iteración se compone de dos fases: construcción y búsqueda local. En la fase de construcción (CF, siglas en inglés), un algoritmo iterativo crea una solución factible al agregar o disminuir una variable a la vez. La selección de la variable para ser modificada se lo efectúa mediante una función “*greedy*” o codiciosa la cual cuantifica el beneficio de agregar o quitar cada variable. La búsqueda local (LS, siglas en inglés) por su parte, pretende mejorar el valor de función objetivo explorando en la vecindad de la solución encontrada. La mejor solución general es conservada como resultado.

De manera sencilla el algoritmo GRASP trabaja de la siguiente manera. Comienza el proceso con la lectura de datos de entrada del problema en cuestión y sus parámetros de sintonización. Posteriormente se crea un conjunto de individuos llamados población inicial. Este proceso de creación puede ser realizado de distintas maneras desde técnicas muy



---

básicas como aleatoriamente hasta utilizar algoritmos especializados según el tipo y dificultad del problema que se requiera resolver. Un grupo de individuos de toda la población inicial son elegidos por una función codiciosa para pertenecer a Lista Restringida de Candidatos (LRC). Así mismo a partir de la LRC se crea la Lista Elite de Candidatos (LEC), la cual es un subconjunto de LRC y contiene a los mejores individuos seleccionados por la misma función codiciosa de utilizada para seleccionar a los elementos de LRC.

Previo al inicio de la fase de construcción, uno de los individuos de la LRC se lo escoge aleatoriamente y se lo conoce como candidato. En esta fase, los comportamientos que se aplican al candidato son realizados de acuerdo a una o varias funciones *greedy*, las cuales son diferentes a la utilizada para la selección de los elementos de LRC. Los comportamientos que tome el candidato son particulares de cada problema y puede ser adicción de elementos, eliminación de elementos, entre otros. Este proceso es repetido varias veces hasta que el candidato cruce el límite de la factibilidad, es decir, que incumpla alguna o varias de las restricciones del problema. Entonces, de acuerdo al requerimiento esta fase puede devolver al candidato factible o no factible, el mismo que pasa a la siguiente fase.

Una vez que el proceso GRASP ha llegado a la fase búsqueda local, se busca explorar la vecindad del candidato con el objetivo de encontrar una mejor solución. Este proceso es iterativo y puede implementarse de dos maneras. La primera es conocida como *best-improvement rule* y busca seleccionar el mejor vecino de todos. Mientras que, *first-improvement rule* es la segunda forma en la que se puede efectuar y consiste en seleccionar el primer vecino que mejore a la solución. Aquí nuevamente hay una nueva función o funciones codiciosas que determinan el comportamiento.

Finalmente, el mejor candidato encontrado en la fase anterior es comparado con el mejor resultado hasta esa determinada iteración, y si este es mejor se actualiza la LRC. Además, si cumple determinados parámetros como mejor valor de la función objetivo o características distintas, este candidato entra a la LEC, la cual tiene como objetivo almacenar a las mejores partículas. Por ende, la mejor solución de la LEC es mostrada como la mejor solución del problema al cumplirse el criterio de parada propuesto. El pseudocódigo del proceso básico de GRASP es mostrado en Algoritmo 4.1 .





---

## Procedimiento GRASP

- Leer Datos de Entrada
- Crear Lista Restringida de Candidatos (LRC)
- Inicializar Lista Élite de Candidatos (LEC)
- Repetir mientras no sea alcanzado el criterio de parada
  - Escoger una partícula de LRC aleatoriamente
  - Aplicar Fase de Construcción (FC)
  - Aplicar Búsqueda Local (LS)
  - Actualizar LEC
  - Actualizar Mejor solución
- Retornar la mejor solución

Finalizar

---

### *Algoritmo 4.1 GRASP básico*

#### 4.1.1 Parámetros de sintonización GRASP

Los parámetros de sintonización son propios de cada metaheurística, y su “ajuste” es posiblemente la parte que más toma tiempo en su implementación. Esto es porque pequeñas variaciones en estos pueden dar resultados muy diferentes. Para el algoritmo GRASP propuesto hay dos parámetros de sintonización:  $\alpha$  el número de partículas o soluciones que va a tener la lista restringida de candidatos y  $\beta$  el número de partículas que se le asigna a la lista élite de candidatos. Inicialmente la LEC es un subconjunto de LRC, posteriormente debido al funcionamiento del algoritmo esta relación se pierde.

#### 4.1.2 Fase de construcción GRASP aplicado a la resolución del PETM

La fase de construcción (FC) que se propone para la resolución del PETM consta de dos partes. Previo al inicio de este proceso es necesario que se seleccione aleatoriamente un candidato  $x$  de la LRC. Entonces,  $x$  es un vector que contiene el número de elementos igual al de los derechos de vía del sistema eléctrico de prueba. El candidato elegido es una solución factible es decir no tiene penalizaciones por corte de carga. Por tal motivo, en las dos etapas de la FC se propone eliminar elementos de  $x$ . Para ello, en cada una de las partes de la FC se evaluará una distinta función greedy (FG); FG1 y FG2 respectivamente.

La primera parte de la fase de construcción (FC1) busca eliminar líneas de transmisión o transformadores que, estando incluidos actualmente en el plan de expansión  $x$ , podrían ser eliminados sin penalizar a la función objetivo. La selección de los candidatos

a ser eliminados es realizada por una función codiciosa (FG1). Esta función asigna un coeficiente a cada camino propuesto de  $x$ . Este coeficiente es calculado para cada elemento de  $x$  con la expresión 4.1, y no es más que la representación de valor de añadir cierto elemento de transmisión para el costo total de inversión (CT) de ejecutar  $x$ .

$$\text{coeficiente}_{FG1,kl} = \frac{c_{kl,p}}{CT} \quad (4.1)$$

El valor de estos coeficientes es almacenado en un vector con dimensión igual a los derechos de vía del problema. Estos coeficientes son ordenados de manera descendente y entre los de mayor valor, se elige a uno aleatoriamente para posteriormente ser eliminado de  $x$ . Una vez se haya eliminado un camino de  $x$ , se comprueba que este “nuevo plan” sea también factible. Este proceso se repite hasta que la penalización deje de ser igual a cero. Al romperse esta condición, la FC1 devolverá el último plan factible, actualizado así a  $x$ .

Posterior al proceso descrito se pasa a la segunda parte de la fase de construcción (FC2). Nuevamente se busca eliminar elementos innecesarios presentes en el plan de expansión, para lo cual se utiliza otro criterio de selección (FG2) basado en la cargabilidad de las líneas presentes en el plan  $x$ . Entonces, un vector de dimensión igual a los derechos de vía del problema es creado. Aquí se almacena los coeficientes que representan la cargabilidad de los elementos, es decir, el cociente entre la potencia reactiva que circula por cada rama y su máxima capacidad de transmisión de potencia aparente.

$$\text{coeficiente}_{FG2,kl} = \frac{S_{\text{trasmiteda}_{kl,p}}}{\bar{S}_{kl,p}} \quad (4.2)$$

Una vez que el vector se haya completado, entre los coeficientes de menor valor y de manera aleatoria es escogido una rama para que dicho elemento sea eliminado. Este proceso continúa hasta que la solución sea no factible, por lo que en cada cambio es necesario evaluar la penalización de la función objetivo. Se opta por dejar como dato de salida una solución penalizada ya que el siguiente proceso de GRASP (FI) será el encargado de llevar la solución a la factibilidad. El siguiente algoritmo representa el pseudocódigo de la fase de construcción completa.



---

**Proceso de Fase de Construcción**

```
x ← Seleccionar Aleatoriamente 1 candidato de LRC
%% Inicio FC1
Repetir mientras penalización ==0
    x' ← Eliminar un elemento de x de acuerdo a FG1
    penalización ← Evaluar penalización de x'
    Si penalización == 0
        x=x'
Retornar x (plan factible) %%Fin FC1
%% Inicio FC2
Repetir mientras penalización ==0
    x' ← Eliminar un elemento de x de acuerdo a FG2
    penalización ← Evaluar penalización de x'
Retornar x' (solución no factible) %%Fin FC2
x=x'
Retornar x (solución no factible)
```

---

**Algoritmo 4.2 Fase de Construcción de GRASP****4.1.3 Búsqueda local GRASP aplicado a la resolución del PETM**

En la literatura la fase de búsqueda local en GRASP presenta algunas opciones para su implementación. Para el presente trabajo, fue escogido la utilización de la rutina conocida como First Improvement. Debido a que la solución que ingresa al algoritmo es no es factible, lo que pretende FI es añadir un elemento al plan, permitiendo que la solución regrese a la factibilidad. El criterio para añadir la línea de transmisión es llevado a cabo por una función totalmente codiciosa (FC3). Dicha función crea coeficientes con la expresión 4.1, pero se diferencia de FC1, puesto que FC3 elige al camino a añadir basado en el de menor coeficiente, por lo que recorre de menor a mayor costo de inversión hasta que la solución deje de ser penalizada. Su pseudocódigo es mostrado a continuación en Algoritmo 4.3.

---

**Proceso de Búsqueda Local**

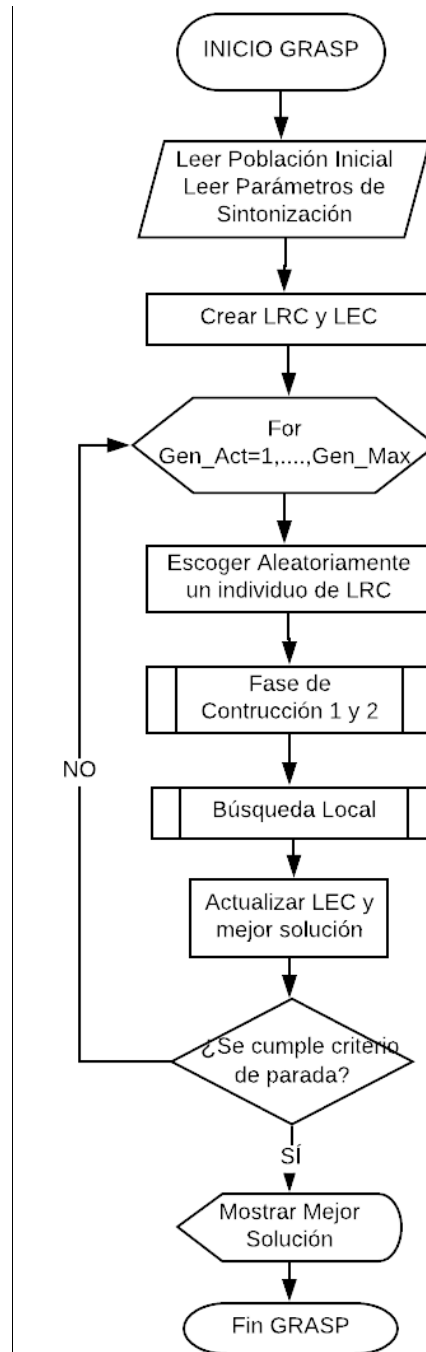
```
Repetir mientras penalización > 0
    x' = Añadir un elemento a x de acuerdo a FG3
    penalización ← Evaluar penalización de x'
    Si penalización > 0
        x=x' %%Actualización de x
Fin
Retornar x (solución factible)
```

---

**Algoritmo 4.3 Fase de Búsqueda Local de GRASP**

Finalmente, el proceso GRASP termina con la actualización de la LEC, y de la mejor solución, siempre que ésta sea de mejor calidad que las existentes en la LEC o la mejor solución global encontrada hasta una determinada iteración, respectivamente. El proceso completo de GRASP es repetido hasta que se cumpla con el criterio de parada.

#### 4.1.4 Diagrama de flujo de GRASP



**Figura 4.1** Diagrama de flujo de GRASP

---

## 4.2 Implementación de Path Relinking

Respecto a Path Relinking (PR), para su aplicación requiere de dos soluciones guía, la primera de ellas se la conoce como solución inicial, mientras que a la segunda como solución objetivo. Estas soluciones guía son obtenidas de un conjunto de posibles individuos a los que se puede llamar población. De forma resumida, este algoritmo busca fusionar características de ambos caminos referenciales con el propósito de examinar potenciales nuevas y mejores soluciones.

Una iteración PR realizar un movimiento entre una solución inicial  $X$  y otra solución objetivo  $Y$  realizando ciertos movimientos. Los movimientos de PR, son ejecutados de acuerdo a una función, la cual analiza todos los movimientos disponibles y selecciona el más indicado [3]. En [7], se reporta tres formas “viajar” entre las soluciones guía. *Forward* PR (FPR) en la que la peor de las soluciones de entrada se la asigna como solución inicial y a la mejor como solución objetivo. La segunda *Backward* PR (BPR) toma a la mejor solución como inicial y a la peor como objetivo. Finalmente, se tiene trayecto mixto (MPR), en donde se intercambian en cada iteración el rol de solución inicial y solución objetivo.

Sea cual sea el comportamiento que adquiera PR, el proceso es repetido hasta que se encuentre una mejor solución o hasta que se cumpla un criterio de parada. En cada iteración, se requiere evaluar la función objetivo para determinar si la nueva solución  $Z$  es mejor que  $X$  e  $Y$ . Si es mejor el cambio es aceptado caso contrario este puede ser revertido con el propósito de que la solución entregada sea factible. En general PR es utilizado como algoritmo que permite una intensificación de búsqueda de una mejor solución. En el Algoritmo 4.4 se presenta el pseudocódigo de PR.

---

### Proceso de Path Relinking

$X \leftarrow$  seleccionar solución guía 1

$Y \leftarrow$  seleccionar solución guía 2

Repetir hasta cumplirse criterio de parada

$Z \leftarrow$  Seleccionar y aplicar comportamiento de PR (FPR, BPR o MPR)

$eval\_Z \leftarrow$  Evaluar Función Objetivo para  $Z$

Validar Cambio  $Z$  si cumple las restricciones

Retornar  $Z$

Fin Proceso Path Relinking

---

**Algoritmo 4.4** PR general

---



---

#### 4.2.1 Parámetros de sintonización PR aplicado a la resolución del PETM

Los parámetros de sintonización de PR son dos. El porcentaje o probabilidad que se realice PR (%PR), el cual indica la proporción de participación de PR en el proceso de optimización. El segundo es llamado opción de PR (Opt\_PR). Este parámetro sirve para definir una de las dos soluciones guías, concretamente ( $x2\_PR$ ). Se propone 3 alternativas para su elección: 1) optar el camino más distinto a  $x1\_PR$ ; 2) escoger el candidato con menor valor de inversión hasta la iteración actual; y 3) tomar aleatoriamente un camino entre los mejores candidatos.

#### 4.2.2 Comportamientos PR aplicado a la resolución del PETM

El conjunto de estos comportamientos son la función que determina en esencia el funcionamiento de PR. Para realizar los movimientos entre los caminos seleccionados ( $x1\_PR$  y  $x2\_PR$ ) se proponen 3 comportamientos posibles de acuerdo al criterio basado en las cargabilidades de los caminos. Dichos comportamientos fueron definidos y creados basados en prueba y error, para lograr los mejores resultados posibles.

El primer criterio es seleccionado cuando para un determinado par barras es posible realizar movimientos y además la cargabilidad de  $x1\_PR$  y de  $x2\_PR$  superan cierto valor porcentual. Entonces en base al número de movimientos posibles se busca añadir elementos (líneas o transformadores) de tal manera que se expanda el espacio de búsqueda alrededor de las soluciones guía.

El caso 2 se da cuando ambas soluciones guía tiene el mismo número de caminos que unen dos nodos, y adicionalmente la cargabilidad de la línea de  $x1\_PR$  es mayor a un cierto valor definido adecuadamente por el planificador. Para lo cual se añade únicamente una línea a  $x\_PR$  en la posición analizada.

El último comportamiento toma lugar cuando no existen líneas de transmisión para  $x1\_PR$ , ni  $x2\_PR$ . Aquí el número de líneas a agregar entre dichas barras es totalmente aleatorio dentro de un rango definido por el planeador, en el que existe la posibilidad de que ninguna línea sea adicionada.



Para los tres comportamientos el movimiento es válido si y solo si la nueva configuración ( $x_{PR}$ ) es una solución factible. Además, nótese que puede haber casos que determinados caminos no cumplan las condiciones de uno de estos comportamientos. Si esto sucede, el número de líneas es el mismo que el existente en  $x1_{PR}$ .

#### 4.2.3 Funcionamiento de PR aplicado a la resolución del PETM

Path Relinking inicia su proceso con la selección de las soluciones guía. Posterior a eso se le asigna a  $x_{PR}$  la misma configuración de  $x1_{PR}$ . A continuación, son calculadas las cargabilidades de ambas soluciones guía. Una vez que se ha realizado este proceso, se recorre cada uno de los elementos de la posible nueva solución aplicando un determinado comportamiento según ciertas condiciones como fue explicado en la sección 4.3.2. En cada movimiento realizado, es necesario la evaluación de la función objetivo para garantizar que la solución conseguida con PR sea factible. El pseudocódigo utilizado de PR se aprecia en el Algoritmo 4.5.

---

Proceso de Path Relinking

$x1_{PR} \leftarrow x$  (candidato optimizado por GRASP)

$x2_{PR} \leftarrow$  candidato escogido de acuerdo a  $Opt_{PR}$

$x_{PR} = x1_{PR}$

$carg1 \leftarrow$  Cargar cargabilidad de líneas de  $x1_{PR}$

$carg2 \leftarrow$  Cargar cargabilidad de líneas de  $x2_{PR}$

Repetir por  $k=1, \dots, dim$  %%dim es la dimensión del problema

$x_{PR}(k) \leftarrow$  Seleccionar Comportamiento de PR según  $carg1$  &  $carg2$

penalización -- Evaluar penalización de  $x_{PR}$

Si penalización > 0

$x_{PR}(k) = x1_{PR}(k)$

Fin

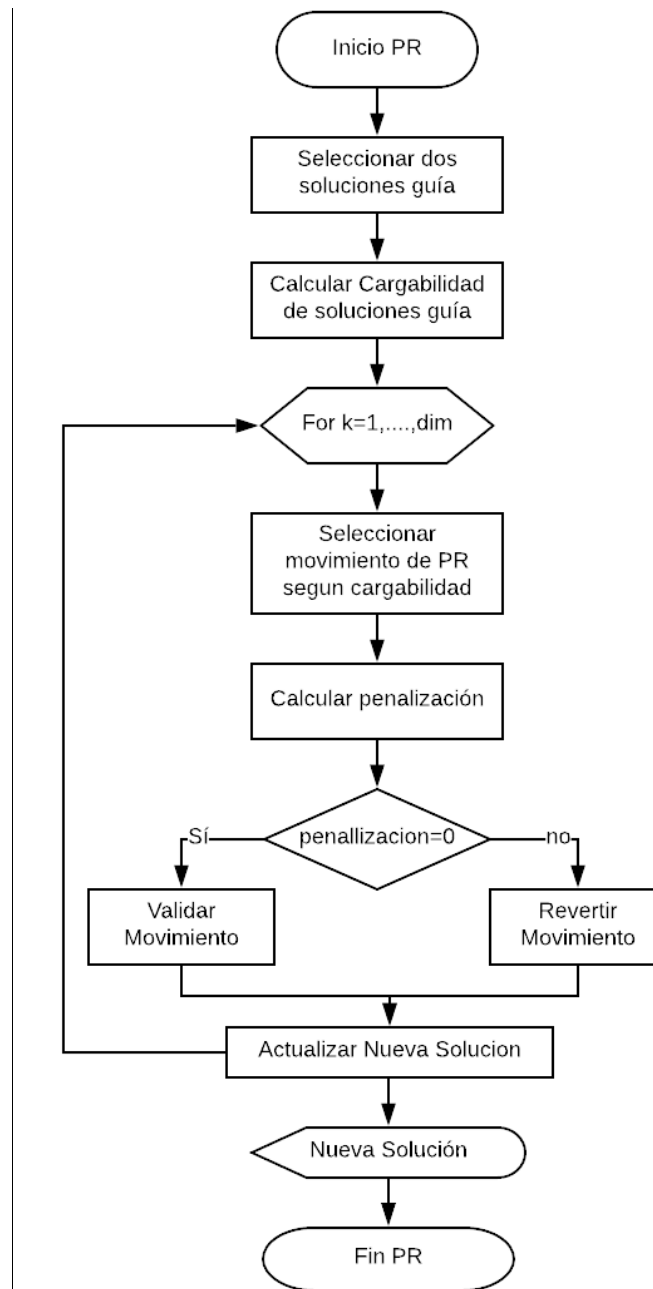
Retornar  $x_{PR}$

Fin Proceso Path Relinking

---

**Algoritmo 4.5** PR aplicado al PETM

#### 4.2.4 Diagrama de flujo de PR



*Figura 4.2 Diagrama de flujo de PR*

#### 4.3 Implementación del algoritmo GRASPR para la resolución del PETM

Una vez explicado el funcionamiento tanto de GRASP como de PR para la resolución del PETM, a continuación, se expone el método utilizado para ensamblar los dos algoritmos en la llamada metaheurística GRASPR. Es decir, se realizará una descripción global de cómo el PETM es resuelto, empezando desde la lectura, hasta que la mejor solución para el problema es obtenida.



---

### 4.3.1 Lectura de Datos

Para resolver el PETM, el primer paso es cargar los datos técnicos y económicos del modelo de prueba que será analizado. Entre los datos técnicos se tiene a la topología existente, esto hace referencia a la potencia de generación instalada, demanda actual y a la topología existente. Así mismo se incluye los posibles proyectos a ser construidos como son líneas de transmisión y transformadores según el escenario. Los datos económicos hacen referencia al costo de llevar a cabo algún proyecto que permita la correcta expansión del PETM, además al ser multietapa es importante el valor presente en cada una de las etapas.

Los datos de los sistemas de prueba propuestos en este trabajo son presentados en los Anexos A y B. El programa propuesto carga 3 archivos de datos, 1 por cada etapa.

### 4.3.2 Ajuste de parámetros generales

Hay cuatro parámetros generales que se deben configurar. El primero es el número individuos por población (*Particle\_Number*), el segundo hace referencia a la cantidad de experimentos que se desean realizar (*nexp*), el tercero cuántas generaciones se requieren por experimento (*Max\_Gen*), y finalmente el cuarto, el número máximo de evaluaciones de la función objetivo por experimento (*Max\_FES*). Todos estos parámetros están directamente relacionados con el tamaño del sistema de prueba, y además *Particle\_Number* y *Max\_Gen* ayudan a evaluar la robustez de la metaheurística.

### 4.3.3 Ajuste de parámetros de sintonización

Los parámetros de sintonización para GRASPR, son la unión de los parámetros de GRASP y PR, y se lo puede apreciar en la Tabla 4.1. Dichos parámetros permiten adaptar a la metaheurística para la resolución de un problema en particular. Es decir, de acuerdo al sistema de prueba, estos parámetros se deben configurar cuidadosamente para que la metaheurística se desempeñe de la mejor forma posible. Para realizar estos ajustes, es necesario conocer a profundidad tanto el problema que se va a resolver, como también a la propia metaheurística. Esta sintonización, se logra realizando varias pruebas y modificando

los parámetros hasta lograr buenos resultados. Recomendaciones para configurar estos parámetros se presentan en la sección de resultados.

**Tabla 4.1** Parámetros de Metaheurística GRASPR

$\alpha$	Número de partículas para formar la LRC
$\beta$	Número de partículas para formar la LE
% PR	Porcentaje de Path Relinking
Opt_PR	Opción para realizar PR

#### 4.3.4 Creación de Población Inicial

La población inicial es una matriz de posibles topologías candidatas de orden  $n \times m$ . Donde  $n$  es igual al número de individuos de la población (Particle\_Number), y  $m$  representa la dimensión del problema (dim), la misma que hace referencia a las ramas del sistema en las que es posible añadir un nuevo elemento a la red. Para este trabajo se probó una única manera de crear a la población con variaciones aleatorias para  $x^{min}$ .

Para que el algoritmo cree las soluciones iniciales se empieza definiendo  $x^{min}$  y  $x^{max}$ . Ambas son matrices de orden  $n \times m$ .  $x^{min}$  es el parámetro alrededor del cual se va a crear las soluciones candidatas, y que para su implementación podía ser: la topología inicial, las mejores soluciones obtenidas para cada etapa cuando se realiza planeación cuasi-dinámica, o la mejor solución encontrada del problema PETM. La primera fue la utilizada para los experimentos presentados en el capítulo 6. Mientras que las dos otras opciones, se las probó únicamente con el objetivo de buscar mejores soluciones. Por su parte,  $x^{max}$  representa el máximo número de circuitos que pueden existir en una rama del sistema.

A continuación, la población se crea previamente de forma totalmente aleatoria siguiendo la expresión 4.3; donde  $k$  representa un valor aleatorio correspondiente a una distribución uniforme entre 0 y 1. Además, con dicha expresión se garantiza que no se tenga individuos que con menos caminos que  $x^{min}$ , ni que superen a  $x^{max}$ .

$$\text{redondear}[x^{min} + (x^{max} - x^{min})k] \quad (4.3)$$



---

Luego de forma iterativa a cada individuo de la población previamente creada, se le realiza una modificación, en la que el 65% de los caminos de la población creada anteriormente toma nuevamente el valor de  $x^{min}$ . La manera en la que la población inicial es creada se muestra en el Algoritmo 4.6.

---

#### Proceso de Creación de Población Inicial

Definir  $x^{min}$  y  $x^{max}$

Población -- Crear Matriz  $m \times n$  basado en expresión 4.3

Para  $i=1, \dots, Particle\_Number$

    Índices  $\leftarrow$  posiciones del 65% de elementos que se mantienen igual que en  $x^{min}$

    Población  $\leftarrow$  Modificar posiciones dadas por Índices

Fin

Retornar Población

---

#### **Algoritmo 4.6** Creación de Soluciones Iniciales

### 4.3.5 Evaluación de la Población Inicial

Una vez creada la población inicial, es necesario evaluarla. Para ello, cada uno de sus pobladores o partículas son valoradas en la función objetivo del PETM de acuerdo a la expresión 3.1. Computacionalmente, y de la manera programada, evaluar a cada partícula cuenta como evaluar tres veces a la función objetivo, ya que en este trabajo el horizonte de tiempo se divide en tres etapas para planificación. Adicionalmente, dentro del proceso de optimización se requiere evaluar más veces a un determinado individuo, cada una de estas evaluaciones es conocida como FE.

### 4.3.6 Proceso de optimización con GRASPR

Una vez que la población ha sido creada y evaluada. Un vector que guarda los costos de expansión de cada plan es ordenado de menor a mayor costo. De acuerdo a este último ordenamiento y según el parámetro  $\alpha$ , se crea la LRC. Posteriormente, se crea la LEC con los mejores  $\beta$  candidatos de LRC. En este momento el proceso entra en un bucle, en donde el proceso se repite tantas veces como las asignadas por el parámetro  $Max\_Gen$ .

Entonces, de LRC se elige aleatoriamente una partícula, la cual tiene las características de ser factible para las tres etapas. A dicha partícula se le asigna el nombre de solución candidata o simplemente candidato. La técnica de elección aleatoria permite



---

obtener diferentes soluciones en cada iteración. La dimensión de este vector se denomina *dim*.

Al candidato seleccionado se le aplica el proceso de GRASP (algoritmo 4.1), el cual brinda una solución factible para la primera etapa. Dicha solución es guardada, tanto su topología como su costo de inversión. Para la segunda etapa, la topología inicial es ajustada a la solución obtenida en la primera etapa. Ahora, GRASP es aplicado para la segunda etapa partiendo de mismo candidato que para la etapa 1. Al finalizar esta subrutina, se guarda la solución para la etapa 2, y la misma es utilizada como topología inicial para la tercera etapa. En aquel momento, GRASP es aplicado a la etapa 3; la cual inicial como topología inicial a la solución candidata. Finalmente se guarda a la solución obtenida para la etapa final. Este proceso, podría generalizarse para  $n$  etapas.

El costo total de la expansión es guardado en un vector denominado Costo de Inversión Actual ( $CI_{Act}$ ). Por su parte, la solución de la iteración o generación actual ( $Gen_{Act}$ ) comprende un vector de dimensión igual  $3dim$ , en donde se sobreentiende que  $t = 1$  para las posiciones de 1 hasta  $dim$ ,  $t = 2$  para las posiciones de  $dim + 1$  hasta  $2dim$ , y  $t = 3$  para las posiciones de  $2dim + 1$  hasta  $3dim$ . En este proceso se preserva el horizonte de planeamiento global del problema. ya que en cada iteración se parte de una solución que cumple las restricciones para las tres etapas del problema PETM, y luego para dicha solución se la optimiza respondiendo a la pregunta de cuando es el mejor momento para realizar una inversión.

GRASP, dentro del el proceso total de optimización propuesto, básicamente se encarga de eliminar circuitos que no son necesarios, aunque en su fase de búsqueda local se permite que se agregue solamente un circuito, consiguiendo que la solución sea factible. Posterior a ese proceso es donde entra en juego el algoritmo PR con el objetivo de diversificar o ampliar el espacio de búsqueda del problema, dotando a la herramienta GRASPR una característica que permita escapar de mínimos locales. La participación de PR viene determinado por el parámetro porcentaje de participación en el algoritmo ( $\%PR$ ). Este valor puede ir desde el 0% (no participa) hasta el 100% (siempre participa)



---

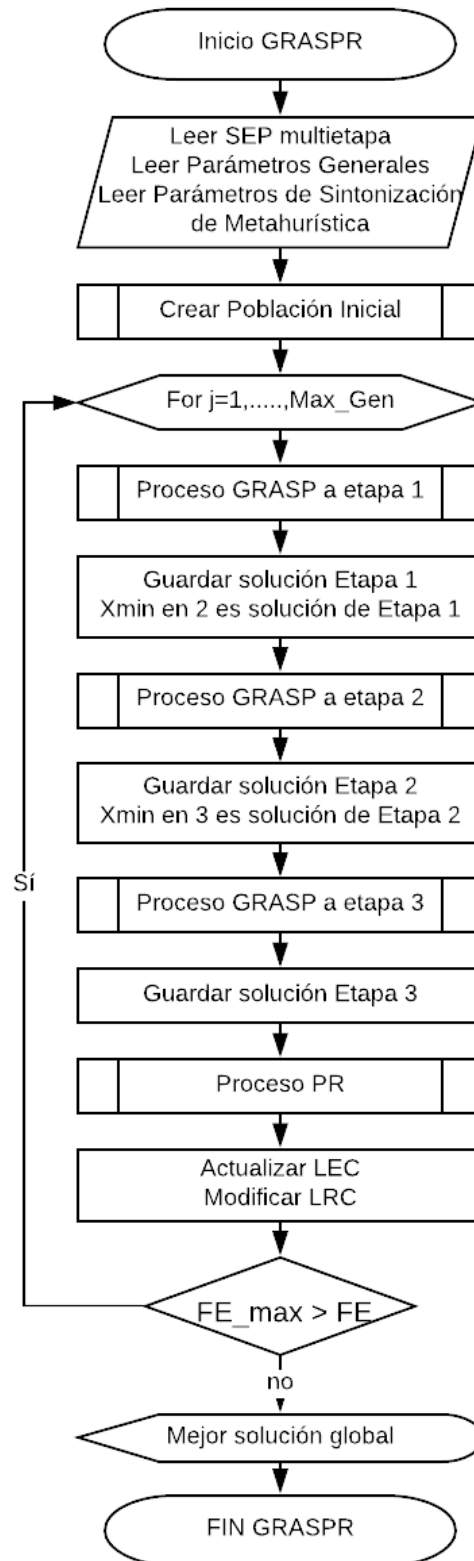
Si PR es utilizado, éste toma como primera solución guía a la solución de la última etapa del problema; y para la segunda solución guía lo hace de acuerdo al parámetro de sintonización  $Opt_{PR}$ . Nótese que ambas soluciones guías tienen la característica de ser factibles para las todas las etapas del sistema. Con estos dos datos PR es aplicado tal como se explicó con el Algoritmo 4.5. El valor retornado de aplicar PR, es otra solución totalmente factible, que seguramente es distinta a las soluciones guía. Esta solución es ingresada a la LRC, reemplazando la posición de la solución candidata de la iteración actual.

A continuación,  $Cl_{Act}$  es comparada con los costos de las soluciones elite, guardadas en LEC. Si el costo del plan encontrado en la iteración actual es inferior al mayor costo de algún plan de la LEC, y además el plan es suficientemente distinto los existentes en dicha lista, la solución pasa a formar parte de la solución elite, desplazando a la de mayor costo. Esto es importante, ya que la LEC es utilizada para escoger la segunda solución guía de PR.

#### **4.3.7 Evaluación del criterio de parada.**

Para este trabajo el número máximo de generación  $Max_{Gen}$  por iteración GRASPR y el número máximo de evaluaciones  $Max_{FES}$  de la función objetivo son utilizados como criterio de parada. Cuando una de las dos condiciones es superada el algoritmo automáticamente se detiene y entrega la mejor solución obtenida hasta ese punto.

#### 4.4.8 Diagrama de flujo de GRASPR



*Figura 4.3 Diagrama de flujo de GRASPR*



## CAPÍTULO 5

### PRUEBAS Y RESULTADOS

#### Introducción

El modelo matemático del problema de Planeamiento de Expansión de Sistemas Transmisión Multietapa con flujo de potencia AC fue implementado en el lenguaje de programación matemática MATLAB y se resolvió con ayuda del módulo MATPOWER. Las características de la computadora en la que se realizaron las pruebas son Intel i7, 2.80 GHz, 8GB RAM. Para demostrar la validez de la metodología, se usan dos sistemas de prueba: el sistema Garver de 6 barras y el sistema de 24 barras de la IEEE.

Para cada sistema de prueba, se realizarán tres escenarios. Dos con re-despacho y uno sin re-despacho. Para los escenarios con re-despacho se permite que los generadores sean ajustados dentro de sus respectivos límites de generación. Para los escenarios con re-despacho se realizan dos ensayos, el primero sin límite de reactivos, es decir, se permiten reactivos ilimitados a un costo de \$0/Mvar en las barras de generación artificial, mientras para el segundo no está permitido la generación de reactivos por parte de los generadores artificial. Este último escenario se ajusta más a la realidad del PET, y por ende su resolución es más exigente. El escenario sin re-despacho de cada sistema asigna a todos los generadores, excepto a la barra slack, un valor fijo de generación de potencia. Únicamente es ensayado el caso que permite la generación de reactivos ilimitados. Su complejidad es mayor que al resolver los escenarios con re-despacho.

Como se mencionó anteriormente, el horizonte de planificación es de 15 años, dividido en tres etapas de planificación de cinco años cada una. En la literatura disponible, los sistemas de prueba para el modelo AC existentes disponen datos únicamente para la primera etapa de planificación (0 a 5 años). Debido a esto, se propone que, a estos sistemas

existentes se les aumente la carga y la generación en un 5% para la etapa 2, y otro 5% respecto a la etapa 2 para la etapa 3. Los datos completos para ambos sistemas de prueba y cada uno de los escenarios están disponibles en los Anexos A y B respectivamente.

Además, al no haber referencias en la literatura de resultados para el PET con modelo con flujo de potencia AC y multietapa, se procede a comparar con resultados propios al simular con el modelo con flujo de potencia AC, pero considerando el estático y cuasi-dinámico. Esto permitirá corroborar la hipótesis principal de esta tesis, la cual enuncia que el costo de inversión de la expansión multietapa debería ser menor, o al menos igual al obtenido cuando la planificación se hace de manera estática o cuasi-dinámica.

Los coeficientes de valor presente para cada una de las etapa fueron tomados de las referencias [36], [37]. El proceso completo de cálculo de estos coeficientes se presenta en la Tabla 5.1 y utilizan las expresiones 3.2 y 3.3 descritas en el capítulo 3. Los valores de  $dp$  fueron ajustados para obtener los coeficientes de VP presentados en [37]. Por ejemplo, una línea de costo de 20 u.m., que requiera ser construida en la tercera etapa su costo es calculado al multiplicar  $0,478 \times 20$  lo que da como resultado un costo de \$9,56.

**Tabla 5.1** Cálculo del coeficiente de valor Presente

$p$	$dp$	$tp$	$VP$
1	0,00%	0	1,000
2	6,53%	5	0,729
3	7,66%	10	0,478

Por otro parte, para juzgar el desempeño de la metaheurística GRASPR, se realizarán comparaciones con el desempeño de la metaheurística PSO presentada en el paper [17]. Cabe recordar que la metaheurística PSO es una de las técnicas que mejores resultados ha mostrado en la literatura para resolver problemas de planeamiento de sistemas de transmisión. Los parámetros de inicialización de ambos algoritmos de solución serán lo más similares, para cada que la comparación sea razonablemente justa.

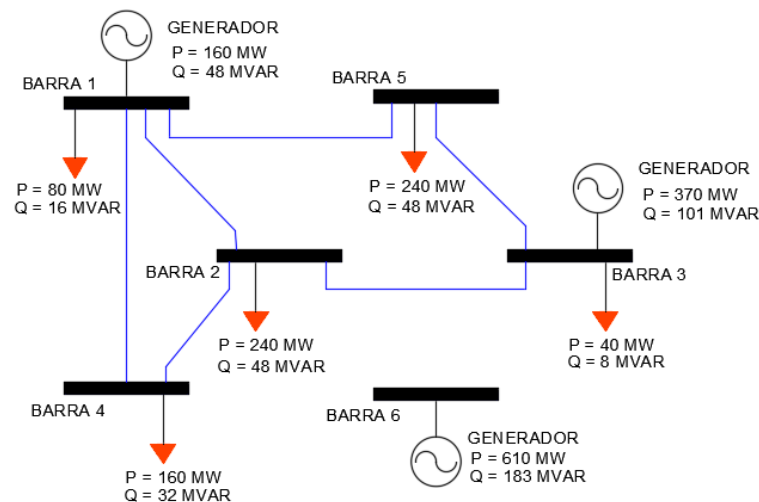
En la sección 5.1 se muestran los resultados de las simulaciones para el sistema Garver, mientras que en la sección 5.2 los resultados del sistema IEEE de 24 nodos. Dentro de cada sección son comparados los resultados de los distintos tipos de planeamientos,



también se presentan las distintas pruebas que sirvieron para configurar de mejor manera los parámetros de la metaheurística.

### 5.1 Sistema Garver de 6 barras

El sistema de pruebas Garver de 6 barras es ampliamente utilizado en la literatura para realizar estudios en el problema de expansión de sistemas de transmisión. La topología inicial cuenta con: tres generadores con una potencia total instalada de 1140 MW y 332 MVAR; cinco centros de consumo, los cuales demandan 760 MW y 152 MVAR; el sistema tiene 15 caminos posibles de transmisión, cuenta además con seis líneas de transmisión construidas; y, además posee con una barra aislada. El número máximo líneas permitido en cada camino es 5, por lo que el total de topologías posibles para analizar es  $(5 + 1)^{15} = 6^{15} = 470184984576$ . Sin embargo, no todas estas topologías son posibles. En la Figura 5.1 se muestra la topología inicial Garver.



**Figura 5.1** Topología Sistema Garver

En la literatura, no se encuentran claramente definidos sistemas de prueba para planificación multietapa, por lo que los datos necesarios para la etapa 2 y 3 fueron planteados por el autor de la tesis. Estos datos, se presentan en el Anexo A como sugerencia para futuros trabajos.

En cada escenario se muestran los resultados para planeamiento estático, cuasi-estático y dinámico. Para el sistema Garver con re-despacho, se explica detalladamente

como es realizado el proceso de obtención de resultados para cada tipo de planeamiento, y, además las distintas pruebas realizadas para juzgar la robustez de la metaheurística.

Para simplificar la manera de referirse a los escenarios en la Tabla 5.2 se presenta la respectiva nomenclatura según las características que tiene cada uno.

**Tabla 5.2** Nombres de los escenarios para el sistema Garver

Nombre	Re-despacho	Potencia reactiva ilimitada
G_a1	Sí	Sí
G_a2	Sí	No
G_b1	No	Sí

### 5.1.1 Sistema Garver con re-despacho – problema PET estático

Para el planeamiento estático el horizonte de planificación es de 15 años. Es decir, se parte de una topología base, y al proyectar tanto la generación como la demanda al fin del horizonte de planificación, se busca responder cuántas y dónde se requiera que se construyan nuevas líneas. Por lo que no se sabrá el momento adecuado (cuándo) en el que debe ser añadidos los elementos al SEP y en consecuencia el costo de inversión es calculado en base al valor actual.

Para los escenarios, G\_a1 y G\_a2, se realizan 15 experimentos con la herramienta de optimización GRASPR. La misma utiliza una población inicial de 60 individuos, la lista restringida de candidatos se la fija en 5, la lista elite en 3 y se permiten 50 generaciones por experimento. Adicionalmente, con el único propósito de validar el resultado, es decir no tener duda de que exista un mejor resultado, se realizan otras simulaciones con el uso de la metaheurística PSO, con la cual se obtuvo la misma mejor topología.

#### 5.1.1.1 Escenario G\_a1 estático

Para el planeamiento estático de G\_a1, el menor valor de inversión encontrado es de \$130 u.m. Es interesante que este mismo valor de inversión corresponde al de dos topologías distintas que cumplen las restricciones del problema. La Tabla 5.3 muestra las líneas que deben ser añadidas en cada uno de los planes.

**Tabla 5.3** Solución estática para  $G_{a1}$ 

Plan	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
Plan 1	$l_{2-3} = 1; l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1$	130,00
Plan 2	$l_{2-3} = 1; l_{4-6} = 3; l_{3-5} = 1$	130,00

De la Tabla 5.3, se aprecia que tanto el plan 1 como el plan 2 requieren la construcción de 5 líneas de transmisión en el horizonte de 15 años. El plan 1 requiere que se añadan: 1 línea entre las barras 2-3, 3 líneas entre las barras 2-6, y 1 entre las barras 3-5. Por su parte, el plan dos incorpora 1 línea entre las barras 2-3, 1 línea entre las barras 3-5, y 3 líneas entre las barras 4-6.

Al tener dos topologías con igual valor de inversión, se espera que al realizar el planeamiento cuasi-dinámico o dinámico, cuando se conteste cuándo es el momento adecuado para la construcción de las líneas de transmisión se determine si una de las dos topologías representa una inversión menor en el horizonte de planificación.

### 5.1.1.2 Escenario $G_{a2}$ estático

El menor valor de inversión encontrado para el planeamiento estático de  $G_{a2}$  es de \$220 u.m. La Tabla 5.4 muestra las líneas que deben ser añadidas para cumplir con las restricciones del problema. Allí se aprecia que el plan de expansión encontrado requiere que se añadan un total de 7 líneas, 2 líneas entre las barras 1-2, 2 líneas entre las barras 2-6, 1 entre las barras 3-5 y 2 que unan los nodos 4-6.

**Tabla 5.4** Solución estática para  $G_{a2}$ 

Líneas Añadidas	Valor de Inversión
$l_{1-2} = 2; l_{2-6} = 2; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 2$	220,00

### 5.1.2 Sistema Garver con re-despacho – problema PET cuasi-dinámico

El planeamiento cuasi-dinámico se lo realiza de la siguiente manera. Para la primera etapa se toma como base la topología inicial y se realiza las correspondientes adiciones de

líneas. La topología con el mínimo valor del costo de inversión es guardada y sirve como topología inicial para la fase 2 de la expansión. De manera análoga, se obtiene el mejor resultado para la segunda etapa, eligiéndose a la que represente el menor costo. Nuevamente, la mejor solución es puesta como líneas iniciales de la tercera etapa. Entonces, se vuelve a realizar la optimización, y la topología de menor costo es seleccionada. Al final el plan será la suma de las adiciones parciales realizadas en cada etapa y el valor total de inversión es igual a la suma de los costos de expandir cada una de las etapas.

Se realizan 15 pruebas para cada etapa. La configuración de la población inicial es 60, la lista restringida de candidatos se la fija en 5, la lista elite en 3 y se permiten 50 generaciones por experimento. Los mejores resultados son comparados con experimentos realizados con PSO obteniéndose el mismo mejor resultado para la expansión cuasi-dinámica.

#### 5.1.2.1 Escenario G\_a1 cuasi-dinámico

El mejor plan encontrado para el horizonte de planificación de 15 años a tres etapas de G\_a1 requiere la instalación de un total de 5 líneas de transmisión, con una inversión de \$119.56 u.m. La inversión económica en cada etapa y las líneas que requieren añadir se detallan en la siguiente tabla.

**Tabla 5.5** Solución cuasi-estática para G\_a1

<b>Etapas</b>	<b>Líneas Añadidas</b>	<b>Valor de Inversión</b>
1	$l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1$	110,00
2	---	0,00
3	$l_{2-3} = 1$	9,56
	TOTAL	119,56

De la Tabla 5.5, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 4 líneas, 3 entre las barras 2-6, y 1 que una las barras 3-5; en la etapa 2 no se requiere la construcción de ninguna línea; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se levante una única línea entre las barras 2-3.

### 5.1.2.2 Escenario G\_a2 cuasi-dinámico

Para G\_a2, la planificación cuasi-dinámica requiere una inversión de \$224,34 u.m. La inversión en cada etapa y las líneas que se requieren ser añadidas en el sistema Garver con re-despacho cuando no se permite la generación libre de reactivos se detallan en la Tabla 5.6.

**Tabla 5.6 Solución cuasi-estática para G\_a2**

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{1-2} = 2; l_{2-3} = 1; l_{2-6} = 1; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 2$	210,00
2	---	0,00
3	$l_{2-6} = 1$	14,34
	TOTAL	224,34

De la Tabla 5.6, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 7 líneas, 2 líneas entre las barras 1-2, 1 línea entre las barras 2-3, 1 línea entre las barras 2-6, 1 entre las barras 3-5 y 2 líneas que unan los nodos 4-6. La etapa 2 no requiere de ninguna construcción, y la última etapa requiere una línea de transmisión entre los nodos 2-6.

### 5.1.3 Sistema Garver con re-despacho - problema PET multietapa

El planeamiento multietapa debe responder las tres interrogantes de planeamiento, dónde, cuántos y cuándo es necesario añadir líneas de transmisión. Esto permite analizar el problema con una visión global de todo el horizonte de tiempo, permitiendo elegir el mejor momento para realizar una inversión. Se diferencia del cuasi-dinámico ya que, dicho modelo solo tiene el alcance de una etapa.

Para el sistema multietapa de Garver con re-despacho se realizan pruebas para los dos escenarios mencionados G\_a1 y G\_a2. Para estos dos escenarios se realizan múltiples simulaciones tanto con GRASPR como con PSO con el propósito de evaluar y comparar el desempeño de la herramienta propuesta. Dichos experimentos son presentados a detalle en la sección 5.1.5. y 5.1.6. A continuación, se presentan las topologías encontradas en cada escenario.

### 5.1.3.1 Escenario G\_a1 multietapa

El menor valor de inversión encontrado para G\_a1 es de \$119.19 u.m. La mejor solución encontrada para el horizonte de planificación de 15 años requiere la instalación de un total de 5 líneas de transmisión. Las líneas a ser añadidas y la inversión de cada etapa se detallan en la Tabla 5.7.

**Tabla 5.7** Solución multietapa para G\_a1

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1$	110,00
2	---	0,00
3	$l_{2-3} = 1$	9,56
TOTAL		119,56

Las líneas a ser agregadas son cuatro en la primera etapa, 3 que van desde el nodo 2 al 6, 1 entre los nodos 3-5, la segunda etapa no requiere adicionar ningún elemento, y finalmente la tercera requiere que se construya una línea entre las barras 2-3.

### 5.1.3.2 Escenario G\_a2 multietapa

En este escenario complejo el número de líneas a añadir es siete y tiene un costo de \$220 u.m. Siendo interesante el hecho de requerir que todas las líneas sean construidas en la primera etapa. Es así que, se requiere, 2 líneas entre las barras 1-2, 2 entre las barras 2-6, 2 entre las barras 4-6 y 1 entre las barras 3-5.

**Tabla 5.8** Solución multietapa para G\_a2

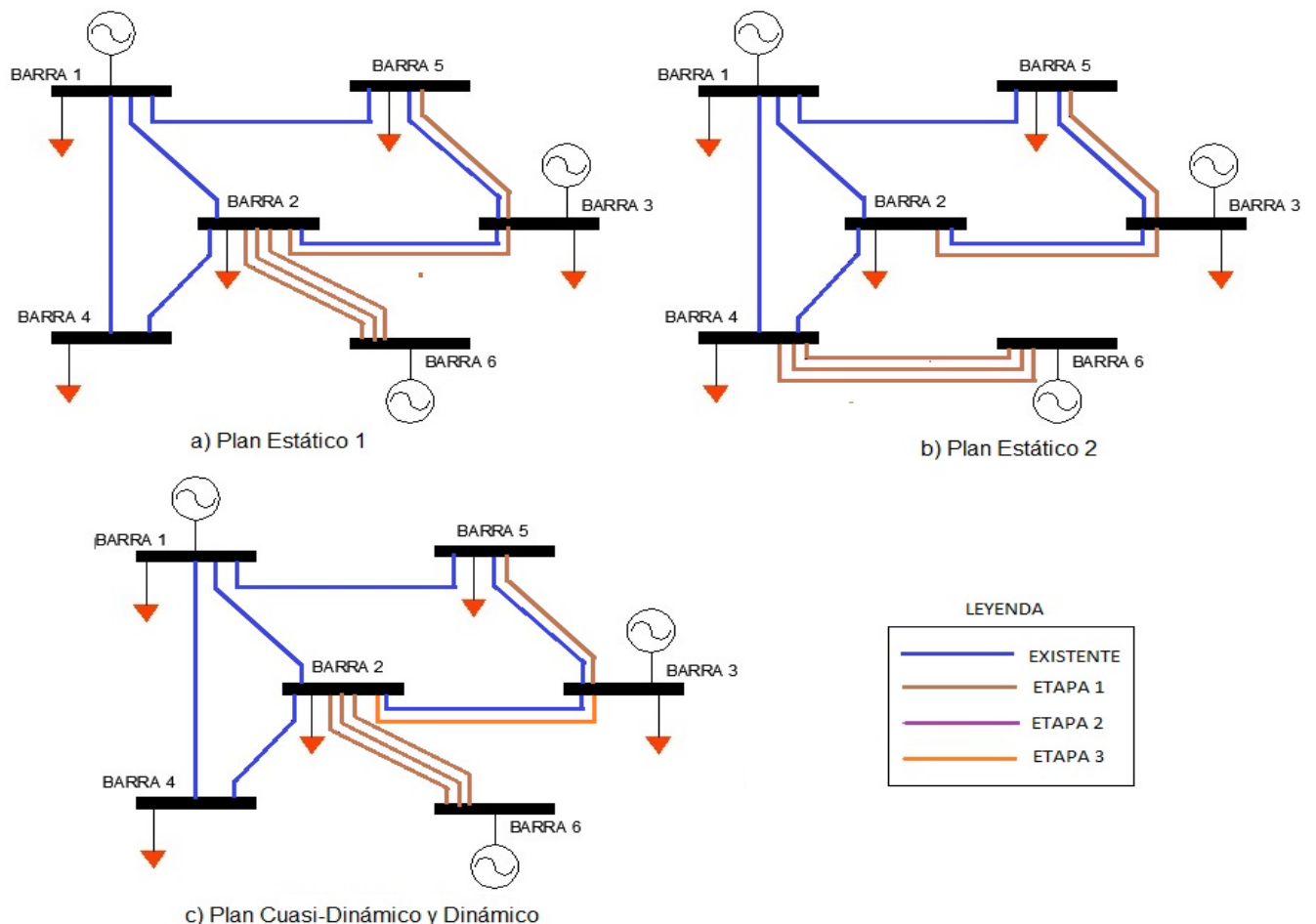
Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{1-2} = 2; l_{2-6} = 2; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 2$	220,00
2	---	0,00
3	---	0,00
TOTAL		220,00

### 5.1.4 Comparación de resultados de planeamientos para Garver con re-despacho

En la Tabla 5.9 se muestran los elementos que deben añadirse a la topología existente del sistema Garver con re-despacho para que su expansión se realice exitosamente. Estos resultados corresponden al escenario G\_a1. Además, en la Figura 5.2. se aprecia las topologías para cada planeamiento.

**Tabla 5.9** Comparación de resultados distintos planeamientos de G\_a1

Tipo de Planeamiento	Elementos a añadir	Valor de Inversión
Estático	$l_{2-3} = 1; l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1$	\$130
	$l_{2-3} = 1; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 3$	
Cuasi-Dinámico	$l_{2-6,1} = 3; l_{3-5,1} = 1; l_{2-3,3} = 1$	\$119,56
Dinámico	$l_{2-6,1} = 3; l_{3-5,1} = 1; l_{2-3,3} = 1$	\$119,56



**Figura 5.2** Topologías de distintos planeamientos de G\_a1

Lo interesante de este escenario es que el planeamiento estático entregó dos soluciones con el mismo valor de inversión, pero de distinta configuración. Uno de estos dos planes es igual a la mejor solución encontrada tanto para el planeamiento cuasi-dinámico como para el dinámico. En este escenario se muestra que el planeamiento multietapa efectivamente reduce el costo de inversión a comparación del estático, ya que determina el momento adecuado para adicionar un nuevo elemento al sistema en el horizonte de tiempo.

A continuación, en la Tabla 5.10 se muestra un resumen de los resultados para el escenario G\_a2.

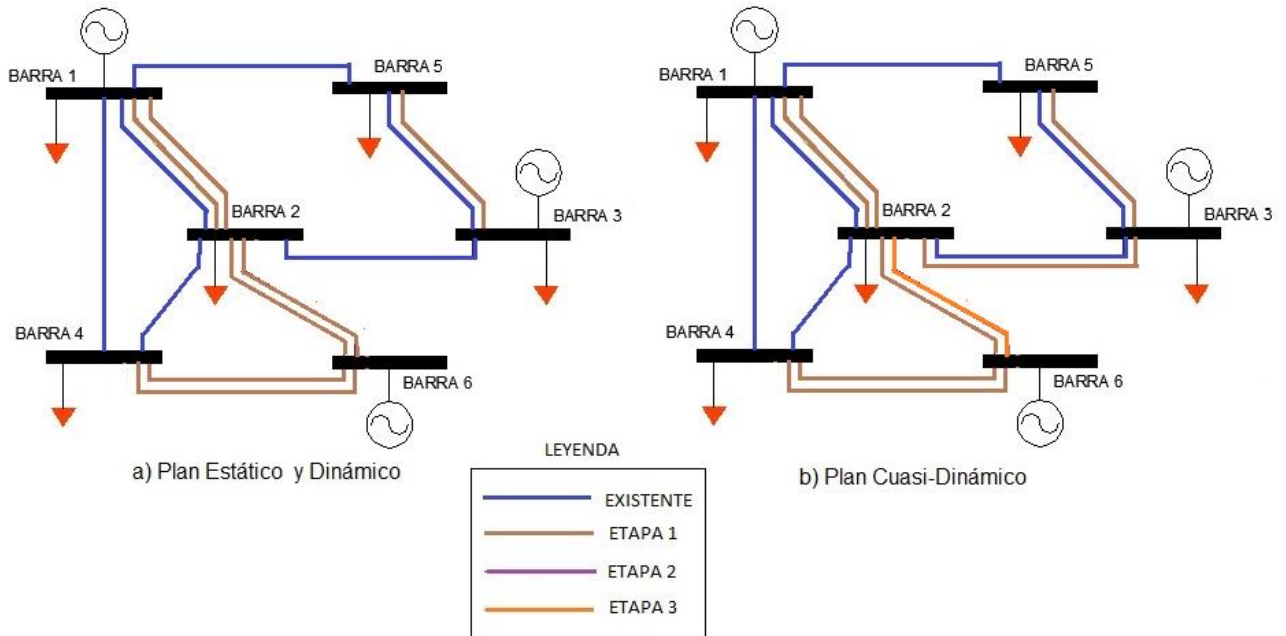
**Tabla 5.10** Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario G\_a2

<b>Tipo de Planeamiento</b>	<b>Elementos a añadir</b>	<b>Valor de Inversión</b>
Estático	$l_{1-2} = 2; l_{2-6} = 2; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 2$	\$220
Cuasi-Dinámico	$l_{1-2} = 2; l_{2-3} = 1; l_{2-6,1} = 1; l_{3-5,1} = 1; l_{4-6,1} = 2;$ $l_{2-6,3} = 1$	\$224,34
Dinámico	$l_{1-2,1} = 2; l_{2-6,1} = 2; l_{3-5,1} = 1; l_{4-6,1} = 2$	\$220

De la Tabla 5.10, se aprecia que el costo del planeamiento cuasi-dinámico es el mayor de todos, con lo que se comprueba que la suma de los mejores planes de cada etapa no es necesariamente el mejor plan si se considera una visión global al tratarlo de manera dinámica. Es interesante que tanto el plan dinámico como estático presentan la misma mejor topología y valor de inversión ya que las líneas deben estar construidas al inicio de la primera etapa. Las topologías para cada tipo de planeamiento son mostradas a detalle en la Figura 5.3.

Finalmente, si se comparan los dos escenarios realizados para Garver con re-despacho, se aprecia que el costo de inversión que tiene el escenario G\_a2 (escenario muy realista) es mucho mayor que el escenario G\_a1. Probablemente al resolver escenarios con compensación shunt, el costo podría estar en la mitad de ambos. Esto no fue realizado en este trabajo por la complejidad que se tiene al resolver y el tiempo limitado para finalizar el mismo.





**Figura 5.3** Topologías de distintos planeamientos para escenario  $G_a2$

### 5.1.5 Desempeño de GRASPR para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa

En esta sección, se analiza el desempeño que muestra la metaheurística propuesta, GRASPR, para la resolución del PETM de los escenarios planteados. Para ello se realizan una serie de experimentos variando parámetros generales y de sintonización.

El escenario elegido para realizar las pruebas es  $G_a1$ . Se ajustan inicialmente los parámetros generales y de sintonización como en se observa en la Tabla 5.11.

**Tabla 5.11** Parámetros de GRASPR para escenario  $G_a1$

<b>Particle_Number</b>	80
<b>nexp</b>	15
<b>Max_Gen</b>	50
$\alpha$	5
$\beta$	3
<b>Opt_PR</b>	3

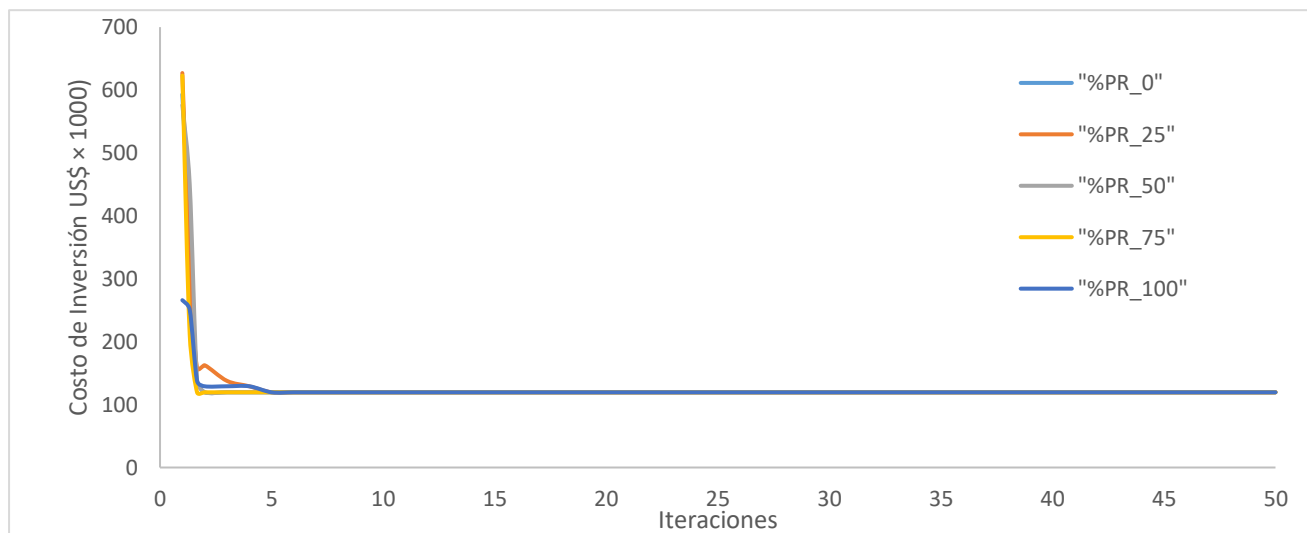
Como primer paso se propone evaluar la influencia que tiene el parámetro de sintonización porcentaje de PR en la tasa de éxito alcanzada. Recordemos que el valor óptimo de este escenario es \$119,56, y puede ser encontrado en la Tabla 5.9. La Tabla 5.12 reporta los resultados obtenidos al variar %\_PR

**Tabla 5.12** Desempeño de GRASPR para escenario G\_a1. Variando %\_PR

% PR	0	25	50	75	100
Tasa de éxito (%)	60,00%	73,33%	73,33%	86,67%	60,00%
# de iteraciones promedio	17	20	20	13	15
D.E. del # de iter. promedio	14	16	13	9	12
Evaluaciones promedio de F.O.	4039	3222	3001	2994	4094
Costo máximo (MUSD)	144,34	134,78	134,38	134,78	161,00
Costo mínimo (MUSD)	119,56	119,56	119,56	119,56	119,56
Tiempo (min) por exp.	2,96	1,70	1,53	1,61	2,15

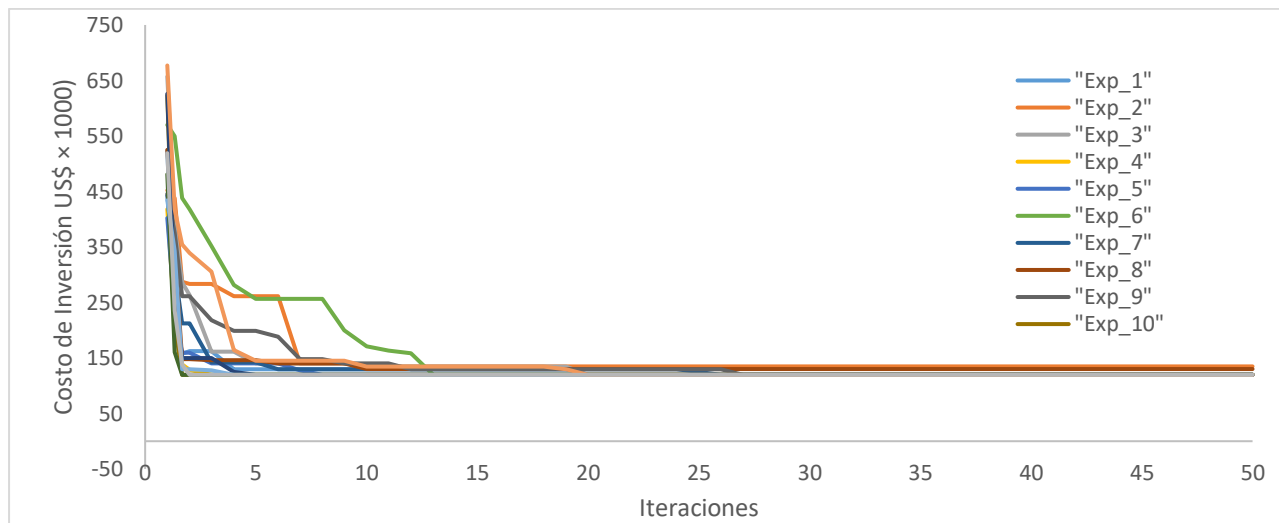
De la tabla anterior podemos apreciar que con 75% de participación de PR en el algoritmo se logra la mayor tasa de éxito. Además, en la Tabla 5.12 muestra el número de iteraciones promedio en que el algoritmo se estabiliza, la desviación estándar (DE) del número de iteraciones promedio, el número de veces que evalúa la función objetivo (FO) en todo el proceso de optimización. Así también el costo máximo y mínimo encontrado para la función objetivo y el tiempo que le toma al algoritmo realizar cada experimento.

En la Figura 5.4, se muestran los mejores experimentos de las simulaciones realizadas de cada PR.


**Figura 5.4** Convergencia de Mejores Experimentos de Tabla 5.12

En la figura anterior se aprecia que la convergencia para los mejores experimentos reportados en la Tabla 5.12, es muy rápida y se obtiene antes de las cinco primeras iteraciones para el peor caso (%\_PR\_100).

Para visualizar de mejor manera la convergencia de GRASPR, en la Figura 5.5 se visualiza la convergencia de 10 experimentos realizados con 75% de PR.



**Figura 5.5** Convergencia de Experimentos para escenario  $G_{a1}$  75 %PR

Como se observa en la figura anterior, el proceso de optimización propuesto converge rápidamente para la mayoría de experimentos. En algunos de ellos la solución se estanca en un óptimo local. Sin embargo, se rescata que GRASPR en algunos experimentos logra escapar de óptimos locales.

Ahora, se realizan nuevas pruebas. Esta vez se busca cuantificar el grado en el que influye el parámetro *Particle\_Number*. El valor del parámetro %\_PR es ajustado a 75 debido a que fue el de mejor desempeño de las pruebas anteriores. Los resultados de las simulaciones se muestran en la siguiente tabla.

**Tabla 5.13** Desempeño de GRASPR para escenario  $G_{a1}$ . Variando la población inicial

Población Inicial	20	40	60	80
Tasa de éxito (%)	73,33%	60,00%	80,00%	73,33%
# de iteraciones promedio	9	17	16	21
D.E. del # de iteraciones promedio	4	13	14	15
Evaluaciones promedio de F.O.	3109	3143	3131	3202
Costo máximo (MUSD)	140	140	140	140
Costo mínimo (MUSD)	119,56	119,56	119,56	119,56
Tiempo (min)	1,39	1,63	1,35	1,55

De la Tabla 5.13 se puede inferir que el impacto al cambiar el tamaño población inicial para este sistema de prueba pequeño no influye de manera concluyente en la tasa de éxito.



Este hecho ocurre porque GRASPR al ser un algoritmo codicioso se queda solamente con las mejores partículas de la población inicial y desecha a las otras.

De acuerdo a las pruebas realizadas, se puede sugerir que *Particle\_Number* se ajuste a 60, *%\_PR* en 75, y los demás parámetros como se muestran en la Tabla 5.11. Sin embargo, al ser GRASPR una técnica metaheurística no se puede garantizar los mismos resultados en una nueva corrida o más complicado aún en un escenario distinto.

Prueba de ello es que siguiendo las recomendaciones mencionadas para el escenario G\_a2 la tasa de éxito es solamente del 20%. Esto puede ser causado también por la mayor dificultad que presenta G\_a2.

### 5.1.6 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa

Finalmente, para el escenario G\_a1 se compara el desempeño de GRASPR vs PSO en la Tabla 5.14.

**Tabla 5.14** Comparación GRASPR vs PSO para escenario G\_a1

Metaheurística	GRASPR		PSO	
Población Inicial	60	80	60	80
Tasa de éxito (%)	80,00%	73,33%	13,33%	33,33%
# de iteraciones promedio	16	21	128	125
D.E. del # de iteraciones promedio	14	15	12	19
Evaluaciones promedio de F.O.	3131	3202	11742	18062
Costo máximo (MUSD)	140	140	205,61	140
Costo mínimo (MUSD)	119,56	119,56	119,56	119,56
Tiempo (min)	1,35	1,55	2,68	2,30

De la tabla anterior es notorio que la herramienta propuesta GRASPR tiene mejor comportamiento que PSO, ya que su tasa de éxito es mayor, y tanto el tiempo como las veces que evalúa a la función objetivo es menor.

### 5.1.7 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET estático

Para Garver sin re-despacho únicamente se resuelve el problema permitiendo la generación libre de reactivos por parte de los generadores artificiales (G\_b1). Con la herramienta GRASPR se realizan 15 pruebas, utilizando una población inicial de 60 individuos. La lista restringida de candidatos se la fija en 5, la lista elite en 2 y se permiten 50 generaciones por experimento. Además, como en los casos anteriores se utilizó también PSO para corroborar el resultado. Llegando al mismo mejor resultado encontrado en GRASPR.

El plan estático para un horizonte de 15 años requiere la construcción de 8 líneas de transmisión. Requiere que se añadan las siguientes líneas: 3 de 2-6, 3 de 6-4, 1 de 1-2, y 1 entre 3-5. El costo total de la expansión es de \$ 240 u.m.

### 5.1.8 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET cuasi-dinámico

Para G\_b1, se realizan 15 pruebas para cada etapa. La población inicial es 60, la lista restringida de candidatos se la fija en 5, la lista elite en 3 y se permiten 50 generaciones por experimento. Con estas consideraciones el menor valor de inversión el sistema cuasi-dinámico es de \$232.81 u.m. También aquí, para comprobar que no haya una mejor solución el experimento es realizado con PSO, obteniéndose el mismo mejor resultado.

El plan encontrado para el horizonte de planificación de 15 años dividido en tres etapas requiere la instalación de un total de 8 líneas de transmisión. La inversión de cada etapa y las líneas que requieren ser añadidas se detallan en la siguiente tabla.

**Tabla 5.15** Solución cuasi-estática para G\_b1

<b>Etapas</b>	<b>Líneas Añadidas</b>	<b>Valor de Inversión</b>
1	$l_{2-6} = 2; l_{3-5} = 1; l_{3-6} = 1; l_{4-6} = 2$	188,00
2	$l_{2-6} = 1$	21,87
3	$l_{3-6} = 1$	22,94
	TOTAL	232,81

De la Tabla 5.15, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 2 líneas entre las barras 2-6, 1 entre 3-5, 1 de 3-6 y 2 entre 4-6 ; en la etapa 2 requiere la construcción de 1 línea que una los nodos 2-6; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se levante una línea entre las barras 3-6.

### 5.1.9 Sistema Garver sin re-despacho – problema PET dinámico

Para planificación multietapa de G\_b1 se realizan 15 experimentos, utilizando distintos valores de población inicial y de %\_PR. En todos los casos, el menor valor de inversión encontrado es de \$219.12 u.m. La mejor solución encontrada para el horizonte de planificación de 15 años requiere la instalación de un total de 8 líneas de transmisión. Las líneas que requieren ser añadidas y la inversión de cada etapa se detallan en la Tabla 5.16.

**Tabla 5.16** Solución Multietapa para escenario G\_b1

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 3$	200,00
2	---	0,00
3	$l_{1-2} = 1$	19,12
	TOTAL	219,12

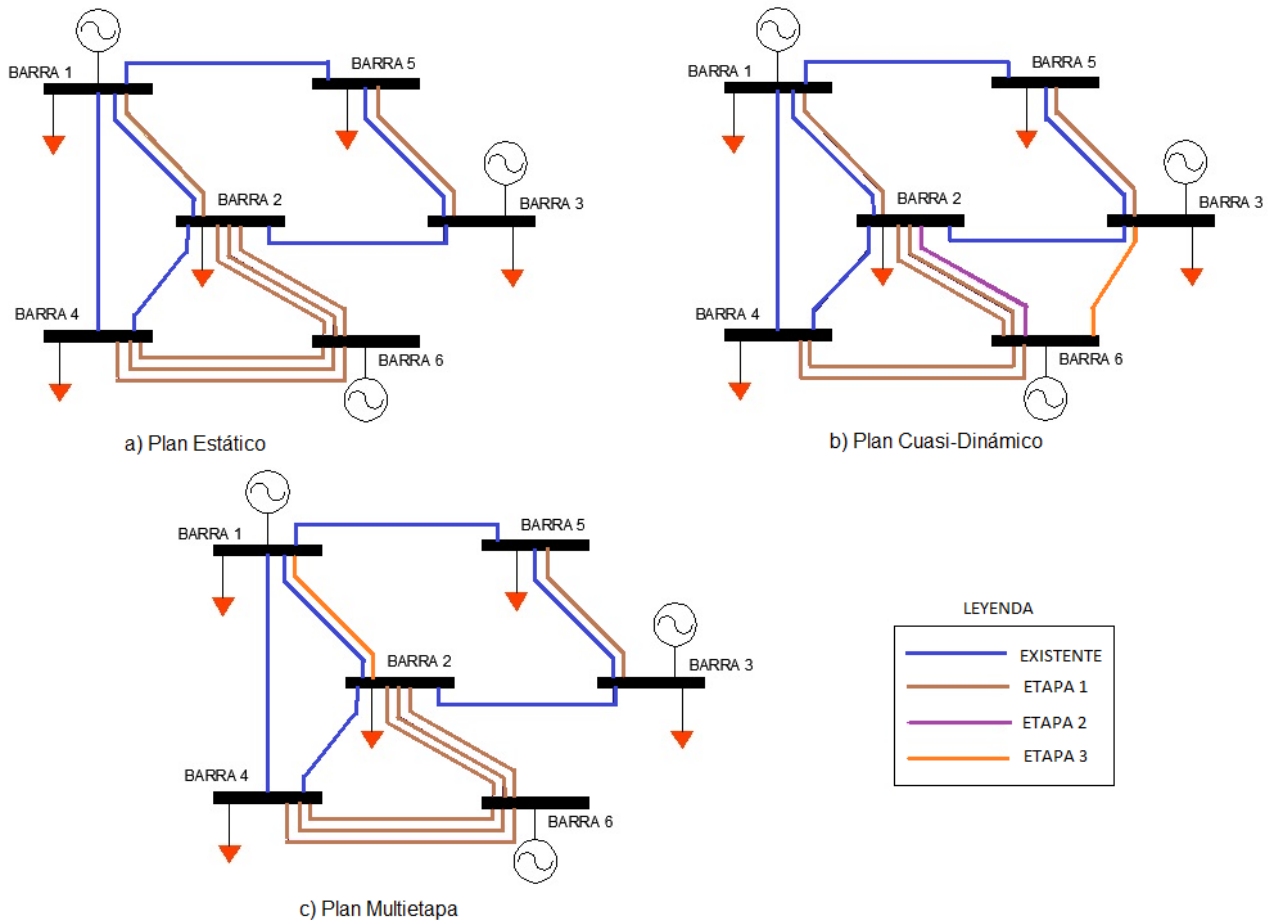
De la Tabla 5.16 se observa que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 7 líneas, 3 entre las barras 2-6, 1 de 3-5 y 3 que unan los nodos 4-6; en la etapa 2 no se requiere la construcción de ninguna línea; y finalmente en la etapa 3 es necesario añadir una única línea entre las barras 1-2.

### 5.1.10 Comparación de resultados de planeamientos para Garver sin re-despacho

La Tabla 5.17 muestra los elementos que requiere el escenario G\_b1 para que su expansión se realice exitosamente para cada uno de los tipos de planeamiento. Se aprecia que la planificación dinámica es la que menor inversión requiere. Además, para un mejor comprensión de las topologías en la Figura 5.6 se muestra la correspondiente a cada tipo de planificación.

**Tabla 5.17** Comparación de resultados distintos planeamientos de escenario G\_b1

Tipo de Planeamiento	Elementos a añadir	Valor de Inversión
Estático	$l_{2-6} = 3; l_{3-5} = 1; l_{4-6} = 3; l_{1-2} = 1$	\$240,00
Cuasi-Dinámico	$l_{2-6,1} = 2; l_{3-5,1} = 1; l_{3-6,1} = 1; l_{4-6,1} = 2;$ $l_{2-6,2} = 1; l_{3-6,3} = 1$	\$232,81
Dinámico	$l_{2-6,1} = 3; l_{3-5,1} = 1; l_{4-6,1} = 3; l_{1-2,3} = 1$	\$219,12


**Figura 5.6** Topologías de distintos planeamientos de G\_b1

Se evidencia tanto en la Tabla 5.17 como en la Figura 5.6 que las topologías para el planeamiento estático y dinámico al finalizar el horizonte de planificación son exactamente iguales. La diferencia está en cuándo es necesario la construcción de la línea que une las barras 1-2. Posponer la construcción de dicha línea a 10 años supone un ahorro de \$21,88 u.m. Nuevamente en este escenario se aprecia que no es recomendable realizar el planeamiento de manera cuasi-dinámica con la técnica *forward*, ya que al elegir como solución la suma del mejor plan de cada etapa se opaca la visión global del problema. Sin

embargo, muy probablemente si el planeamiento cuasi-dinámico se lo resolvía con la técnica *backward*, el resultado pudo haber sido la misma topología que la dinámica y por ende haber tenido el mismo costo de expansión.

### 5.1.11 Desempeño de GRASPR para sistema Garver sin re-despacho – problema PET multietapa

Una serie de experimentos son realizados para analizar la convergencia de la herramienta GRASPR. Algunos parámetros son ajustados a los valores mostrados en la Tabla 5.18.

**Tabla 5.18** Parámetros de GRASPR en para *G\_b1*

<b><i>nexp</i></b>	15
<b><math>\alpha</math></b>	5
<b><math>\beta</math></b>	3
<b><i>Opt_PR</i></b>	3

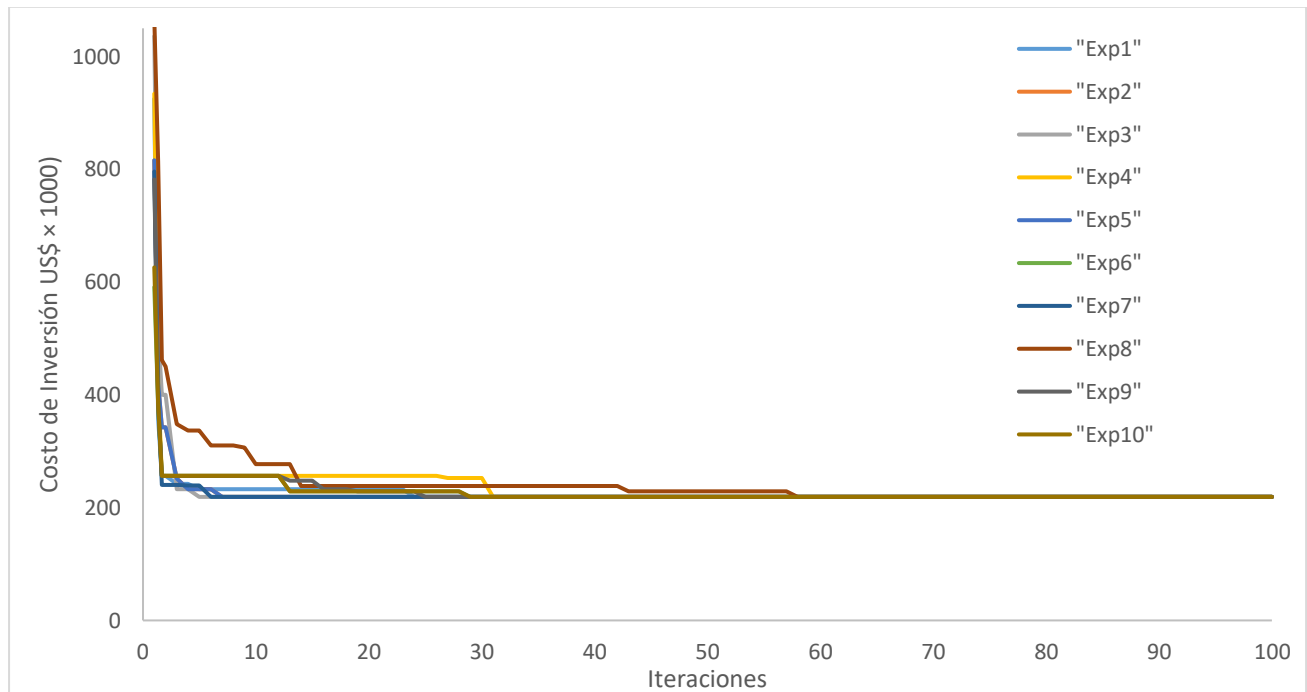
El número de individuos de la población inicial y el parámetro %\_PR son variados para los cuatro experimentos que se muestran en la Tabla 5.19. De los resultados mostrados, la tasa de éxito es bastante baja. Se consigue el mejor porcentaje de éxito con una población inicial de 60 y 75% de PR.

**Tabla 5.19** Desempeño de GRASPR en *G\_b1*.

<b>Población</b>	60	60	60	80
<b>% PR</b>	100	75	75	75
<b><i>Max_Gen</i></b>	50	50	100	100
<b>Tasa de éxito (%)</b>	20,00%	26,67%	33,33%	26,67%
<b># de iteraciones promedio</b>	26	19	31	44
<b>D.E. del # de iteraciones promedio</b>	16	12	26	33
<b>Evaluaciones promedio de F.O.</b>	3556	3462	6781	6853
<b>Costo máximo (MUSD)</b>	256,34	342,58	342,58	317,87
<b>Costo mínimo (MUSD)</b>	219,12	219,12	219,12	219,12
<b>Tiempo (min)</b>	1,96	1,78	2,17	2,56

Finalmente, la Figura 5.7 muestra la convergencia de 10 experimentos que llegaron a la mejor solución. Se observa que para que se llegue a convergencia se requiere en la mayoría de casos entre 15 a 35 iteraciones, siendo el peor caso 60.



**Figura 5.7** Convergencia de experimentos para  $G_{b1}$ 


### 5.1.12 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema Garver con re-despacho – problema PET multietapa

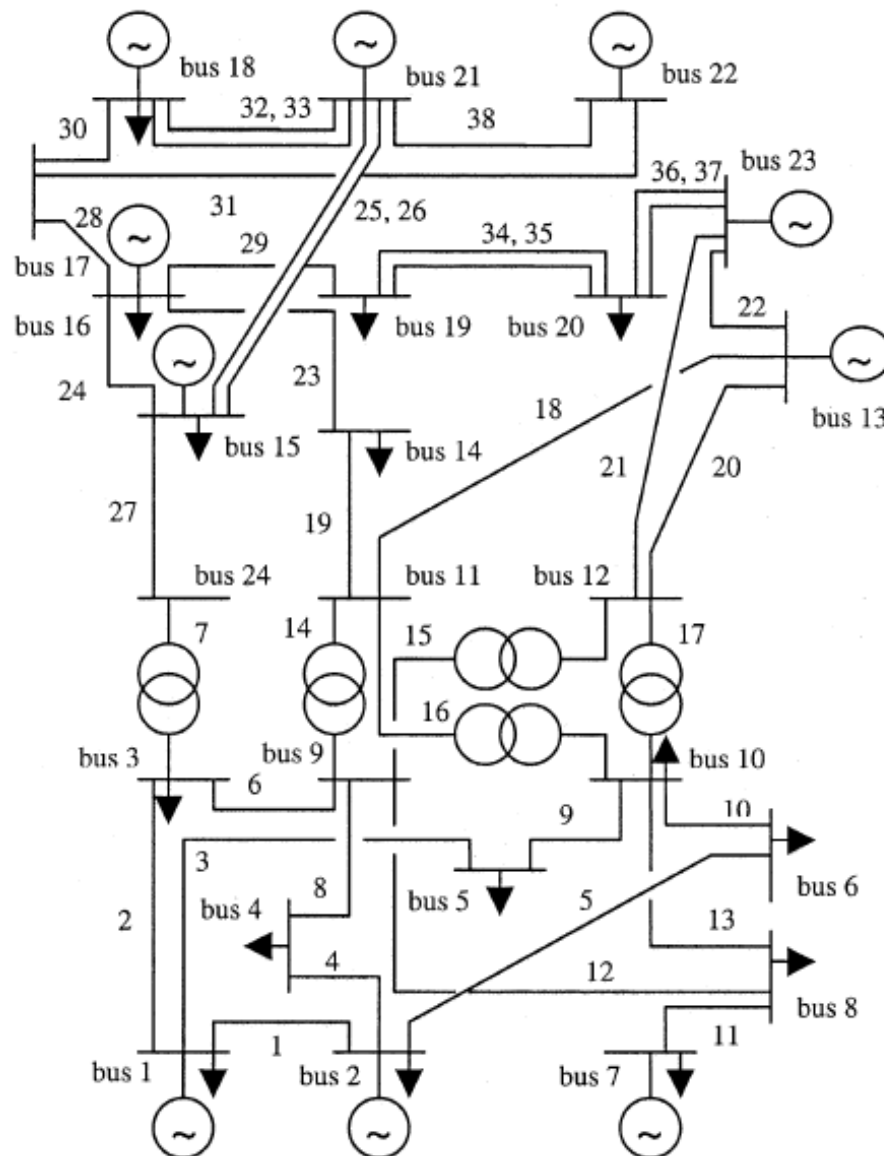
La Tabla 5.20 presenta un resumen de la comparación de ambas metaheurísticas. En la misma es evidente que la tasa de éxito de PSO es superior que GRASPR.

**Tabla 5.20** Comparación GRASPR vs PSO para  $G_{b1}$ 

Metaheurística	GRASPR		PSO	
Población	60	80	80	80
% PR	75	75	-	-
Max Iteraciones	100	100	300	500
Tasa de éxito (%)	33,33%	26,67%	40,00%	53,33%
# de iteraciones promedio	31	44	191	211
D.E. del # de iteraciones promedio	26	33	58	58
Evaluaciones promedio de F.O.	6781	6853	25175	27450
Costo máximo (MUSD)	342,58	317,87	262,86	285,02
Costo mínimo (MUSD)	219,12	219,12	219,12	219,12
Tiempo (min)	2,17	2,56	5,63	7,08

## 5.2 Sistema IEEE de 24 barras

El sistema de 24 barras de la IEEE presenta en su topología inicial 38 ramas existentes, y para su expansión presenta 41 posibles candidatos. El número máximo de circuitos en cada candidato es cinco. La demanda de potencia activa y reactiva es de 8.550 MW y 1740 MVAR respectivamente. Además, la capacidad de generación instalada es de 10.215 MW y 5328 MVAR. Los datos completos para la primera etapa pueden encontrarse también en [21]. La topología base es representada en la Figura 5.8, y fue tomada de la referencia [39]



**Figura 5.8** Topología Sistema IEEE 24. (Tomada de [39])

Basado en las mismas consideraciones de crecimiento de la generación y de carga que se hizo para Garver, se crean los archivos de datos para la etapa 2 y 3. Los cuales se presentan en el Anexo B tanto para el escenario con re-despacho como para el sin re-despacho.

De la misma manera que se hizo para el sistema Garver, la Tabla 5.21 muestra una manera simplificada de referirse a los escenarios del sistema IEEE de 24 barras.

**Tabla 5.21** Nombres de los escenarios para el sistema IEEE de 24 barras

Nombre	Re-despacho	Potencia reactiva ilimitada
IEEE_a1	Sí	Sí
IEEE_a2	Sí	No
IEEE_b1	No	Sí

### 5.2.1 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET estático

Con GRASPR para los dos escenarios propuestos con re-despacho, se realizan 15 pruebas, utilizando una población inicial de 80 individuos. La lista restringida de candidatos se la fija en 8, la lista elite en 4 y se permiten 50 generaciones por experimento. PSO para corroborar el resultado, llegando al mismo mejor resultado con ambas metaheurísticas

#### 5.2.1.1 Escenario IEEE\_a1 estático

El plan estático de IEEE\_a1 para un horizonte de 15 años, requiere la construcción de 3 líneas de transmisión. Una línea entre las barras 1-2, 6-10 y 13-14 respectivamente con un costo total de expansión de \$ 81 u.m.

#### 5.2.1.2 Escenario IEEE\_a2 estático

El mejor plan estático para IEEE\_a2 encontrado tiene una inversión de \$116 u.m. En este plan se prevé construir un total de 6 líneas de transmisión. Son requeridas 2 líneas entre los nodos 1-2, 2 más que unan las barras 6-10, 1 entre 7-8, y finalmente otra entre los nodos 13-14.

## 5.2.2 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET cuasi-dinámico

Para el planeamiento cuasi-dinámico, se realizan 20 pruebas para cada etapa tanto con GRASPR como con PSO. Para GRASPR, la población inicial es 80, la lista restringida de candidatos se la fija en 8, la lista elite en 4 y se permiten 50 generaciones por experimento.

### 5.2.2.1 Escenario IEEE\_a1 cuasi-dinámico

El menor valor de inversión para el planeamiento cuasi-dinámico de IEEE\_a1 es de \$82.02 u.m. El plan encontrado para el horizonte de planificación de 15 años a tres etapas requiere la instalación de un total de 5 líneas de transmisión. La inversión de cada etapa y las líneas que requieren ser añadidas se detallan en la siguiente tabla.

**Tabla 5.22** Solución cuasi-estática para escenario IEEE\_a1.

<b>Etapas</b>	<b>Líneas Añadidas</b>	<b>Valor de Inversión</b>
1	$l_{1-2} = 1; l_{5-10} = 1; l_{6-10} = 1$	35,00
2	$l_{13-23} = 1$	39,37
3	$l_{6-10} = 1$	7,65
	TOTAL	82,02

De la Tabla 5.22, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 3 líneas, una para cada una de estas barras; 1-2, 6-10 y 13-14; en la etapa 2 solamente se añade la línea 13-23; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se construya una única línea entre las barras 6-10.

### 5.2.2.2 Escenario IEEE\_a2 cuasi-dinámico

El menor costo de inversión encontrado es de \$110,80 u.m. Cuya topología requiere la construcción de 8 líneas de transmisión como se observa en la Tabla 5.23. En la misma que, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 6 líneas, dos para cada una de estas barras; 1-2, 6-10 y 7-8; en la etapa 2 solamente se añade la línea 14-16; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se construya una línea adicional entre las barras 1-2.

**Tabla 5.23** Solución cuasi-estática para escenario IEEE\_a2

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{1-2} = 2; l_{6-10} = 2; l_{7-8} = 2$	70,00
2	$l_{14-16} = 1$	39,37
3	$l_{1-2} = 1$	1,43
	TOTAL	110,80

### 5.2.3 Sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET dinámico

Se realizan algunos experimentos realizados para planificación multietapa. En los cuales se varia la población inicial y el %<sub>PR</sub>. En esta sección se muestra las mejores topologías para los escenarios descritos.

#### 5.2.3.1 Escenario IEEE\_a1 dinámico

Para IEEE\_a1 el menor valor de inversión encontrado es de 79.43\$ u.m. La mejor solución encontrada necesita la instalación de un total de 3 líneas de transmisión. Las líneas que requieren ser añadidas y la inversión de cada etapa se detallan en la Tabla 5.24.

**Tabla 5.24** Solución multietapa para escenario IEEE\_a1

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{6-10} = 1; l_{13-14} = 1$	78,00
2	---	0,00
3	$l_{1-2} = 1$	1,43
	TOTAL	79,43

De la Tabla 5.24 se observa que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 2 líneas de transmisión, 1 entre las barras 2-6, y otra en las barras 13-14; en la etapa 2 no se requiere añadir ninguna línea; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se construya una única línea entre las barras 1-2.

### 5.2.3.2 Escenario IEEE\_a2 dinámico

Los experimentos realizados sirven para determinar la mejor topología que la mejor topología dinámica requiere que se instalen un total de 6 líneas de transmisión, los mismo que requieren de una inversión de \$101,75 u.m.

**Tabla 5.25** Solución multietapa para escenario IEEE\_a2

<b>Etapas</b>	<b>Líneas Añadidas</b>	<b>Valor de Inversión</b>
1	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{13-14} = 1$	97,00
2	$l_{7-8} = 1$	11,67
3	$l_{1-2,3} = 1, l_{6-10,3} = 1$	9,08
	<b>TOTAL</b>	<b>101,75</b>

De la Tabla 5.25 se observa que en la etapa 1 se requiera la construcción de 4 líneas de transmisión, una para las barras 1-2, 6-10, 7-8 y 13-14; en la etapa 2 no se requiere añadir ninguna línea; y finalmente en la etapa 3 es necesario que se construyan dos nuevas líneas de transmisión una entre las barras 1-2 y 1 entre las barras 10-3.

### 5.2.4 Comparación de resultados de planeamientos para sistema IEEE de 24 barras con re-despacho

La Tabla 5.26 muestra los elementos que requiere cada tipo de planeamiento para el escenario IEEE\_a1.

**Tabla 5.26** Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario IEEE\_a1

<b>Tipo de Planeamiento</b>	<b>Elementos a añadir</b>	<b>Valor de Inversión</b>
Estático	$l_{6-10} = 1; l_{13-14} = 1; l_{1-2} = 1$	\$81
Cuasi-Dinámico	$l_{1-2,1} = 1; l_{5-10,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{13-23,2} = 1; l_{6-10,3} = 1$	\$82.02
Dinámico	$l_{6-10,1} = 1; l_{13-14,1} = 1; l_{1-2,3} = 1$	\$79,43

También para este caso, la topología encontrada para el planeamiento estático es igual la dinámica al final del horizonte de planificación. Ambas requieren únicamente de la adición de tres líneas, diferenciándose en que en el plan dinámico se aplaza la construcción

de la línea 1-2 a la tercera etapa, y por ende la inversión es menor. Por su parte, el plan cuasi-dinámico, requiere de 5 líneas. Basado en este hecho, se comprueba una vez más que el planeamiento cuasi-dinámico no lleva a la mejor solución global como lo hace el planeamiento multietapa.

Por otro lado, para el IEEE\_a2, la Tabla 5.26 compara la topología y los valores de inversión para cada planeamiento.

**Tabla 5.27** Comparación de resultados distintos planeamientos para escenario IEEE\_a2

Tipo de Planeamiento	Elementos a añadir	Valor de Inversión
Estático	$l_{1-2} = 2; l_{6-10} = 2; l_{7-8} = 1; l_{13-14} = 1$	\$116,00
Cuasi-Dinámico	$l_{1-2,1} = 2; l_{6-10,1} = 2; l_{7-8,1} = 2; l_{14-16,2} = 1;$ $l_{1-2,3} = 1$	\$110,80
Dinámico	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{7-8,1} = 1; l_{13-14,1} = 1;$ $l_{1-2,3} = 1; l_{6-10,3} = 1$	\$101,75

También para este escenario, la topología al final del horizonte de planificación es igual al realizar el planeamiento estático o dinámico. Sin embargo, responder adecuadamente cuando es necesario realizar las construcciones permite un ahorro de \$14,25 u.m. El plan cuasi-dinámico incorpora un mayor número de líneas a construirse, siendo 2 más que para los otros planeamientos. Por lo que otra vez más se confirma que no se tiene una visión global del problema.

Al realizar diferentes simulaciones del escenario IEEE\_a2 dinámico, se encontró que existe un mínimo local (IEEE\_a2\_r1), distinto de la solución cuasi-dinámica(IEEE\_a2\_r2), cuyo valor de inversión es solamente 6.1% superior a la mejor solución encontrada (IEEE\_a2\_best). Los respectivos elementos que debe ser añadido en cada topología se muestran en la Tabla 5.28. La misma que, además, muestra el costo como si la expansión se hubiese realizado de manera estática, es decir, para primera etapa del horizonte de planificación.

**Tabla 5.28** Diferentes topologías del escenario IEEE\_a2 multietapa

Nombre	Elementos a añadir	Valor de Planeamiento Estático	Valor de Planeamiento Dinámico
IEEE_a2_best	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{13-14,1} = 1; l_{7-8,2} = 1;$ $l_{1-2,3} = 1; l_{6-10,3} = 1$	\$116,00	\$101,75
IEEE_a2_r1	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{13-14,1} = 1; l_{7-8,2} = 1;$ $l_{7-8,3} = 1; l_{6-10,3} = 1$	\$129,00	\$107,96
IEEE_a2_r2	$l_{1-2,1} = 2; l_{6-10,1} = 2; l_{7-8,1} = 2; l_{14-16,2} = 1;$ $l_{1-2,3} = 1$	\$127,00	\$110,80

Basado en que la diferencia del costo de inversión del planeamiento estático de las topologías IEEE\_a2\_best e IEEE\_a2\_r1, se reduce notablemente de \$13,00 u.m. a tan solo \$6,21 u.m. al realizar el planeamiento dinámico; queda abierta la posibilidad, de que, en algún escenario de sistema eléctrico, la solución dinámica a más de diferenciarse con una reducción de costo de inversión, esta podría presentar una topología distinta. Podría ser suficiente con cambiar la tasa de interés con la que se calcula el valor presente, o realizando una planificación multi-anual o con más periodos.

### 5.2.5 Desempeño de GRASPR para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa

Para analizar la robustez de GRASPR en el escenario IEEE\_a1, se propone configurar ciertos parámetros generales y de sintonización como se muestran en la Tabla 5.29, y variar otros para que sea posible recomendar una cierta configuración.

**Tabla 5.29** Parámetros de GRASPR en escenario IEEE\_a1

<b>nexp</b>	15
<b><math>\alpha</math></b>	8
<b><math>\beta</math></b>	4
<b>Opt_PR</b>	3

A continuación, se muestran seis experimentos realizados. Tres de ellos se los simula con una población inicial de 80 y otros tres con 60. Además, estos experimentos varían los parámetros %\_PR y Max\_Gen. Las tablas siguientes muestran los resultados.



**Tabla 5.30** Desempeño de GRASPR en escenario IEEE\_a1. Población inicial 80.

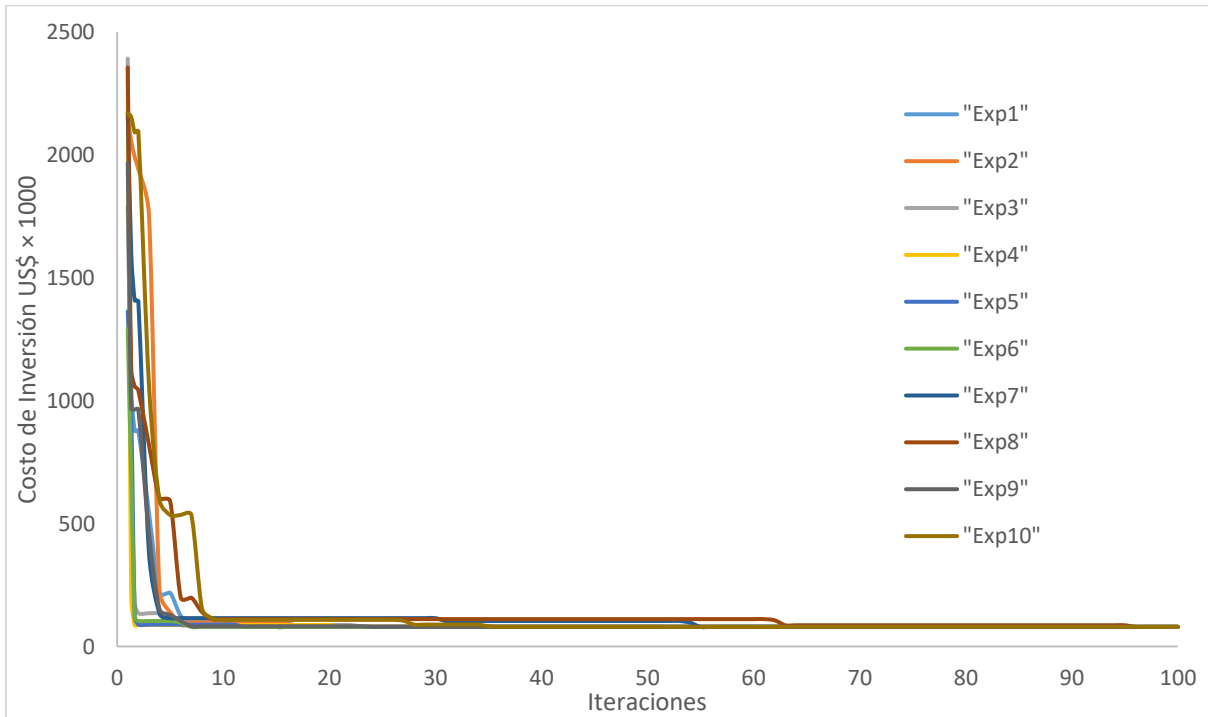
<b>%_PR</b>	50	75	75
<b>Max_Gen</b>	50	50	100
<b>Tasa de éxito (%)</b>	80,00%	80,00%	100,00%
<b># de iteraciones promedio</b>	30	32	38
<b>D.E. del # de iteraciones promedio</b>	15	11	23
<b>Evaluaciones promedio de F.O.</b>	7567	7709	14227
<b>Costo máximo (MUSD)</b>	86,03	86,03	79,43
<b>Costo mínimo (MUSD)</b>	79,43	79,43	79,43
<b>Tiempo (min)</b>	6,01	6,09	11,60

**Tabla 5.31** Desempeño de GRASPR en escenario IEEE\_a1. Población Inicial 60.

<b>%_PR</b>	50	75	75
<b>Max_Gen</b>	50	50	100
<b>Tasa de éxito (%)</b>	60,00%	53,33%	93,33%
<b># de iteraciones promedio</b>	26	24	44
<b>D.E. del # de iteraciones promedio</b>	13	12	26
<b>Evaluaciones promedio de F.O.</b>	7690	7677	14051
<b>Costo máximo (MUSD)</b>	83	86,03	82,01
<b>Costo mínimo (MUSD)</b>	79,43	79,43	79,43
<b>Tiempo (min)</b>	6,02	6,08	11,37

De los resultados son mostrados tanto en la Tabla 5.30 como en la Tabla 5.31 se aprecia que el éxito aumenta al incrementar el número de iteraciones (Max\_Gen). Sin embargo, como era de esperarse al realizar 100 iteraciones en lugar de 50 el tiempo de procesamiento prácticamente se duplica, al igual que el número de evaluaciones de la función objetivo. Además, se percibe que los cambios realizados para %\_PR para este escenario muestran poca influencia en la tasa de éxito. En general la metaheurística GRASPR muestra un excelente rendimiento para este escenario.

En la Figura 5.9 se muestran un total de 10 experimentos, de los cuales 5 primeros corresponden a la tercera configuración de la Tabla 5.30 y los otros a la tercera configuración de la Tabla 5.31. Se aprecia que en general la convergencia es bastante rápida y, además cuando no lo es, se destaca el hecho de poder escaparse de óptimos locales.



**Figura 5.9** Convergencia de Experimentos para escenario IEEE\_a1

Por lo tanto, basado en el experimento de la Tabla 5.30 que consigue un 100% de éxito, se propone que se ajuste a la población inicial en 80, en 75% a la probabilidad de PR y se realicen 100 iteraciones.

Las recomendaciones anteriores son puestas a prueba en el escenario IEEE\_a2. Los resultados obtenidos para ese ensayo muestran una tasa de éxito de 0% al realizar 20 corridas. Se llega a dos óptimos locales, de los cuales uno aparece en reiteradas ocasiones y corresponde a la topología del planeamiento cuasi-dinámico (Tabla 5.23). La mejor solución multietapa presentada en la Tabla 5.25 fue encontrada, por inspección manual de la solución estática.

### 5.2.6 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para sistema IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa

La Tabla 5.32 presenta un resumen que compara el desempeño de GRASPR con PSO. En la misma que sorprende el nulo éxito que alcanzado por PSO para la resolución del problema multietapa en el escenario IEEE\_a1. Se destaca el hecho que GRASPR requiere un menor número de iteraciones y de evaluaciones de la función objetivo.

**Tabla 5.32 Comparación GRASPR vs PSO para escenario IEEE\_a1**

Metaheurística	GRASPR		PSO	
Población	80	60	80	80
% PR	75	75	---	---
Max Iteraciones	100	100	300	500
Tasa de éxito (%)	100,00%	93,33%	0,00%	0,00%
# de iteraciones promedio	38	44	261	257
D.E. del # de iteraciones promedio	23	26	49	100
Evaluaciones promedio de F.O.	14227	14051	23025	22909
Costo máximo (MUSD)	79,43	82,01	1421,30	2250,80
Costo mínimo (MUSD)	79,43	79,43	460,29	420,22
Tiempo (min)	11,60	11,37	3,79	4,40

### 5.2.7 Sistema IEEE De 24 barras sin re-despacho – problema PET estático

Con GRASPR se realizan 15 pruebas, utilizando una población inicial de 80 individuos. La lista restringida de candidatos se la fija en 7, la lista elite en 4 y se permiten 50 generaciones por experimento. Sin embargo, como casos anteriores la metaheurística PSO es utilizada para corroborar el resultado. Llegando al mismo mejor resultado con ambas metaheurísticas

El plan estático para un horizonte de 15 años requiere la construcción de 6 líneas de transmisión. Requiere que se añadan las siguientes líneas:  $l_{1-2} = 1$ ;  $l_{6-10} = 1$ ;  $l_{7-8} = 2$ ;  $l_{13-14} = 1$ ;  $l_{16-17} = 1$ . El costo de inversión es de \$149,00.

### 5.2.8 Sistema IEEE De 24 barras sin re-despacho – problema PET cuasi-dinámico

Para el planeamiento cuasi-dinámico de IEEE\_b1, se realizan 20 pruebas para cada etapa. La población inicial es 80, la lista restringida de candidatos se la fija en 7, la lista elite en 3 y se permiten 50 generaciones por experimento. Con estas consideraciones el menor valor de inversión el sistema cuasi-dinámico es de \$139,24 u.m. Para comprobar, que ese valor sea el menor se realiza, dicho experimento con PSO, obteniéndose el mismo mejor resultado.

El plan encontrado para el horizonte de planificación de 15 años a tres etapas requiere la instalación de un total de 6 líneas de transmisión. La inversión de cada etapa y las líneas que requieren ser añadidas se detallan en la siguiente tabla.

**Tabla 5.33** Solución cuasi-estática para escenario IEEE\_b1

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{1-2} = 1; l_{6-10} = 1; l_{7-8} = 2; l_{13-14} = 1$	113,00
2	$l_{16-17} = 1$	26,24
3	— — —	0,00
	TOTAL	139,24

De la Tabla 5.33, se aprecia que: en la etapa 1 se requiera la construcción de 5 líneas, 2 entre las barras 7-9, 1 para las siguientes barras: 1-2, 6-10, y 13-14 ; en la etapa 2 se requiere levantar una línea entre las barras 16-17; y finalmente para la etapa 3 no se requiere la construcción de ninguna línea.

### 5.2.9 Sistema IEEE de 24 barras sin re-despacho – problema PET dinámico

Para planificación multietapa se realizan 20 experimentos, utilizando valores distintos de población inicial y de  $\%_PR$ . En todos los casos, el menor valor de inversión encontrado es de \$139.24 u.m. La mejor solución encontrada para el horizonte de planificación de 15 años requiere la instalación de un total de 5 líneas de transmisión. Las líneas que requieren ser añadidas y la inversión de cada etapa se detallan en la Tabla 5.34.

**Tabla 5.34** Solución multietapa para escenario IEEE\_b1

Etapa	Líneas Añadidas	Valor de Inversión
1	$l_{1-2} = 1; l_{6-10} = 1; l_{7-8} = 2; l_{13-14} = 1$	113,00
2	$l_{16-17} = 1$	26,24
3	— — —	0,00
	TOTAL	139,24

De la Tabla 5.34 se observa que las líneas a ser construidas son exactamente las mismas que para el caso de planeamiento cuasi-dinámico (Tabla 5.33).

### 5.2.10 Comparación de resultados de planeamientos para IEEE de 24 barras sin re-despacho

La Tabla 5.35 muestra los elementos que requiere IEEE\_b1 para que su expansión se realice exitosamente para los tres tipos de planeamiento.

**Tabla 5.35** Comparación de resultados distintos planeamientos de escenario IEEE\_b1.

Tipo de Planeamiento	Elementos a añadir	Valor de Inversión
Estático	$l_{1-2} = 1; l_{6-10} = 1; l_{7-8} = 2; l_{13-14} = 1; l_{16-17} = 1$	\$141
Cuasi-Dinámico	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{7-8,1} = 2; l_{13-14,1} = 1; l_{16-17,2} = 1$	\$139,24
Dinámico	$l_{1-2,1} = 1; l_{6-10,1} = 1; l_{7-8,1} = 2; l_{13-14,1} = 1; l_{16-17,2} = 1$	\$139,24

En la tabla anterior se aprecia que las topologías para los tres tipos de planeamiento son exactamente iguales. El costo de inversión marca la diferencia, esto es porque la planificación estática no responde cuando es el momento adecuado para realizar la adición de elementos al sistema.

### 5.2.11 Desempeño de GRASPR para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa

Para analizar la robustez de GRASPR en IEEE\_b1, el cual es el más complejo de los presentados, se propone configurar ciertos parámetros generales y de sintonización como se muestran en la Tabla 5.36, mientras se varían otros parámetros conseguir un mejor desempeño de la metaheurística.

**Tabla 5.36** Parámetros de GRASPR para IEEE\_b1.

<b>nexp</b>	15
<b><math>\alpha</math></b>	7
<b><math>\beta</math></b>	3
<b>Opt_PR</b>	3

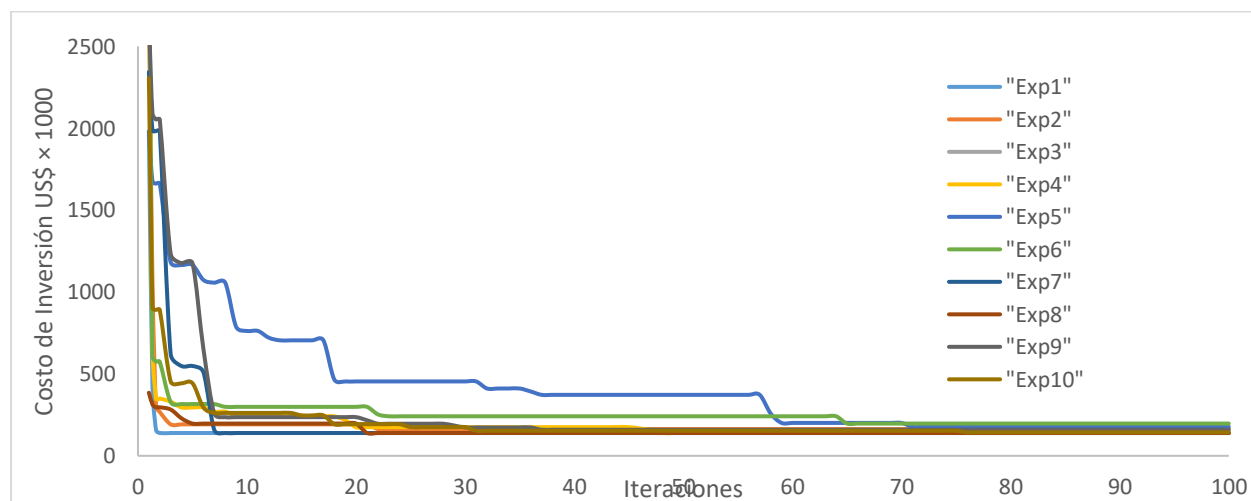
Se presentan en la Tabla 5.37 cuatro ensayos realizados para IEEE\_b1. Aunque, cabe decir que no fueron las únicas pruebas, ya que se hicieron previamente de ajustes  $\alpha$  y

$\beta$ . Para los experimentos mostrados se variaron la población inicial y el porcentaje de participación de PR. De la Tabla 5.37 se aprecia que existen dos ensayos con un porcentaje de éxito del 0%, ya que los mejores resultado llegan únicamente a un óptimo local. Sin embargo, una vez más para esta metaheurística al aumentar la población y al fijar %\_PR en 75 se consigue un mejor desempeño.

**Tabla 5.37** Desempeño de GRASPR en escenario IEEE\_b1.

<b>Particle_Number</b>	80	80	100	100
<b>% PR</b>	75	100	75	100
<b>Max Iteraciones</b>	100	100	100	100
<b>Tasa de éxito (%)</b>	0,00%	6,67%	20,00%	0,00%
<b># de iteraciones promedio</b>	61	50	40	51
<b>D.E. del # de iteraciones promedio</b>	31	25	27	27
<b>Evaluaciones promedio de F.O.</b>	13241	13529	13404	13619
<b>Costo máximo (MUSD)</b>	252,11	366,91	198,00	301,91
<b>Costo mínimo (MUSD)</b>	143,24	139,24	139,24	143,24
<b>Tiempo (min)</b>	10,00	10,17	10,17	10,38

A continuación, en la Figura 5.10 se muestran un total de 10 ensayos realizados con GRASPR, los cuales corresponden a los de la segunda y tercera columna de la Tabla 5.37, cinco de cada uno. En la Figura 5.10 se puede apreciar que la convergencia es en general algo más lenta que los escenarios anteriores e igualmente se aprecia la existencia de algunos óptimos locales. También, en ciertos experimentos GRASPR puede escapar de los óptimos locales.



**Figura 5.10** Convergencia de GRASPR para escenario IEEE\_b1



Se recomienda para este escenario utilizar %\_PR al 75% y permitir un mayor número de iteraciones en cada experimento. Además, se podría trabajar en un algoritmo que mejore la creación de soluciones iniciales.

### 5.2.12 Comparación del desempeño de GRASPR y PSO para IEEE de 24 barras con re-despacho – problema PET multietapa

Finalmente, la Tabla 5.38 muestra un resumen comparativo del desempeño de GRASPR y PSO. Al ser el escenario más complicado en general la tasa de éxito de GRASPR es muy baja, y nuevamente para PSO es 0%.

**Tabla 5.38** Comparación GRASPR vs PSO para escenario IEEE\_b1

Metaheurística	GRASPR		PSO	
Población	80	100	80	100
% PR	100	75	---	---
Max Iteraciones	100	100	300	500
Tasa de éxito (%)	6,67%	20,00%	0,00%	0,00%
# de iteraciones promedio	50	40	275	275
D.E. del # de iteraciones promedio	25	27	23	28
Evaluaciones promedio de F.O.	13529	13404	36986	50350
Costo máximo (MUSD)	366,91	198,00	393,77	295,18
Costo mínimo (MUSD)	139,24	139,24	204,13	188,43
Tiempo (min)	10,17	10,17	4,81	7,24

---

## CAPÍTULO 6

### CONCLUSIONES Y PROPUESTAS PARA TRABAJOS FUTUROS

#### 6.1 Conclusiones

Este trabajo empieza con la revisión literaria de artículos referentes al problema PET y PETM. En donde se presentan las distintas formulaciones con las que este problema ha sido abordado, así mismo las técnicas utilizadas para su resolución. Una vez mostrado el contexto del problema y su importancia se presenta la formulación matemática del mismo como aporte significativo. La cual corresponde a un planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión multietapa con modelo de AC de la red eléctrica. La misma que extiende la formulación presentada en [17] para ser aplicada en el planeamiento multietapa. La formulación utiliza generadores artificiales para acelerar la convergencia y en su función objetivo se penaliza por la desconexión de carga. También se destaca el hecho de modelar la compensación shunt de manera sencilla.

Una vez que la formulación es definida, se propone el uso de una herramienta para conseguir solucionar al problema. La herramienta planteada en este trabajo es una técnica metaheurística llamada por el autor GRASPR; la cual combina características de GRASP y PR. Con GRASP se busca llegar a la mejor solución posible, mientras que con PR expandir el espacio de búsqueda y escapar de óptimos locales. GRASPR es programada en el lenguaje de programación matemática MATLAB, empleando adicionalmente el módulo MATPOWER para correr los flujos óptimos de potencia.

Una vez que se termina con el desarrollo de la herramienta, se propone obtener los resultados en dos sistemas de prueba muy conocidos en la literatura como son Garver y IEEE de 24 nodos. Al no existir escenarios claramente definidos para realizar experimentos en el planeamiento dinámico, el autor propone dichos datos, los cuales pueden ser encontrados en los anexos A y B. Para cada sistema de prueba se presentan escenarios con re-despacho y sin re-despacho.





---

Antes de registrar los resultados para presentarlos en la tesis, fue necesario realizar algunas pruebas adicionales para configurar de mejor manera a los parámetros generales del problema y los de sintonización de la metaheurística. Algunas de estas pruebas sirvieron como medida de desempeño de la misma y son incluidas en este trabajo. Este proceso incluyó la mejora de GRASPR buscando incrementar la tasa de éxito, algo que fue logrado.

En el caso del sistema G\_a1, se da un hecho interesante. Para planeamiento estático, existen dos topologías diferentes y válidas que tienen el mismo costo de inversión. Por su parte, tanto en el planeamiento cuasi-dinámico como dinámico presentan una sola topología como mejor solución encontrada. Esto implica que, si el planificador decide primero realizar el planeamiento estático y de allí trata de integrar el tiempo, se dará cuenta que una de las soluciones es de mejor calidad. Por tal motivo cuando se incluye la variable tiempo se pudo conocer la topología de menor costo para el horizonte de tiempo.

En el escenario más realista G\_a2, el cual no considera generación libre de reactivos, la planificación estática y dinámica es exactamente la misma, puesto que se requiere la construcción total de las líneas al inicio del horizonte de planificación, y por ende tienen el mismo costo de inversión. Es decir que el escenario multietapa no es necesario añadir líneas ni en la etapa 2 ni en la 3. Mientras que por su parte la mejor topología cuasi-dinámica consigue una topología distinta y más cara, demostrando que no es una buena aproximación resolver el problema PET de esa manera.

Para el G\_b1 las topologías obtenidas por planeamiento estático y dinámico son las mismas. El plan que difiere es el cuasi-dinámico, demostrando de esta manera que en este tipo de planeación se pierde la visión global del problema. Adicional a esto, el número de líneas requeridas es mayor. En la realidad la construcción de nuevas líneas de transmisión es un proceso muy largo que requiere numerosas aprobaciones por parte de las entidades encargadas y este proceso puede durar años en finalizarse. Por lo que la construcción de mayor cantidad de líneas trae consigo además mayor incertidumbre para el cumplimiento de las obras requeridas para una correcta expansión.

La situación anterior se repite para el escenario IEEE\_a1. El planeamiento dinámico y estático requieren construir las mismas tres líneas de transmisión, mientras que cuasi-



dinámico requiere de cinco. En términos económicos es notable que el planeamiento dinámico requiere menor inversión que el estático a pesar de que requiere la construcción de las mismas líneas. Se podría pensar que esta es la única ventaja que se obtiene del planeamiento dinámico. Sin embargo, al requerir como datos iniciales la proyección de la demanda y planificación de la generación, la incertidumbre y los resultados dependerán de la calidad de las mismas.

Por ejemplo, que sucedería si en una determinada etapa la proyección de la generación es mayor (mayor potencia instalada), posiblemente causada por la inclusión de generación distribuida que abastezca localmente a la carga. O por el contrario podría suceder que la demanda no crezca como se esperaba o incluso disminuya, esto podría suceder, por ejemplo, al impulsar políticas verdes que reduzcan el consumo o debido a factores sociales como recesiones económicas. En el planeamiento estático todos los elementos sería agregados al inicio del horizonte de planificación pudiendo causar que en el futuro alguno de esos nuevos elementos sea innecesario. Por otro lado, el planeamiento multietapa se vería afectado en menor medida ya que al pasar los años se podría ajustar tanto la demanda como la generación permitiendo hacer cambios sobre la marcha consiguiendo mayores beneficios financieros.

Los resultados para el escenario IEEE\_a2, muestran nuevamente que la diferencia entre el planeamiento estático y dinámico está en responder adecuadamente cuando es el momento ideal para construir nuevas líneas de transmisión. Con lo que se consigue aplazar la construcción y lograr ciertas ventajas nombradas en el párrafo anterior. Una vez más, la planificación cuasi-estática dio una topología distinta y de mayor valor que la multietapa. En cuanto a la planificación dinámica, aparte de la mejor solución encontrada, y de un óptimo local que resultó del planeamiento cuasi-dinámico, aparece otro óptimo local que corresponde a una topología diferente cuyo costo de inversión es solamente 6,1% superior al mejor resultado encontrado. Esto, podría sugerir que probablemente en algún otro sistema de prueba o escenario, o simplemente al variar, ya sea los coeficientes de valor presente o el número de etapas en que se divide el horizonte de planificación, la topología multietapa fuese distinta a la estática para el horizonte de planificación. Algo que no ocurrió para los escenarios aquí planteados.



---

En el último escenario planteado, IEEE\_b1, la topología de los tres tipos de planeamiento propuestas es la misma. Además, se obtuvo que la de menor costo de inversión son la planificación cuasi-dinámica y dinámica.

En cuanto a la robustez de la metaheurística se puede exponer que los resultados son diversos, pero prometedores. El tiempo de procesamiento es aceptable, la convergencia es bastante rápida y su tasa de éxito promedio de todas las pruebas realizadas supera el 50%. Sin embargo, como se enuncia en la sección que mide el desempeño de GRASPR no es posible garantizar obtener los mismos resultados para escenarios similares. En algunos casos a pesar de utilizar %\_PR como propone el autor no se logra salir de óptimos locales. Esto podría indicar la necesidad de adoptar alguna variante dentro del algoritmo que permita una mejor exploración del espacio de búsqueda.

## 6.2 Propuestas para Trabajos Futuros

Los sistemas eléctricos de potencia a nivel mundial apuntan a que exista una mayor penetración de generación distribuida. Esto hace que el planeamiento de la transmisión tenga una mayor incertidumbre. Por lo que es necesario que en futuros trabajos se proponga la posibilidad de construir centrales de generación renovables en planeamiento multietapa.

Además, a la función objetivo de formulación presentada se puede expandir para que considere, por ejemplo: costos de operación y mantenimiento, perdidas, entre otras. A más de eso puede admitir mayor criterio de confiabilidad y seguridad al integrar contingencias. Para de esta manera conseguir resultados que se ajusten aún más a la realidad.

Por último, mejorar aún más el desempeño de la metaheurística GRASPR es un desafío para futuros trabajos, ya que es una parte importante para reducir tiempos de procesamiento (carga computacional) y conseguir respuestas de mejor calidad. Un primer paso se daría al plantear un mejor algoritmo para la creación de las soluciones iniciales.

## ANEXOS

### Anexo A: Sistema Garver

#### A.1 Datos del Sistema Garver Multietapa con re-despacho

**Tabla A.1.1** Datos de Barra del Sistema Garver. Etapa 1

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	80	16	160	0	48	-10
2	PQ	240	48	-	-	-	-
3	PV	40	8	370	0	101	-10
4	PQ	160	32	-	-	-	-
5	PQ	240	48	-	-	-	-
6	PV	0	0	610	0	183	-10

**Tabla A.1.2** Datos de Barra del Sistema Garver. Etapa 2

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	84	17	168	0	50	-11
2	PQ	252	50	-	-	-	-
3	PV	42	8	389	0	106	-11
4	PQ	168	34	-	-	-	-
5	PQ	252	50	-	-	-	-
6	PV	0	0	641	0	192	-11

**Tabla A.1.3** Datos de Barra del Sistema Garver. Etapa 3

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	88	18	176	0	53	-11
2	PQ	265	53	-	-	-	-
3	PV	44	9	408	0	111	-11
4	PQ	176	35	-	-	-	-
5	PQ	265	53	-	-	-	-
6	PV	0	0	676	0	202	-11

**Tabla A.1.4** Datos de Líneas del Sistema Garver.

Desde nodo (i)	Hasta nodo (j)	$r_{ij}$ pu	$x_{ij}$ pu	$b_{ij}^{shunt}$ pu	$S_{ij}^{max}$ MVA	$c_{ij} \times 10^7$ US\$	$n_{ij}^{inicial}$	$n_{ij}^{max}$
1	2	0,040	0,400	0,00	120	40	1	5
1	3	0,038	0,380	0,00	120	38	0	5
1	4	0,060	0,600	0,00	100	60	1	5
1	5	0,020	0,200	0,00	120	20	1	5
1	6	0,068	0,680	0,00	90	68	0	5
2	3	0,020	0,200	0,00	120	20	1	5
2	4	0,040	0,400	0,00	120	40	1	5
2	5	0,031	0,310	0,00	120	31	0	5
2	6	0,030	0,300	0,00	120	30	0	5
3	4	0,059	0,590	0,00	120	59	0	5
3	5	0,020	0,200	0,00	120	20	1	5
3	6	0,048	0,480	0,00	120	48	0	5
4	5	0,063	0,630	0,00	95	63	0	5
4	6	0,030	0,300	0,00	120	30	0	5
5	6	0,061	0,610	0,00	98	61	0	5

## A.2 Datos del Sistema Garver Multietapa con sin-despacho

Los valores de carga para cada una de las etapas son las mismas que para el escenario con re-despacho. La característica del sistema sin re-despacho implica fijar el valor de generación de potencia activa para cada uno de los generadores del sistema, a excepción de la barra slack la cual es la barra 1. Así mismo Los datos de las líneas presentas en la Tabla A.1.4 permanecen invariantes.

**Tabla A.1.5** Valores de Generación para Sistema Garver sin re-despacho.

Barra	Tipo	ETAPA 1			ETAPA 2			ETAPA 3		
		$P_G$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$P_G$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$P_G$	$P_G^{max}$	$P_{GC}^{min}$
1	Slack	—	160	0	—	168	0	—	176	0
3	PV	165	—	—	173	—	—	182	—	—
6	PV	545	—	—	572	—	—	601	—	—

**Anexo B: Sistema de 24 nodos de IEEE****B.1 Datos del Sistema IEEE de 24 nodos Multietapa con re-despacho****Tabla B.1.1** Datos de Barra del Sistema IEEE de 24 barras. Etapa 1

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$P_{GC}^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	324	66	576	0	240	-150
2	PV	291	60	576	0	240	-150
3	PQ	540	111	—	—	—	—
4	PQ	222	45	—	—	—	—
5	PQ	213	42	—	—	—	—
6	PV	408	84	—	—	0	-300
7	PV	375	75	900	0	540	0
8	PQ	513	105	—	—	—	—
9	PQ	525	108	—	—	—	—
10	PQ	585	120	—	—	—	—
11	PQ	0	0	—	—	—	—
12	PQ	0	0	—	—	—	—
13	PV	795	162	1773	0	720	0
14	PV	582	117	—	—	600	-150
15	PV	951	192	645	0	330	-150
16	PV	300	60	465	0	240	-150
17	PQ	0	0	—	—	—	—
18	PV	999	204	1200	0	600	-150
19	PQ	543	111	—	—	—	—
20	PQ	384	78	—	—	—	—
21	PV	0	0	1200	0	600	-150
22	PV	0	0	900	0	288	-180
23	PV	0	0	1980	0	930	-375
24	PQ	0	0	—	—	—	—

**Tabla B.1.2** Datos de Barra del Sistema IEEE de 24 barras. Etapa 2

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$p_{GC}^{max}$	$p_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	340	69	605	0	252	-158
2	PV	306	63	605	0	252	-158
3	PQ	567	117	—	—	—	—
4	PQ	233	47	—	—	—	—
5	PQ	2224	44	—	—	—	—
6	PV	428	88	—	—	0	-315
7	PV	394	79	945	0	567	0
8	PQ	539	1110	—	—	—	—
9	PQ	551	113	—	—	—	—
10	PQ	614	126	—	—	—	—
11	PQ	0	0	—	—	—	—
12	PQ	0	0	—	—	—	—
13	PV	835	170	1862	0	756	0
14	PV	611	123	—	—	630	-158
15	PV	999	202	677	0	347	-158
16	PV	315	63	488	0	252	-158
17	PQ	0	0	—	—	—	—
18	PV	1049	214	1260	0	630	-158
19	PQ	570	117	—	—	—	—
20	PQ	403	82	—	—	—	—
21	PV	0	0	1260	0	630	-158
22	PV	0	0	945	0	302	-189
23	PV	0	0	2079	0	977	-394
24	PQ	0	0	—	—	—	—

**Tabla B.1.3** Datos de Barra del Sistema IEEE de 24 barras. Etapa 3

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	$P_D$	$Q_D$	$p_{GC}^{max}$	$p_{GC}^{min}$	$Q_{GC}^{max}$	$Q_{GC}^{min}$
1	Slack	357	73	635	0	265	-165
2	PV	321	66	635	0	265	-165
3	PQ	595	122	—	—	—	—
4	PQ	245	50	—	—	—	—
5	PQ	235	46	—	—	—	—
6	PV	450	93	—	—	0	-331
7	PV	413	83	992	0	595	0
8	PQ	566	116	—	—	—	—



9	PQ	579	119	—	—	—	—
10	PQ	645	132	—	—	—	—
11	PQ	0	0	—	—	—	—
12	PQ	0	0	—	—	—	—
13	PV	876	179	1955	0	794	0
14	PV	642	129	—	—	662	-165
15	PV	1048	212	711	0	364	-165
16	PV	331	66	513	0	265	-165
17	PQ	0	0	—	—	—	—
18	PV	1101	225	1323	0	662	-165
19	PQ	599	122	—	—	—	—
20	PQ	423	86	—	—	—	—
21	PV	0	0	1323	0	662	-165
22	PV	0	0	992	0	318	-198
23	PV	0	0	2183	0	1025	-413
24	PQ	0	0	—	—	—	—

**Tabla B.1.4** Datos de Barras del Sistema IEEE 24.

Desde nodo (i)	Hasta nodo (j)	$r_{ij}$ pu	$x_{ij}$ pu	$b_{ij}^{shunt}$ pu	$S_{ij}^{max}$ MVA	$c_{ij} \times 10^8$ US\$	$n_{ij}^{inicial}$	$n_{ij}^{max}$
1	2	0,0026	0,0139	0,4611	200	3	1	5
1	3	0,0546	0,2112	0,0572	220	55	1	5
1	5	0,0218	0,0845	0,0229	220	22	1	5
2	4	0,0328	0,1267	0,0343	220	33	1	5
2	6	0,0497	0,1920	0,0520	220	50	1	5
3	9	0,0308	0,1190	0,0322	220	31	1	5
3	24	0,0023	0,0839	0,0000	600	50	1	5
4	9	0,0268	0,1037	0,0281	220	27	1	5
5	10	0,0228	0,0883	0,0239	220	23	1	5
6	10	0,0139	0,0605	2,4590	200	16	1	5
7	8	0,0159	0,0614	0,0166	220	16	1	5
8	9	0,0427	0,1651	0,0447	220	43	1	5
8	10	0,0427	0,1651	0,0447	220	43	1	5
9	11	0,0023	0,0839	0,0000	600	50	1	5
9	12	0,0023	0,0839	0,0000	600	50	1	5
10	11	0,0023	0,0839	0,0000	600	50	1	5
10	12	0,0023	0,0839	0,0000	600	50	1	5





---

11	13	0,0061	0,0476	0,0999	625	66	1	5
11	14	0,0054	0,0418	0,0879	625	58	1	5
12	13	0,0061	0,0476	0,0999	625	66	1	5
12	23	0,0124	0,0966	0,2030	625	134	1	5
13	23	0,0111	0,0865	0,1818	625	120	1	5
14	16	0,0050	0,0389	0,0818	625	54	1	5
15	16	0,0022	0,0173	0,0364	625	24	1	5
15	21	0,0063	0,0490	0,1030	625	68	2	5
15	24	0,0067	0,0519	0,1091	625	72	1	5
16	17	0,0033	0,0259	0,0545	625	36	1	5
16	19	0,0030	0,0231	0,0485	625	32	1	5
17	18	0,0018	0,0144	0,0303	625	20	1	5
17	22	0,0135	0,1053	0,2212	625	146	1	5
18	21	0,0033	0,0259	0,0545	625	36	2	5
19	20	0,0051	0,0396	0,0833	625	55	2	5
20	23	0,0028	0,0216	0,0455	625	30	2	5
21	22	0,0087	0,0678	0,1424	625	94	1	5
1	8	0,0348	0,1344	0,0000	220	35	0	5
2	8	0,0328	0,1267	0,0000	220	33	0	5
6	7	0,0497	0,1920	0,0000	220	50	0	5
13	14	0,0057	0,0447	0,0000	625	62	0	5
14	23	0,0080	0,0620	0,0000	625	86	0	5
16	23	0,0105	0,0822	0,0000	625	114	0	5
19	23	0,0078	0,0606	0,0000	625	84	0	5

## B.2 Datos del Sistema IEEE de 24 nodos Multietapa sin re-despacho

Los valores de carga para cada una de las etapas son las mismas que para el escenario con re-despacho. La característica del escenario sin re-despacho implica fijar el valor de generación de potencia activa para cada uno de los generadores del sistema, a excepción de la barra slack la cual es asignada a la barra 13. Así mismo Los datos de los elementos presentas en la Tabla B.1.4 permanecen invariantes.

**Tabla A.1.5** Valores de Generación para Sistema Garver sin re-despacho.

<i>Barra</i>	<i>Tipo</i>	ETAPA 1			ETAPA 2			ETAPA 3		
		$P_G$	$P_{GC}^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$P_G$	$P_{GC}^{max}$	$P_{GC}^{min}$	$P_G$	$P_{GC}^{max}$	$P_{GC}^{min}$
1	PV	576	–	–	605	–	–	635	–	–
2	PV	576	–	–	605	–	–	635	–	–
6	PV	0	–	–	0	–	–	0	–	–
7	PV	900	–	–	945	–	–	992	–	–
13	Slack	–	1773	0	–	1862	0	–	1955	0
14	PV	0	–	–	0	–	–	0	–	–
15	PV	325	–	–	336	–	–	346	–	–
16	PV	282	–	–	291	–	–	301	–	–
18	PV	603	–	–	653	–	–	691	–	–
21	PV	951	–	–	989	–	–	1044	–	–
22	PV	900	–	–	945	–	–	992	–	–
23	PV	1980	–	–	2079	–	–	2183	–	–

---

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] R. A. Gallego, A. Escobar Z., R. Romero, and A. Monticelli, *Planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión de energía eléctrica*, I. Universidad Tecnológica de Pereira, 2006.
- [2] M. G. C. Resende and C. C. Ribeiro, “GRASP: Greedy randomized adaptive search procedures,” *Search Methodol. Introd. Tutorials Optim. Decis. Support Tech. Second Ed.*, pp. 287–312, 2014.
- [3] H. Faria, S. Binato, M. G. C. Resende, and D. M. Falcão, “Power transmission network design by greedy randomized adaptive path relinking,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 1, pp. 43–49, 2005.
- [4] S. Binato, G. C. de Oliveira, and J. L. de Araujo, “A greedy randomized adaptive search procedure for transmission expansion planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, no. 2, pp. 247–253, 2001.
- [5] A. H. Escobar, R. A. Gallego, and R. Romero, “Multistage and coordinate planning of the expansion of transmission systems,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. vol, no. 2, p. 19no2pp735-744, 2004.
- [6] R. A. Gallego, R. Romero, and A. J. Monticelli, “Tabu search algorithm for network synthesis,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 15, no. 2, pp. 490–495, 2000.
- [7] M. Rahmani, M. Rashidinejad, E. M. Carreno, and R. A. Romero, “Evolutionary multi-move path-relinking for transmission network expansion planning,” *IEEE PES Gen. Meet. PES 2010*, pp. 1–6, 2010.
- [8] X. Zhang and A. J. Conejo, “Candidate line selection for transmission expansion planning considering long- and short-term uncertainty,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 100, no. February, pp. 320–330, 2018.
- [9] P. Maghouli, S. H. Hosseini, M. Oloomi Buygi, and M. Shahidehpour, “A scenario-based multi-objective model for multi-stage transmission expansion planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 1, pp. 470–478, 2011.
- [10] P. Vilaça Gomes and J. T. Saraiva, “A novel efficient method for multiyear multiobjective dynamic transmission system planning,” *Int. J. Electr. Power Energy*

- 
- Syst., vol. 100, no. October 2017, pp. 10–18, 2018.
- [11] C. Roldán, A. A. Sánchez de la Nieta, R. García-Bertrand, and R. Mínguez, “Robust dynamic transmission and renewable generation expansion planning: Walking towards sustainable systems,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 96, no. February 2017, pp. 52–63, 2018.
- [12] T. Akbari and M. Tavakoli Bina, “A linearized formulation of AC multi-year transmission expansion planning: A mixed-integer linear programming approach,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 114, pp. 93–100, 2014.
- [13] W. Wu, Z. Hu, Y. Song, G. Sansavini, H. Chen, and X. Chen, “Transmission Network Expansion Planning Based on Chronological Evaluation Considering Wind Power Uncertainties,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 8950, no. c, pp. 1–10, 2018.
- [14] R. Hemmati, R. A. Hooshmand, and A. Khodabakhshian, “State-of-the-art of transmission expansion planning: Comprehensive review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 23, pp. 312–319, 2013.
- [15] I. J. de Silva, M. J. Rider, R. Romero, and C. A. F. Murari, “Transmission network expansion planning considering uncertainty in demand,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 4, pp. 1565–1573, 2006.
- [16] H. K. M. Youssef, “Dynamic transmission planning using a constrained genetic algorithm,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 23, no. 8, pp. 857–862, 2001.
- [17] 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.
- [18] A. S. D. Braga and J. T. Saraiva, “A multiyear dynamic approach for transmission expansion planning and long-term marginal costs computation,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 1631–1639, 2005.
- [19] V. Asgharian and M. Abdelaziz, “A linear programming model for coordinated low-carbon generation and transmission expansion planning,” in *2017 IEEE Electrical Power and Energy Conference (EPEC)*, 2017, pp. 1–6.
- [20] R. Hemmati, R. Hooshmand, and A. Khodabakhshian, “State-of-the-art of transmission expansion planning : Comprehensive review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 23, pp. 312–319, 2013.
- [21] M. J. Rider, “Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão Usando os
-

- Modelos CC - CA e Técnicas de Programação Não - Linear,” Universidade Estadual de Campinas, 2006.
- [22] P. V. Gomes and J. T. Saraiva, “Static transmission expansion planning using Heuristic and metaheuristic techniques,” in *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, 2015, pp. 1–6.
- [23] 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.
- [24] J. E. Chillogalli, S. P. Torres, and C. A. Castro, “Biogeography based optimization algorithms applied to AC transmission expansion planning,” *2017 IEEE PES Innov. Smart Grid Technol. Conf. - Lat. Am. (ISGT Lat. Am.)*, pp. 1–6, 2017.
- [25] G. Vinasco, M. J. Rider, and R. Romero, “A strategy to solve the multistage transmission expansion planning problem,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 4, pp. 2574–2576, 2011.
- [26] M. C. da Rocha and J. TomeSaraiva, “Multiyear transmission expansion planning using discrete evolutionary particle swarm optimization,” in *2011 8th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, 2011, no. May, pp. 802–807.
- [27] P. V. Gomes and J. T. Saraiva, “Hybrid Discrete Evolutionary PSO for AC dynamic Transmission Expansion Planning,” in *2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, 2016, pp. 1–6.
- [28] Q. Yu, J. Guo, and X. Duan, “Dynamic multi-stage transmission network expansion planning,” *DRPT 2008. Third Int. Conf. Electr. Util. Deregul. Restruct. Power Technol.*, no. April, pp. 635–640, 2008.
- [29] M. C. Da Rocha and J. T. Saraiva, “A multiyear dynamic transmission expansion planning model using a discrete based EPSO approach,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 93, pp. 83–92, 2012.
- [30] R. García-Bertrand and R. Mínguez, “Dynamic Robust Transmission Expansion Planning,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 32, no. 4, pp. 2618–2628, 2017.
- [31] M. Rahmani, R. Romero, and M. J. Rider, “Strategies to reduce the number of variables and the combinatorial search space of the multistage transmission expansion planning problem,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 3, pp. 2164–2173, 2013.
- [32] C. V. Montes, J. F. Franco, M. J. Rider, L. H. Macedo, and R. Romero, “MILP branch

- flow model for concurrent AC multistage transmission expansion and reactive power planning with security constraints,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 10, no. 12, pp. 3023–3032, 2016.
- [33] A. M. Leite da Silva, L. S. Rezende, L. M. Honório, and L. A. F. Manso, “Performance comparison of metaheuristics to solve the multi-stage transmission expansion planning problem,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 5, no. 3, p. 360, 2011.
- [34] M. Rahmani, M. Rashidinejad, E. M. Carreno, and R. Romero, “Efficient method for AC transmission network expansion planning,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 80, no. 9, pp. 1056–1064, 2010.
- [35] C. Yuehui, C. Haiyan, C. Jinfu, and D. Xianzhong, “An improved particle swarm optimization algorithm for multistage and coordinated planning of transmission systems,” *Transm. Distrib. Conf. Exhib. Asia Pacific, 2005 IEEE/PES*, pp. 1–6, 2005.
- [36] L. A. Gallego, L. P. Garcés, M. Rahmani, and R. A. Romero, “High-performance hybrid genetic algorithm to solve transmission network expansion planning,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 5, pp. 1111–1118, 2017.
- [37] A. Duque Gómez and A. Escobar, “Planeamiento multietapa de la expansión de redes de transmisión usando particiones de red e identificación de variables principales,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2014.
- [38] Niharika, S. Verma, and V. Mukherjee, “Transmission expansion planning: A review,” *2016 Int. Conf. Energy Effic. Technol. Sustain.*, pp. 350–355, 2016.
- [39] Risheng Fang and D. J. Hill, “A new strategy for transmission expansion in competitive electricity markets,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, no. 1, pp. 374–380, 2003.