

**OPTIMIZACION MULTIOBJETIVO DE LA OPERACIÓN EN SISTEMAS
AUTOMATIZADOS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

ERNESTO GALEANO SANCHEZ

VICTOR HUGO MONTOYA CORRALES

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERIAS: ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, FÍSICA Y
CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
PEREIRA 2008**

**OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO DE LA OPERACIÓN EN SISTEMAS
AUTOMATIZADOS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

ERNESTO GALEANO SÁNCHEZ

VICTOR HUGO MONTOYA CORRALES

**Ing. César Augusto Peñuela Meneses
Director**

**Proyecto de grado elaborado como requisito para optar el título de
Ingeniero Electricista**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
FACULTAD DE INGENIERÍAS: ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, FÍSICA Y
CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
PEREIRA 2008**

Nota de aceptación

Firma del jurado

Firma del Director

Pereira, Agosto de 2008

**A mi papá y mamá, Pedro y María
A mis hermanas, Nana, Jenny y Bibian
A la luz de la casa, Gabriel Jaramillo**

Ernesto

**A Olga, Carito, y Hernando
Allá donde mi voz no les alcanza**

Víctor

AGRADECIMIENTOS

Queremos agradecer al director de este proyecto, Ingeniero Cesar Augusto Peñuela Meneses por su acertada guía.

A los Ingenieros Alejandro Garcés y Alexander Molina por sus valiosos aportes.

Al Área de planeamiento eléctrico del Programa de Ingeniería Eléctrica y en su nombre al PhD Ing. Ramón Alfonso Gallego.

A los docentes del programa de Ingeniería Eléctrica por su valioso tiempo y esfuerzo dedicado a nuestra formación.

A nuestros amigos y compañeros del programa de ingeniería eléctrica y de la Universidad Tecnológica de Pereira

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
ANTECEDENTES	3
1. OPERACIÓN ÓPTIMA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN AUTOMATIZADOS	5
1.1 Introducción	5
1.2 Fundamentos	5
1.2.1 Modelo matemático	6
1.3 Minimización de Pérdidas de potencia	7
1.3.1 Efecto de la diferencia de tensiones nodales en las pérdidas de potencia activa	8
1.4 Regulación de voltaje	9
1.5 Reconfiguración de alimentadores primarios	10
1.6 Equipo de regulación en la subestación	11
1.6.1 El cambiador de tap bajo carga (ULTC)	12
1.6.2 Banco de condensadores en la subestación AT/MT	13
1.7 Condensadores en paralelo instalados a lo largo del alimentador	14
1.8 Automatización en Distribución	14
1.8.1 Características y ventajas	15
1.9 Flujo de potencia radial	16
2. OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA MULTI OBJETIVO	19
2.1 Introducción	19
2.2 Problemas de Optimización Multiobjetivo	19
2.2.1 Conceptos básicos	19
2.2.2 Definiciones	21
2.2.3 Proceso de búsqueda y decisión	25
2.2.4 Métodos clásicos de optimización multiobjetivo	26
2.3 Algoritmos evolutivos	28
2.3.1 Conceptos relevantes en algoritmos evolutivos	30
2.3.2 Operadores Evolutivos	33
2.4 Algoritmos Evolutivos para optimización multiobjetivo	34
2.4.1 Ventajas y desempeño	35
2.4.2 Metodologías de optimización multiobjetivo	36
2.4.3 Non dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II	37
3. METODOLOGÍA PROPUESTA	42
3.1 Introducción	42
3.2 Formulación multiobjetivo del problema	42
3.2.1.El sistema eléctrico en estudio	42
3.2.2 Formulación matemática	44
3.3 Metodología de solución	47
3.3.1 Representación cromosómica de soluciones	49
3.3.2 Función de adaptación	51
3.3.3 Operadores evolutivos	58
3.3.4. Base de datos estática del sistema	59
3.4 Flujograma general de la aplicación computacional	61

4. PRUEBAS Y RESULTADOS	63
4.1 Introducción.....	63
4.2 Primer caso de prueba.....	64
4.2.1 Desempeño del algoritmo.....	64
4.2.2 Análisis de las soluciones Pareto optimas.....	65
4.2.3 Elementos de control.....	66
4.3 Segundo caso de prueba.....	68
4.3.1 Desempeño del algoritmo.....	68
4.3.2 Análisis de las soluciones Pareto optimas.....	69
4.3.3 Elementos de control.....	70
4.4 Tercer caso de prueba.....	71
4.4.1 Desempeño del algoritmo.....	72
4.4.2 Análisis de las soluciones Pareto optimas.....	73
4.4.3 Elementos de control.....	74
5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	76
ANEXOS	78
A. Datos del sistema de prueba de 16 nodos	78
BIBLIOGRAFÍA	79

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1	Variables eléctricas asociadas a cada barra de una red eléctrica	6
Figura 1.2	Diagrama fasorial de la caída de tensión entre las barras k y m	8
Figura 1.3	Modelo de impedancia para un elemento de red	9
Figura 1.4	Caída de tensión entre las barras k y m	10
Figura 1.5	Sistema reconfigurado	11
Figura 1.6	Banco de condensadores conectado al barraje secundario de la subestación AT/MT	13
Figura 1.7	Condensadores shunt	14
Figura 1.8	Esquema general de la automatización en distribución	15
Figura 1.9	Lazo de control de un sistema automatizado	17
Figura 1.10	Método iterativo, aguas arriba y aguas abajo del flujo de potencia radial	18
Figura 2.1	Esquema del procedimiento ideal de optimización multiobjetivo	25
Figura 2.2	Proceso de solución a través de un método clásico de optimización multiobjetivo	27
Figura 2.3	Algoritmo Evolutivo genérico	29
Figura 2.4	Representación cromosómica de una solución	30
Figura 2.5	Clasificación por frentes para el operador de selección	32
Figura 2.6	Distribución de soluciones en el frente de pareto	36
Figura 3.1	Sistema de distribución ejemplo	42
Figura 3.2	Enfoque metodológico “a posteriori” para la solución del problema	48
Figura 3.3	Base de datos estática del sistema de distribución eléctrico	49
Figura 3.4	Dos configuraciones topológicas generadas por el algoritmo	50
Figura 3.5	Representación cromosómica de las soluciones en 4 genes	51
Figura 3.6	Representación cromosómica	52
Figura 3.7	Codificación genética del gen δ_1	53
Figura 3.8	Indexación del estado de la inyección de potencia reactiva	54
Figura 3.9	Indexación a la base de datos de inyección fija de reactivos	55
Figura 3.10	Indexación a la base de datos que indica el estado de los taps	56

Figura 3.11	Representación cromosómica de soluciones	57
Figura 3.12	Evaluación de la calidad de dos soluciones a través flujo de carga radial	58
Figura 3.13	Cruce simple, dos padres generan dos hijos	60
Figura 4.1	Sistema de 16 nodos, variación sistema IEEE de 14 nodos	63
Figura 4.2	Evolución de los frentes de Pareto caso de Prueba uno	64
Figura 4.3	Topología radial correspondiente a los índices 3 y 8	67
Figura 4.4	Evolución de los frentes de Pareto caso de Prueba dos	68
Figura 4.5	Topología radial correspondiente a los índices 8 y 17	70
Figura 4.6	Evolución de los frentes de Pareto caso de Prueba dos	72
Figura 4.7	Topología radial correspondiente al índice 20	74

LISTA DE TABLAS

TABLA 1.1	Relación entre la posición del TAP y la tensión en el Secundario del transformador AT/MT.	12
TABLA 1.2	Valores controlados de la potencia reactiva inyectada Por los bancos de capacitores instalados al barraje Secundario de la subestación AT/MT.	13
TABLA 2.1	Conjunto de soluciones aleatoriamente generadas sujetas a las restricciones.	24
TABLA 3.1	Base de datos ejemplo. Almacena N conjuntos de dos redes Radiales para un sistema hipotético alimentado por dos subestaciones AT/MT.	52
TABLA 3.2	Base de datos ejemplo. Niveles de inyección de reactivos en las Subestaciones AT/MT para $Q_{iny} = 4$ y $N_{cl} = 2$.	54
TABLA 3.3	Base de datos ejemplo. Inyección fija de reactivos en los nodos a lo largo de los alimentadores.	55
TABLA 3.4	Base de datos ejemplo. Posición del TAP en el secundario de las N_s subestaciones AT/MT.	56
TABLA 4.1	Individuos del frente optimo de Pareto, caso de prueba uno.	65
TABLA 4.2	Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.	66
TABLA 4.3	Perdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.	66
TABLA 4.4	Voltaje dado por la posición del TAP y potencia reactiva inyectada en las Barras MT caso de prueba uno.	67
TABLA 4.5	Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba uno.	67
TABLA 4.6	Individuos del frente optimo de Pareto, caso de prueba uno. Tres soluciones compromiso representativas a,b y c.	69
TABLA 4.7	Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.	70
TABLA 4.8	Perdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.	70
TABLA 4.9	Voltaje dado por la posición del TAP y potencia reactiva inyectada en las Barras MT caso de prueba dos.	71
TABLA 4.10	Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo Largo de los alimentadores, caso de prueba dos.	71
TABLA 4.11	Individuos del frente optimo de Pareto, caso de prueba uno. Tres soluciones compromiso representativas a,b y c.	73
TABLA 4.12	Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.	74
TABLA 4.13	Perdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.	74
TABLA 4.14	Voltaje dado por la posición del TAP y potencia reactiva inyectada en las barras MT caso de prueba tres.	75
TABLA 4.15	Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba tres.	75

TABLA 4.16 Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba uno.

LISTA DE ALGORITMOS

ALGORITMO 1	Non Dominated Sorting Genetic Algorithm NSGAI	38
ALGORITMO 2	Fast Non Dominated Sorting Procedure	40
ALGORITMO 3	Crowding distance assignment	41

INTRODUCCIÓN

El problema a tratar en este trabajo es la operación óptima de un sistema de distribución automatizado con múltiples conexiones al sistema de transmisión. El tipo de sistema contemplado es una red de distribución de topología enmallada operada en forma radial, tal estudio se analiza para el perfil de carga en una hora dada y en condiciones normales de trabajo.

Los objetivos a alcanzar en forma simultánea son: Minimizar las pérdidas de potencia y garantizar un perfil de tensión adecuado en los nodos del sistema. Para lograr tales objetivos es posible realizar control centralizado sobre los transformadores con control de derivaciones bajo carga en las subestaciones HV/MV, los reconectadores en algunas ramas de la red y los bancos de capacitores shunt en las subestaciones HV/MV y en algunos nodos de la red, el estudio se realiza mediante un equivalente monofásico de red.

Se tiene entonces un problema multiobjetivo de programación no lineal entera mixta (**PNLEM**) de optimización multiobjetivo con restricciones, en un espacio de búsqueda discreto. Solucionar este problema consiste en encontrar los puntos de operación, que satisfaciendo las necesidades de carga cumplan de forma simultánea los objetivos sin violar los límites de operación.

En este trabajo se implementa el algoritmo evolutivo multiobjetivo de segunda generación NSGA II (Non dominated sorting genetic algorithm II), cuyo método de búsqueda se basa en el concepto de óptimo de pareto y que al incorporar el elitismo y una función explícita de apiñamiento encuentra soluciones de calidad.

Para cumplir sus propósitos este trabajo se divide en 5 capítulos así: el capítulo 1 trata los fundamentos de la operación óptima de los sistemas de distribución automatizados explicando la importancia de los objetivos propuestos en la operación de tales sistemas y como son afectados por el estado de los elementos de control, luego se contextualiza la teoría que sustenta la implementación de la automatización en los sistemas de distribución para finalizar exponiendo de forma breve algunos estudios anteriores que preceden el desarrollo planteado en este trabajo.

El capítulo 2, trata la teoría fundamental que permite entender la Optimización Evolutiva Multiobjetivo, se explica la filosofía en la formulación o modelado de problemas desde del enfoque multiobjetivo y las definiciones que la sustentan, luego se presentan los fundamentos de los Algoritmos Evolutivos para finalizar exponiendo los algoritmos evolutivos aplicadas a la solución de problemas de optimización multiobjetivo, enfatizando en el algoritmo evolutivo de segunda generación NSGA II.

El capítulo 3 trata la metodología propuesta, en ella se presenta la formulación multiobjetivo del problema planteado y la aplicación computacional que se desarrollo

para encontrar los estados óptimos de operación con base en el algoritmo evolutivo NSGA II y el flujo de potencia radial, se muestra explícitamente el modelo matemático del problema, el conjunto de ecuaciones que representan los objetivos a alcanzar, las restricciones, y las variables de control, al igual que aspectos clave para implementar el algoritmo solución, codificación genética, función de adaptación y operadores evolutivos, finalizando en el diagrama de flujo que resume la aplicación que soluciona el problema.

En el capítulo 4, se presentan y discuten los resultados obtenidos en términos del desempeño del algoritmo y la calidad de las soluciones por medio de gráficos que muestran los frentes de pareto obtenidos y tablas que presentan los valores de las pérdidas de potencia totales, en cada red radial y los perfiles de tensiones nodales para algunas soluciones características. El desempeño del algoritmo se discute alrededor de la diversidad de las soluciones, la extensión sobre el frente de pareto y la distribución de las soluciones sobre el frente, así mismo la calidad de las soluciones se discute alrededor del porcentaje de pérdidas y la desviación de las tensiones nodales.

Por último se presentan las conclusiones del trabajo realizado respecto de los resultados obtenidos y se autoevalúa presentando posibilidades de trabajos futuros que complementen y aumenten la calidad del modelo del problema y la metodología de solución propuesta.

ANTECEDENTES

Dentro de la problemática planteada se han realizado diferentes investigaciones que se resaltan desde dos aspectos a saber:

1. Los objetivos a optimizar, sea objetivo único o mas de un objetivo.
2. Los elementos de control que determinan el estado de operación del sistema eléctrico.

Inicialmente, los objetivos propuestos: minimización de perdidas de potencia en los elementos de la red y regulación de voltaje; fueron tratados en forma independiente, de tal forma que el objetivo no contemplado se incluía en el método de solución como una restricción. En este contexto se modela el problema contemplando el control sobre los elementos del sistema en forma individual y excluyente, ya sean transformadores con control de derivaciones bajo carga, bancos de capacitores o interruptores de reconfiguración. Entre las estrategias de solución utilizadas en este tipo de implementaciones están lógica difusa [2] y búsqueda tabú [12].

Para tratar el problema de reconfiguración de alimentadores se ha implementado técnicas de programación lineal, algoritmos genéticos [6], [26],[22],[19] en ellos se utiliza la minimización de pérdidas como único objetivo, o acompañada de Balance de Carga o Restauración del Servicio.

Con la aparición de las Estrategias Evolutivas, el problema mono objetivo es tratado de una forma diferente al contemplar un control acoplado de los elementos del sistema, este tipo de implementaciones puede verse en [3] y [17].

Con el desarrollo de las escuelas de Optimización Multiobjetivo se abre un horizonte de trabajo en el cual se contemplan simultáneamente Minimización de Perdidas de Potencia y Regulación de Voltaje mediante operación de forma acoplada o independiente de los elementos de control. Para solucionar este problema se hace uso de la Lógica difusa y las Estrategias de la Evolución (ES) como puede verse en [4], o mediante un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo como puede verse en [5].

Además trabajos como [18] han implementado el problema desde una perspectiva multiobjetivo con el propósito de mejorar las características operativas de la red en términos de: Balanceo de carga, Pérdidas de potencia, Perfil de tensiones, Frecuencia de interrupciones y Servicio balanceado para consumidores importantes.

Si bien los trabajos mencionados hacen aportes en la formulación multiobjetivo del problema propuesto y en las técnicas de solución, este trabajo avanza en dos aspectos: uno, el tratamiento multiobjetivo tanto del modelo matemático del problema como de la estrategia de solución y dos, el tratamiento u operación acoplado de los elementos de control destacando el uso de una estrategia evolutiva de segunda generación, particularmente del “Non dominated Sorting Genetic Algorithm II”, NSGA II, desarrollada por Kalyanmoy Deb [9], como estrategia de solución, que desde la

discusión en comunidades académicas supera en diversos aspectos, técnicas multiobjetivo anteriormente utilizadas.

CAPITULO 1. OPERACIÓN ÓPTIMA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN AUTOMATIZADOS

1.1 Introducción

Para entender el proceso de optimización de la operación en sistemas de distribución automatizados este capítulo inicialmente plantea los fundamentos de la operación óptima, luego se presentan los objetivos propuestos, minimización de pérdidas de potencia y regulación de tensión, sustentando cómo son afectados por los elementos de control de interés en este trabajo, reconfiguración de alimentadores, taps de cambio bajo carga en los transformadores AT/MT y bancos de capacitores. Seguido se expone la teoría que sustenta la implementación de la automatización en sistemas de distribución relevando de ella la plataforma software que es nicho de aplicación del presente trabajo, luego se expone el flujo de carga en su forma radial como elemento fundamental tanto en la evaluación de estado de la red como en el grado de cumplimiento de los objetivos propuestos, por último se hace una breve referencia a trabajos relacionados encontrados en la literatura especializada enfatizando el problema planteado y la metodología de solución utilizada.

1.2 Fundamentos

Un sistema de distribución de energía eléctrica es la parte del sistema eléctrico que va desde las subestaciones de distribución hasta los abonados o usuarios que demandan potencia eléctrica.

Las redes de distribución están constituidas por las subestaciones de distribución, donde se conectan las redes a niveles de tensión de transmisión y se reducen a niveles de tensión de distribución mediante los transformadores AT/MT, circuitos de distribución primaria o alimentadores, transformadores de distribución MT/BT instalados en poste, en emplazamientos a nivel del suelo o en bóveda que reducen la tensión a nivel de baja tensión donde se conectan los circuitos de baja tensión que lleva la energía a través de vías, espacios públicos a terrenos particulares y los ramales de acometida que entregan la energía al equipo de entrada de servicio del usuario. Adicionalmente las redes de distribución incluyen elementos de protección, monitoreo y control.

En la actualidad y a nivel mundial los estándares en la operación de los sistemas eléctricos incluida la etapa de distribución han sufrido cambios sustanciales debido principalmente a las políticas de ahorro energético y uso eficiente de los recursos naturales y a las transformaciones entre los agentes del sector: generadores, distribuidores, comercializadores y usuarios, consecuencia de la desregularización del

mercado energético. Colombia no ha sido ajena a este hecho como puede verse en la ley 143 de 1994, capítulo 1 artículo 4 y 6. [30].

Este contexto lleva a la problemática de cómo operar los sistemas eléctricos de distribución de forma óptima, es decir, cómo operar las redes de distribución persiguiendo objetivos relacionados con los aspectos de calidad, eficiencia, confiabilidad y seguridad, ejemplo de tales objetivos son la minimización de pérdidas y la regulación de tensión, tratados en este trabajo.

1.2.1 Modelo matemático

El *estado de operación* de la red eléctrica de distribución es determinado por el valor de las variables eléctricas en este caso, magnitud y ángulo de la tensión en las barras, ya que a partir del conocimiento de ellas es posible hallar el valor de los flujos de potencia y demás variables del subsistema 2 del flujo de carga.

Para un sistema de n barras, el modelo del flujo de carga se construye mediante una adecuada representación matemática de cada uno de los elementos que hacen parte de la red eléctrica operando de forma conjunta de acuerdo con las leyes de kirchhoff. Éste está matemáticamente constituido por un sistema de $2n$ ecuaciones no lineales, una para el balance de potencia activa y otra para el balance de potencia reactiva en cada una de las n barras, y un total de $4n$ variables, 4 variables por cada barra como puede verse en la figura 1.1.



V - magnitud de la tensión nodal en la barra k

θ - ángulo de la tensión nodal en la barra k .

P - Potencial activa inyectada en la barra k .

Q - Potencia reactiva inyectada en la barra k .

Figura 1.1 Variables eléctricas asociadas a cada barra de una red eléctrica.

Este es un sistema de ecuaciones donde hay más incógnitas que ecuaciones, por lo tanto se tiene un sistema con múltiples soluciones, cada solución representa un *estado de operación*.

Cuando la tarea deseada es operar el sistema de distribución de forma óptima se recurre al llamado *flujo de carga óptimo* el cual permite encontrar los estados de operación de entre los muchos posibles de forma que simultáneamente se satisfagan las necesidades de carga del sistema y se optimicen uno o varios objetivos, por ejemplo: la minimización de pérdidas, regulación de tensión, confiabilidad del sistema, entre otros.

En general el estado óptimo de operación se alcanza al encontrar el valor de las variables de estado que optimicen las k funciones objetivo sujeto a las m restricciones de igualdad y las n restricciones de desigualdad dado un modelo matemático del flujo de carga del sistema del distribución de $2n$ ecuaciones no lineales y $4n$ incógnitas, la forma canónica de este modelo se puede expresar así:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar} \quad & F(x,u) = [f_1(x,u), \dots, f_k(x,u)] \\ \text{s.a.} \quad & H(x,u) = [h_1(x,u), \dots, h_m(x,u)] = 0 \\ & G(x,u) = [g_1(x,u), \dots, g_n(x,u)] \leq 0 \end{aligned}$$

Donde:

x - variables de estado

u - variables de control

$F(x,u)$ - Conjunto de funciones a optimizar

$H(x,u), G(x,u)$ Conjunto de restricciones

1.3 Minimización de Pérdidas de potencia

Dado que la mayor parte de las pérdidas del sistemas eléctrico se producen en la etapa de distribución y que el costo de éstas representan una de las variables mas importantes para la determinación de criterios de costo operativo de los sistemas eléctricos, el control de los niveles de pérdidas es problema de primer interés en la operación óptima de los sistemas de distribución.

Las pérdidas de potencia activa en los sistemas eléctricos se originan debido a la resistencia al paso de corriente inherente en los elementos de red que los componen, subestaciones, transformadores, líneas, dispositivos de protección y monitoreo entre otros, convirtiendo una parte de la energía enviada en calor, éstas dependen de dos componentes de la corriente que las produce, la activa y a reactiva, la primera corresponde a energía útil y es vendida al usuario, la segunda es llevada a través del sistema pero no es transferible a potencia útil por lo que es deseable minimizarla tanto como sea posible.

1.3.1 Efecto de la diferencia de tensiones nodales en las pérdidas de potencia activa

Sea un elemento de red como se muestra en la figura 1.3, cuya admitancia conectada entre los nodos k y m es

$$Y_{km} = g_{km} + jb_{km} \quad (1.1)$$

Sea el flujo de potencia activa entre los nodos k y m :

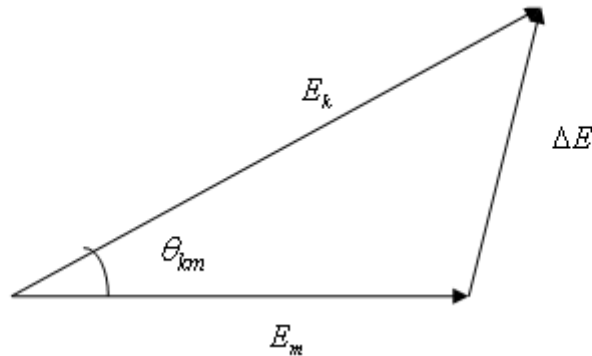
$$P_{km} = V_k^2 g_{km} - V_k V_m g_{km} \text{Cos}\theta_{km} - V_k V_m b_{km} \text{Sen}\theta_{km} \quad (1.2)$$

Y sea el flujo de potencia activa entre los nodos m y k :

$$P_{mk} = V_m^2 g_{km} - V_k V_m g_{km} \text{Cos}\theta_{km} + V_k V_m b_{km} \text{Sen}\theta_{km} \quad (1.3)$$

Las pérdidas de potencia activa P_e están dadas por $P_{km} + P_{mk}$

$$P_e = P_{km} + P_{mk} = g_{km} [V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \text{Cos}\theta_{km}] \quad (1.4)$$



La figura 1.2. Diagrama fasorial de la caída de tensión entre las barras k y m ,

$$E_k = V_k \angle \delta_1, E_m = V_m \angle \delta_2.$$

De la figura 1.2 se puede inferir que:

$$[V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \text{Cos}\theta_{km}] = [|E_k - E_m|^2] \quad (1.5)$$

Por lo tanto las pérdidas de potencia activa se pueden expresar:

$$P_e = g_{km} [|E_k - E_m|^2] \quad (1.6)$$

En conclusión se evidencia que las pérdidas de potencia activa son proporcionales al cuadrado de la magnitud de la diferencia de tensiones entre las barras k y m , que a su vez son la caída óhmica en la admitancia del elemento.

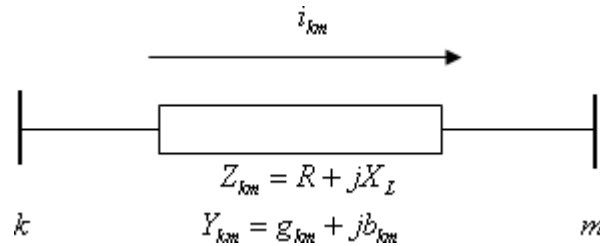


Figura 1.3. Modelo de impedancia para un elemento de red.

Las pérdidas de potencia activa totales del sistema están dadas por la sumatoria algebraica de las pérdidas en cada elemento de red.

1.4 Regulación de voltaje

La regulación de voltaje consiste en el mantenimiento del voltaje a la entrada del servicio del consumidor dentro de los límites permisibles alrededor de un valor nominal ante diferentes condiciones operativas, dado que los equipos eléctricos son diseñados para operar a una tensión nominal especificada como tensión de placa, en cuyo caso contrario pueden presentar problemas de funcionamiento o duración.

Es económicamente imposible para quien administra la red eléctrica proveer a todos los usuarios con un voltaje de uso igual al voltaje de placa de los aparatos y equipos, ya que ante diferentes condiciones operativas se presentan caídas y aumentos de voltaje en cada parte del sistema de potencia, se exige entonces un compromiso entre la desviación permisible del voltaje de placa del equipo y la desviación de voltaje por encima y por debajo suministrada por el sistema de potencia, así el proceso de optimización operativa busca minimizar dicha desviación para todas las condiciones operativas.

El control de voltaje para la red de distribución se realiza mediante la coordinación de fuentes o equipos que manejen la potencia reactiva del sistema: reguladores de voltaje, bancos de capacitores y transformadores con cambiador de derivaciones en las subestaciones AT/MT.

Se examina el sistema de dos barras k y m de la figura 1.4, en él fija un voltaje en la barra k de referencia a un valor de $1\angle 0^\circ$ en valor por unidad y se muestra la caída de tensión debida a la impedancia de la línea resultando en un valor de voltaje en la barra m menor,

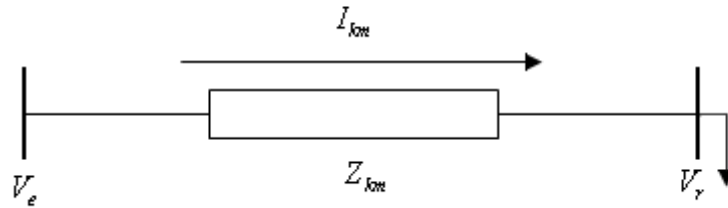


Figura 1.4. Caída de tensión entre las barras k y m.

Si a la barra k se le llama barra de envío con su respectivo voltaje de envío V_e y a la barra m barra de recibo con su respectivo voltaje de recibo V_r , la regulación de voltaje se expresa como:

$$Reg = \frac{|V_e| - |V_r|}{|V_e|} \quad (1.7)$$

Se presenta entonces una desviación entre el voltaje en la barra de recibo V_r y el voltaje deseado en ella, este voltaje sería el nominal de servicio. La diferencia $V_e - V_r$ es la caída de voltaje en la impedancia serie de la línea y es el resultado de $V_e - V_r = I_{km} * Z_{km}$, esta caída es proporcional en magnitud y ángulo de fase a la corriente de carga que circula a través del sistema.

1.5 Reconfiguración de alimentadores Primarios

La reconfiguración de alimentadores primarios es el proceso por medio del cual se transfieren cargas de un alimentador a otro, teniendo en cuenta las restricciones de los parámetros de operación de la red y la topología de los circuitos. Los sistemas de distribución son configurados en general de forma radial y presentan la posibilidad de alterar su estructura topológica a través de apertura/cierre de interruptores de reconfiguración (dispositivos de protección/interrupción), con el fin principal de mejorar las características operativas en términos de la reducción las pérdidas de potencia, mejorar el perfil de tensiones, aumentar la confiabilidad del sistema, el balance de cargas, restauración del servicio entre otros.

La figura 1.7 representa dos configuraciones que alimentan un mismo conjunto de cargas, partiendo de la configuración a. y mediante la apertura/cierre de seccionadores de la red se encuentra la configuración b. que determina una distribución diversa de la carga total entre los alimentadores, lo que implica dos condiciones operativas y valores de perdidas y regulación diferentes.

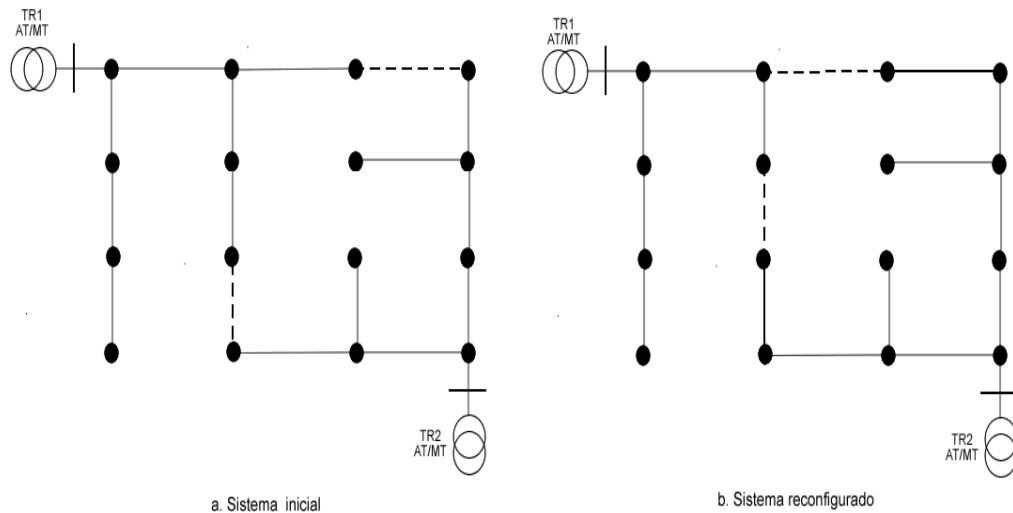


Figura 1.5. Sistema reconfigurado. Dos configuraciones para suplir la demanda del sistema eléctrico.

El problema de la reconfiguración constituye un problema de explosión combinatorial, es decir, el número de posibles soluciones (configuraciones) crece rápidamente con un leve incremento en el número de variables (interruptores de reconfiguración) considerados en el sistema de distribución.

Diferentes técnicas han sido utilizadas para resolver este problema, inicialmente se usaron herramientas heurísticas en combinación con técnicas de optimización clásica [8], luego con el auge de las técnicas combinatoriales, entre ellas los algoritmos genéticos, se abrió un nuevo camino de investigación encontrando topologías de buena calidad [3],[4], en ellos cada solución es representada mediante un cromosoma en el cual el estado de cada “llave” abierto/cerrado está determinado mediante una variable binaria 1 o 0.

Para la operación de sistemas de distribución automatizados, la transferencia de carga se hace en tiempo real debido a que se cuenta con control automático y centralizado de interruptores de reconfiguración, allí los algoritmos de solución que permitan determinar las topologías óptimas deben ser rápidos para permitir respuestas sobre el sistema acordes con éste tipo de operación.

1.6 Equipo de regulación en la subestación

El equipo de regulación de voltaje en la subestación que se trata aquí esta compuesto por el cambiador de taps bajo carga del transformador de la subestación de distribución AT/MT, y los bancos de condensadores en paralelo instalados en el barraje de bajo voltaje del mismo transformador AT/MT.

1.6.1 El cambiador de tap bajo carga

El cambiador de tap bajo carga ULTC (por su acrónimo en inglés Under Load Tap Changer), es un sistema de derivaciones en el devanado del transformador en la subestación de distribución cuya función es variar el número de espiras de éste, cambiando de ésta forma la relación de transformación en un rango limitado al rededor del valor nominal.

El cambiador funciona como un interruptor selector, combinando las características de un conmutador en carga y de un selector de posiciones. El conmutador bajo carga esta provisto de un accionamiento motorizado para control local y a distancia.

Dado que las condiciones operativas de la red varían con el aumento o disminución de la carga, dado que esto genera proporcionalmente una variación de tensión a lo largo del alimentador, el cambiador de derivaciones o tap se incluye como un elemento esencial para el control de voltaje en los sistemas de distribución, entonces el objetivo es encontrar el valor de la posición del los tap que optimicen las funciones objetivo.

La siguiente tabla muestra los valores de voltaje en por unidad (p.u) en el secundario del transformador AT/MT para cada posición del tap en un rango de 16 pasos y una variación de $\pm 10\%$.

Posición del tap	Voltaje del secundario en p.u.
8	1,1000
7	1,0875
6	1,0750
5	1,0625
4	1,0500
3	1,0375
2	1,0250
1	1,0125
0	1
-1	0,9875
-2	0,9750
-3	0,9625
-4	0,9500
-5	0,9375
-6	0,9250
-7	0,9125
-8	0,9000

Tabla 1.1 Relación entre la posición del tap y la tensión en el secundario del transformador AT/MT.

Hay varios tipos de equipo cambiador de tap que dependen del valor de voltaje y los kVA del equipo, se construyen de acuerdo al rango de regulación en 8, 16 y 32 pasos, que para sistemas de distribución es de mas o menos 10% de voltaje nominal de la línea,

es así como para una unidad de 16 pasos, 8 en cada dirección, se tienen 17 posiciones del tap y cada paso representaría (10/8) % del cambio de voltaje.

1.6.2 Banco de condensadores instalados en la subestación de distribución AT/MT

Un banco de condensadores conectados a través de interruptores localizados en una subestación y conectados en paralelo al barraje de bajo voltaje se considera también como equipo de regulación en la subestación y aunque principalmente permite reducir pérdidas en el sistema, también permite elevar el nivel de voltaje de todo el alimentador servido desde la subestación reforzando el equipo de control de voltaje mediante el suministro de potencia reactiva.

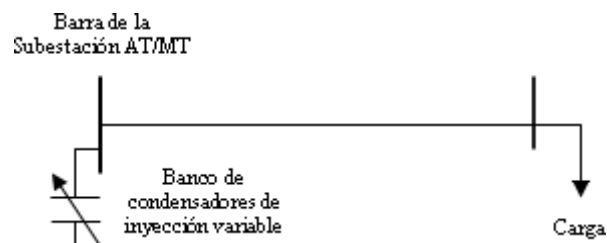


Figura 1.6. Banco de condensadores conectado al barraje secundario de la subestación AT/MT.

Ellos están integrados a sistemas inteligentes que permiten comunicación y control de la inyección de potencia reactiva en valores discretos hasta una capacidad máxima dada. En operación óptima se modelan como inyección de potencia constante y se busca el valor de inyección de reactivos que mejore el perfil de tensiones.

Potencia reactiva inyectada (kVAr)
1000
2000
3000
4000
5000
6000
7000

Tabla 1.2. Valores controlados de la Potencia reactiva inyectada por los bancos de capacitores instalados al barraje secundario de la subestación AT/MT.

1.7 Condensadores en paralelo instalados a lo largo del alimentador

En el presente trabajo se consideran bancos de capacitores montados en poste a lo largo de los alimentadores primarios. Son condensadores del tipo on/off es decir inyectan o no una cantidad fija de reactivos en el punto donde son instalados, permitiendo reducir perdidas y a la vez mejorar el perfil de voltajes, mas cuando su operación responde a las variaciones de carga, lo que sucede si hacen parte de un sistema automatizado de distribución.

La operación de estos condensadores flexibiliza la capacidad de reactivos de los generadores ya que disminuyen las corrientes de línea desde el punto de instalación del condensador hasta el equipo de generación, teniendo como efecto una reducción en la cargabilidad de líneas de transmisión y distribución así como de las subestaciones de distribución.

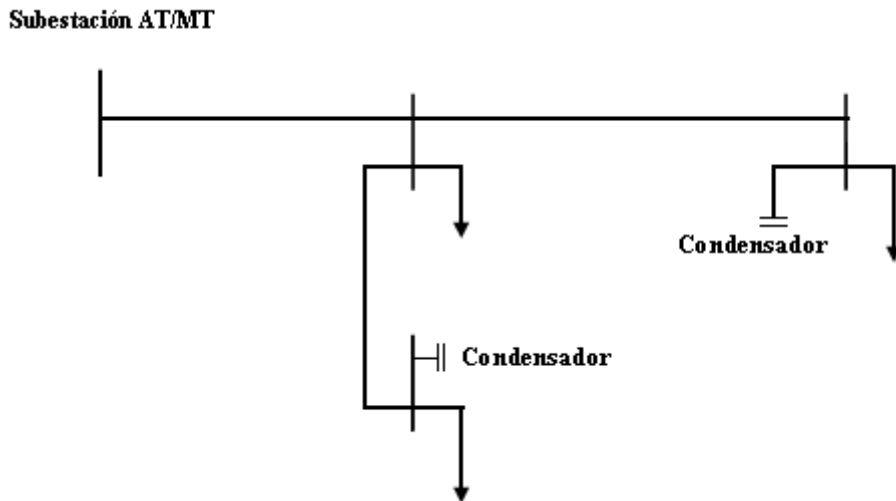


Figura 1.7. Condensadores shunt instalados en algunos nodos a lo largo del alimentador.

Estos bancos son controlados mediante sistemas SCADA (sistema de control supervisado y adquisición de datos) utilizando información de diversas partes del sistema que es analizada en sitios remotos al sitio de instalación del banco, para el presente trabajo se modelan como inyección de potencia constante.

1.8 Automatización en Distribución

Se entiende por Automatización de la Distribución a la combinación de sistemas automatizados que le permitan a una empresa de distribución de energía planear, coordinar, operar y controlar remotamente algunos o todos los elementos del sistema en tiempo real o fuera de línea además de implementar otras funciones como coordinación y planeamiento.

La automatización de los sistemas eléctricos responde a las necesidades de las empresas de buscar mejorar la calidad del servicio, disminuir costos y simplificar la operación de la red, y de los usuarios de contar con un servicio confiable, seguro y económico.

1.8.1 Características y ventajas

El desarrollo e implementación de la automatización en distribución involucra una plataforma hardware y una software, la primera incluye el conjunto de dispositivos clasificados en sensores y actuadores, los primeros miden las variables de la red para que luego esta información sea utilizada, los segundos se encargan de ejecutar sobre el sistema las acciones de control tomadas por un operador o por un software determinado.

Los principales elementos que componen un sistema Automático de Distribución Son:

- Un sistema de control supervisado y adquisición de datos (SCADA).
- Un sistema de comunicación.
- Equipos de maniobra (Reconectores, Seccionadores y seccionalizadores).
- Hardware instalado en centros de control.
- Paquetes de aplicación (Software).
- Un sistema Físico sobre el cual se ejecutan las desiciones tomadas y del cual se extrae la información, sistema de distribución.

La implementación de tal estructura es en general costosa, pero permite una inversión por etapas, que representan desde el comienzo una alta relación costo-beneficio por lo que la mayoría de los países desarrollados como EE.UU y Japón, y algunos en desarrollo como Brasil han implementado al menos en parte, Sistemas Automatizados de Distribución.

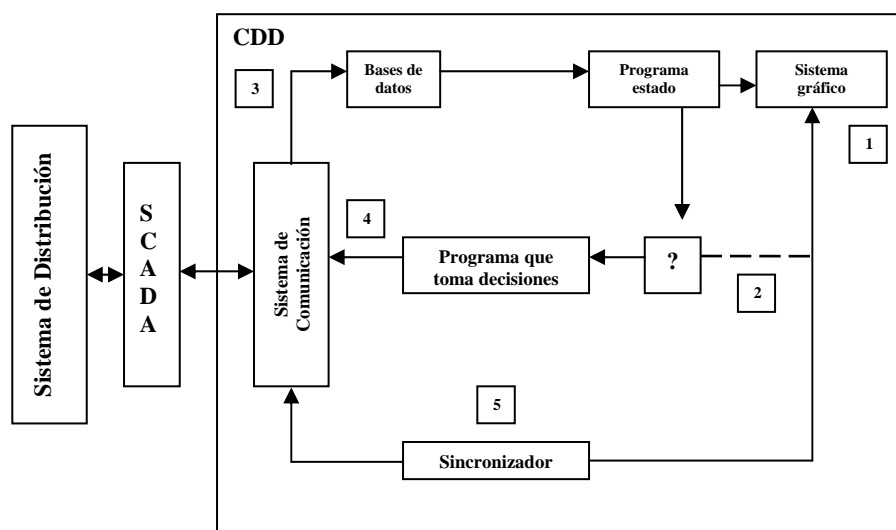


Figura 1.8. Esquema general de la automatización en distribución.

En la figura 1.10 se muestra un sistema totalmente automatizado. El sistema SCADA se encarga de recolectar todos los datos necesarios y de almacenar la información en la base de datos que corresponda. En el CDD [21] el programa estado toma los datos necesarios, calcula el estado del sistema y muestra los resultados en una salida gráfica.

En general la automatización de sistemas eléctricos cuenta con las siguientes ventajas:

- Incrementa la confiabilidad de los sistemas y equipos. Rápido diagnóstico de equipos y eventos.
- Mayor flexibilidad en las maniobras operacionales, de mantenimiento y de reconexión. Mejora los tiempos de respuesta.
- Obtención de facilidades para disponer de señales de medición, alarmas y control remoto.
- Alto grado de flexibilidad para extensiones futuras.
- Disminución de los costos de operación y mantenimiento.

1.9 Flujo de potencia radial

De los estudios más importantes en los sistemas eléctricos, incluidos los de distribución, es el análisis de las condiciones de operación en estado estacionario o régimen permanente. Éste estudio consiste en calcular las magnitudes y ángulos de fase de las tensiones en los nodos del sistema, así como los flujos de potencia activa y reactiva en los elementos de red para una condición específica de carga.

El problema del flujo de potencia en sistemas eléctricos ha sido ampliamente tratado en diversos estudios, mas en sistemas de distribución tal estudio se particulariza debido principalmente a la topología radial de tales sistemas aunado a características como desequilibrios de carga, líneas de valor comparable entre R y X, múltiples tipos de conexiones, cargas de distinta naturaleza entre otros, lo que plantea la necesidad de realizar el flujo de potencia por cada fase (flujo de potencia trifásico) en estudio que requieran de mayor precisión de los resultados o modelos de equivalente monofásico donde sea aceptable.

Estos métodos se conocen como flujos de potencia radial, y se resuelven a través de un proceso de barrido iterativo, entre ellos están:

Método suma de corrientes

Método suma de potencias

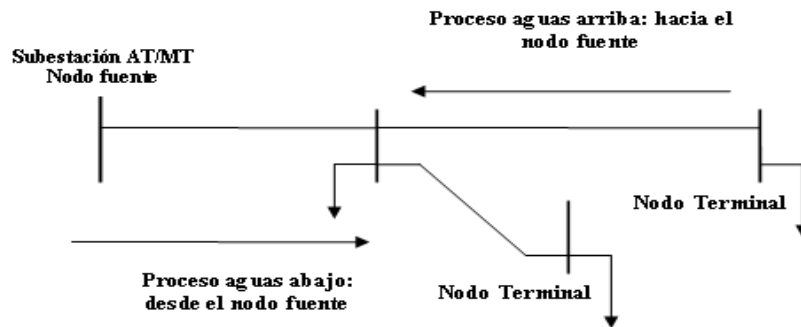


Figura 1.9. Método de barrido iterativo.

Estos dos métodos constan de dos procesos, uno aguas arriba (hacia el nodo fuente o slack) y otro aguas abajo (desde el nodo fuente o slack hacia los nodos terminales). En el proceso aguas arriba, previamente supuesto un perfil de tensión, se calculan las corrientes (suma de corrientes) o las potencias (suma de potencias), según sea el caso, partiendo desde los nodos terminales (nodos de carga) hasta llegar a la subestación.

En el proceso aguas abajo se obtiene un nuevo perfil de voltajes a partir del cálculo anterior, desde la subestación hasta los nodos terminales, éstos valores de tensión se utilizaran en la próxima iteración, finalmente la convergencia se chequea en el voltaje midiendo cuando la diferencia de voltaje entre una iteración y otra sea menor que un error.

Estos métodos aplicados a sistemas de distribución en general muestran alta eficiencia, la elección de uno u otro método de flujo de carga radial dependerá de las características de carga y de la red en estudio. La figura 1.13 muestra el flujograma del flujo de potencia radial método suma de potencias.

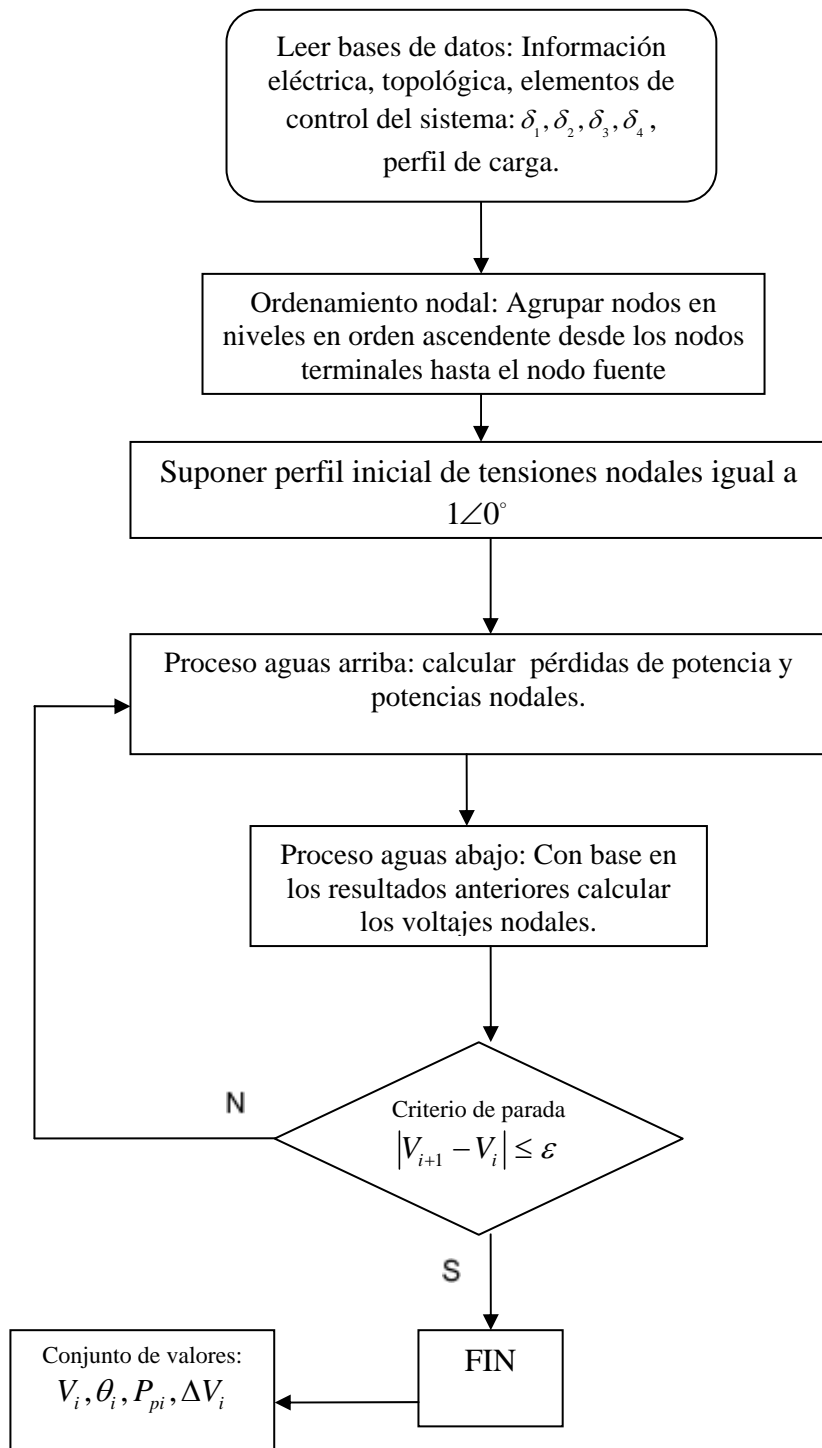


Figura 1.10. Flujograma del flujo de potencia radial método suma de potencias.

CAPITULO 2. OPTIMIZACIÓN EVOLUTIVA MULTIOBJETIVO

2.1 Introducción

El presente capítulo presenta una exposición general de las definiciones y los conceptos básicos que permiten entender la Optimización Evolutiva Multiobjetivo. Para ello inicialmente se caracterizan los *Problemas de Optimización Multiobjetivo (P.O.M)*, seguido se explican los *Algoritmos Evolutivos (A.E)* en particular los algoritmos genéticos y se finaliza sintetizando los dos temas anteriores en los *Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo (MOEA)*, relevando sus ventajas sobre los métodos clásicos de solución y enfatizando al final sobre los MOEAs de segunda generación, principalmente del NSGA II que sustenta la aplicación del presente trabajo.

2.2 Problemas de Optimización Multiobjetivo

2.2.1 Conceptos básicos

La optimización es el proceso por medio del cual se busca la mejor alternativa en algún sentido de un problema determinado.

Los problemas de optimización se componen en general de tres elementos básicos:

- Una o varias *funciones objetivo*, son la medida cuantitativa del funcionamiento del sistema que se desea optimizar (maximizar o minimizar).
- Las *Variables*, representan las decisiones que se pueden tomar para afectar el valor de la función objetivo, se pueden clasificar en variables independientes o de control, y variables dependientes o de estado.
- Las *restricciones*, representan el conjunto de relaciones que ciertas variables están obligadas a satisfacer, se expresan en términos de ecuaciones e inecuaciones.

Resolver un problema de optimización consiste en encontrar el valor de las variables de decisión para hacer óptimo el conjunto de funciones objetivo y satisfacer las restricciones.

Una gran parte de los modelos matemáticos que buscan soluciones óptimas a problemas del mundo real consideran una única función objetivo, en este caso el proceso de solución consiste en encontrar el máximo o mínimo que representa la solución óptima, sin embargo cuando es necesario satisfacer más de un objetivo de forma simultánea, y es imposible o inconveniente combinarlos en alguna función objetivo única que los resuma o contenga se dice que se tiene un *Problema de Optimización Multiobjetivo (P.O.M)*.

A diferencia de la optimización de objetivo único, en este tipo de problemas no existe una única solución que sea considerada la mejor, en cambio se tiene un conjunto de soluciones óptimas llamadas *pareto óptimas* o *soluciones compromiso*, en el sentido que cada una representa los compromisos entre ellas, es decir cada una es mejor que las otras en algún objetivo pero ninguna es mejor que las demás en todos los objetivos de forma simultánea.

Los métodos clásicos de optimización pueden encontrar a lo sumo una única solución en cada ejecución, lo que los hace inconvenientes para resolver problemas de optimización multiobjetivo. Por otro lado, los *Algoritmos Evolutivos* (A.E) pueden encontrar múltiples soluciones óptimas en una sola corrida, por ello y por muchas otras características, los algoritmos evolutivos son especialmente apropiados para este tipo de problemas, constituyéndose la Optimización Evolutiva Multiobjetivo (*Multiobjective Evolutionary Algorithms - MOEA*) en un área de investigación cada vez de mayor importancia.

Un problema de optimización multiobjetivo guarda diferencias fundamentales frente a aquellos de objetivo único, las características más importantes son mencionadas a continuación:

- En un P.O.M los distintos objetivos pueden ser conflictivos entre sí, tener distintas unidades de medida o ser inconmensurables.
- A diferencia de la optimización con objetivo único donde es posible hablar de un óptimo global, en problemas de optimización multiobjetivo, se tiene un conjunto de soluciones óptimas alternativas, llamadas soluciones compromiso, ya que representan que tan bueno es un objetivo respecto de los demás para una solución óptima dada.
- Dados un conjunto de soluciones alternativas, de ellos interesan los que cumplen con un conjunto de restricciones, es decir los que pertenecen al conjunto factible.
- Dado que para implementar la solución a un problema es necesario tener una única solución, se hace necesario que un sujeto, llamado un tomador de decisiones (decisión maker) utilice información de preferencia, es decir información adicional con el fin de elegir una única solución a ser implementada.
- Mientras que la optimización con objetivo único busca un vector de decisión n dimensional que optimice una función escalar, en optimización multiobjetivo se busca uno que optimice una función vectorial cuyos elementos representan las funciones objetivo.
- En problemas de objetivo único el espacio de búsqueda se encuentra totalmente ordenado de acuerdo al valor de la función objetivo (una solución siempre será

igual, mejor o peor que otra), en problemas de optimización multiobjetivo el espacio de búsqueda se encuentra solo parcialmente ordenado ya que dos soluciones pueden ser indiferentes entre sí.

- Al existir en problemas de optimización multiobjetivo múltiples soluciones optimas, se hace necesario una noción diferente para el concepto de optimo, a la utilizada en problemas de objetivo único, la mas aceptada en este tipo de problemas es la noción de optimo de pareto que se sustenta en el concepto de dominancia.

2.2.2 Definiciones

Un problema de optimización multiobjetivo es aquel que requiere optimizar de forma simultánea dos o más objetivos y puede ser formulado de la siguiente forma:

Definición 1. Problema de Optimización multiobjetivo: Es aquel que optimiza una función vectorial de k funciones objetivo, con $k > 1$, que incluye un conjunto de n variables de decisión, y un conjunto de m restricciones, donde las funciones objetivo y las restricciones son función de las variables de decisión. Matemáticamente se formula:

Optimizar

$$\mathbf{y} = F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) \quad (2.1)$$

Sujeto a

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = (g_1(\mathbf{x}), \dots, g_m(\mathbf{x})) \leq 0 \quad (2.2)$$

Donde

$$\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n) \in X \subseteq R^n$$

$$\mathbf{y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_k) \in Y \subseteq R^k$$

Donde \mathbf{y} es el vector objetivo, \mathbf{x} es el vector decisión, $X \subseteq R^n$ es el espacio de decisión y $Y \subseteq R^k$ es el espacio objetivo. El conjunto de ecuaciones $\mathbf{g}(\mathbf{x}) \leq 0$, determinan el espacio factible $X_f \subseteq R^n$

Definición 2. Conjunto factible: El conjunto factible X_f esta definido como el conjunto de vectores decisión \mathbf{x} que satisfacen el conjunto de restricciones tal que,

$$X_f = \{\mathbf{x} \in X / \mathbf{g}(\mathbf{x}) \leq 0\} \quad (2.3)$$

La imagen de X_f , es la región de factibilidad en el espacio objetivo y se denota por

$$Y_f = F(X_f) = \bigcup_{x \in X_f} \{F(x)\} \quad (2.4)$$

Definición 3. Dominancia de Pareto: un vector $U = (u_1, \dots, u_k)$ se dice que domina a otro vector $V = (v_1, \dots, v_k)$ sí y solo si U es parcialmente mejor que V , esto es:

$\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i$ es mejor o igual que $v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} / u_i$ es estrictamente mejor que v_i

Es decir, U domina a V , si U es mejor o igual que V en todos los objetivos y estrictamente mejor en alguno de ellos.

La dominancia de un vector U sobre un vector V , se denota:

$$U \succ V, U \text{ domina a } V.$$

Nota: Si U es estrictamente mejor que V para todos los objetivos, entonces se le llama dominancia de pareto fuerte.

Definición 4. Relación de Nodominancia: Un vector $U = (u_1, \dots, u_k)$ se dice que nodomina a un vector $V = (v_1, \dots, v_k)$ sí y solo si la relación $U \succ V$ no se cumple.

La relación de nodominancia de un vector U respecto de un vector V se denota:

$$U \not\succeq V, \text{ el vector } U \text{ nodomina al vector } V.$$

Definición 5. Vectores no comparables: Se dice que dos vectores U y V son no comparables si y solo si:

$$(U \not\succeq V) \wedge (V \not\succeq U) \wedge (V \neq U)$$

Es decir, los vectores U y V no son iguales, ni U es mejor que V , ni el vector V es mejor que U .

Decir que un vector U es no comparable con un vector V se denota:

$$\mathbf{u} \sim \mathbf{v} \text{ los vectores } U \text{ y } V \text{ son no comparables}$$

Definición 6. Óptimo de Pareto: Se dice que una solución $\mathbf{x} \in X_f$ es Pareto óptima con respecto a un conjunto $\Omega \subseteq X_f$ si y solo si:

$$\nexists x_m \in \Omega \text{ para el cual } V_m = F(x_m) = (f_1(x_m), \dots, f_k(x_m)) \text{ domina a } U = F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x}))$$

Es decir, la solución \mathbf{x} es una solución pareto óptima si es nodominada por alguna otra solución en el conjunto factible.

Definición 7. Conjunto Pareto Óptimo: el conjunto pareto optimo, denotado como P^* se define como:

$$P^* = \{ \mathbf{x} \in X_f / \nexists x_m \in X_f \text{ para el cual } F(x_m) \text{ domine a } F(\mathbf{x}) \}$$

Es decir, una solución \mathbf{x} , pertenece al conjunto pareto óptimo si no existe ningún otro vector en el espacio factible que domine al vector \mathbf{x} .

Definición 8. Frente de Pareto Óptimo: Es el conjunto de vectores nodominados en el espacio objetivo. Formalmente, el Frente de Pareto Óptimo se define como:

$$PF^* = \{ U = F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) / \mathbf{x} \in P^* \}$$

Donde $F(\mathbf{x})$ representa un problema de optimización multiobjetivo, y P^* es el conjunto Pareto Óptimo.

Para aclarar los conceptos anteriores se utilizara un sencillo ejemplo [9] de un problema de optimización multiobjetivo.

Minimizar:

$$f_1(x) = x_1$$

$$f_2(x) = (1 + x_2) / x_1$$

$$\text{s.a} \quad \begin{aligned} 0.1 &\leq x_1 \leq 1 \\ 0 &\leq x_2 \leq 5 \end{aligned}$$

Se generan un conjunto de soluciones de forma aleatoria

Solución	x1	x2	f1	f2
S1	0,31	0,89	0,31	6,10
S2	0,43	1,92	0,43	6,79
S3	0,22	0,56	0,22	7,09
S4	0,59	3,63	0,59	7,85
S5	0,66	1,41	0,66	3,65
S6	0,83	2,51	0,83	4,23
S7	0,21	0,24	0,21	5,90
S8	0,79	2,14	0,79	3,97
S9	0,51	2,32	0,51	6,51
S10	0,27	0,87	0,27	6,93
S11	0,58	1,62	0,58	4,52
S12	0,24	1,05	0,24	8,54

Tabla 2.1. Conjunto de soluciones aleatoriamente generadas sujetas a las restricciones.

En este ejemplo el vector objetivo se compone de dos funciones $F(X) = (f_1(x), f_2(x))$, el vector decisión esta dado por $x = (x_1, x_2)$, así mismo el conjunto factible esta dado por el conjunto de vectores decisión $x = (x_1, x_2)$ cuyos valores de x_1, x_2 estén restringidos a $0.1 \leq x_1 \leq 1$ y $0 \leq x_2 \leq 5$.

Se comparan dos soluciones cualesquiera obteniendo las siguientes relaciones:

-Sean las soluciones $S2 = (0.43, 1.92)$ y $S7 = (0.21, 0.24)$ se tiene

$$f_1(S2) \geq f_1(S7) \text{ y } f_2(S2) \geq f_2(S7) \text{ por lo tanto}$$

$$S2 \text{ domina a } S7, S2 \succ S7$$

-Sean las soluciones $S5 = (0.66, 1.41)$ y $S11 = (0.58, 1.62)$ se tiene

$$f_1(S5) \geq f_1(S11) \text{ y } f_2(S5) \leq f_2(S11) \text{ por lo tanto}$$

$S5$ no domina a $S11$ y $S11$ no domina a $S5$, las soluciones $S5$ y $S11$ son **no comparables**.

$S5$ es no comparable con $S11$, $(S5 \not\prec S11) \wedge (S11 \not\prec S5) \wedge (S5 \neq S11) \rightarrow (S5 \sim S11)$

-Sea la solución $S7$ en comparación con las demás soluciones de la tabla 2.1, se tiene $(S1 \not\prec S7) \wedge (S2 \not\prec S7) \wedge (S3 \not\prec S7) \wedge (S4 \not\prec S7) \wedge (S5 \not\prec S7) \wedge (S6 \not\prec S7) \wedge (S8 \not\prec S7) \wedge (S9 \not\prec S7) \wedge (S10 \not\prec S7) \wedge (S11 \not\prec S7) \wedge (S12 \not\prec S7)$

Por lo tanto la solución S7 es **nodominada** respecto al conjunto de soluciones presentadas.

2.2.3 Proceso de búsqueda y decisión

Un problema de optimización multiobjetivo se considera técnicamente resuelto cuando se encuentra el conjunto Pareto Óptimo [28], una vez éste se ha encontrado, todas las soluciones en él, son técnicamente óptimas, mas cuando se desea implementar una solución en un sistema real, se debe elegir solo una de ellas, ésta tarea generalmente es realizada por un “tomador de decisiones” persona o programa que utiliza información adicional del problema para ello.

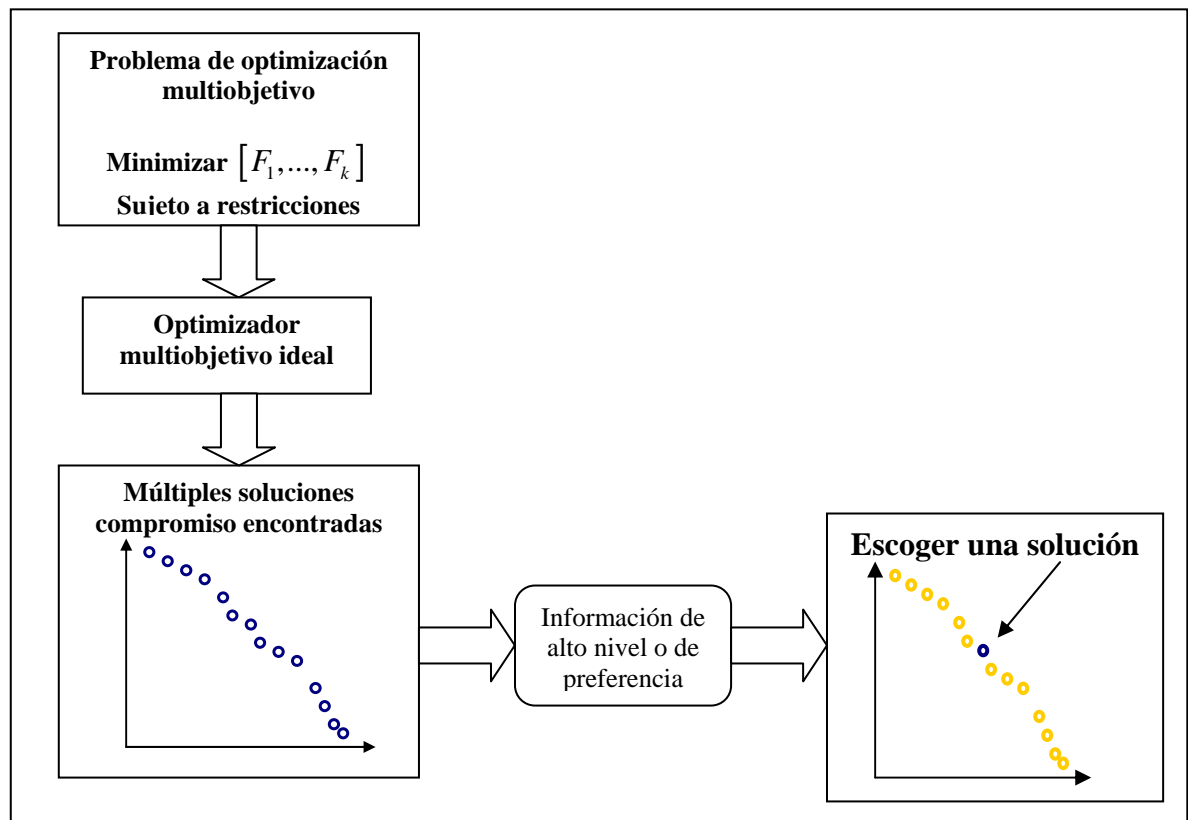


Figura 2.1. Esquema del procedimiento ideal de optimización multiobjetivo.

En virtud de esta lógica el proceso de solución de un Problema de Optimización Multiobjetivo suele dividirse en dos etapas:

1. Proceso de búsqueda u optimización: por medio del cual se explora el conjunto factible en busca de soluciones pareto óptimas
2. Proceso de toma de decisiones: por el cual se selecciona una solución compromiso adecuada entre aquellas halladas en el proceso anterior.

La forma en que se combinan las dos etapas anteriores es utilizada para clasificar los métodos de solución de los P.O.M., estos son:

- Métodos a priori: Se incluye información de preferencia antes de la búsqueda de soluciones, generalmente combinando los objetivos en uno mediante la información proporcionada por el tomador de decisiones.
- Métodos a posteriori: No se incluye información de preferencia antes de la búsqueda, por lo tanto se realiza el proceso de encontrar soluciones pareto óptimas y luego la toma de decisiones entre ellos.
- Métodos interactivos o progresivos: El proceso interactivo de búsqueda se realiza encontrando soluciones pareto óptimas en cada paso y vinculando información de preferencia que guiará el proceso de búsqueda.

2.2.4 Métodos clásicos de Optimización multiobjetivo

En el contexto de los métodos a priori para la solución de P.O.M se encuentran los llamados métodos clásicos, se les llama así a los métodos de solución de problemas de optimización multiobjetivo desarrollados inicialmente que no implementan algoritmos evolutivos. Éstos combinan de alguna forma los diferentes objetivos un uno único, lo que implica la necesidad de tener conocimiento profundo del dominio del problema que permita realizar la escalarización de forma correcta, conocimiento con el cual en general no se cuenta. Además de ello en este tipo de aplicaciones se ha identificado otras dificultades o desventajas:

- a. Alto costo en términos computacionales para delinear el frente de pareto, debido a que el hallar un conjunto pareto óptimo implica correr varias veces el algoritmo, ya que encuentran una única solución por corrida
- b. Alta sensibilidad de algunos algoritmos a los parámetros del algoritmo como los pesos, el orden de evaluación o el valor de las restricciones.
- c. Sensibilidad de algunos algoritmos a la forma del frente de pareto.
- d. Sensibilidad ante problemas que involucran el azar o incertidumbre.
- e. La eficiencia en la diversidad de las soluciones depende del optimizador no siempre llevando a resultados satisfactorios
- f. La convergencia hacia una solución óptima depende de la solución inicial elegida.
- g. La mayoría de estos algoritmos tienden a atascarse en soluciones locales o subóptimas.
- h. Un algoritmo que es eficiente para resolver un problema de optimización puede no serlo resolviendo uno diferente.
- i. Estos algoritmos no son eficientes manejando problemas que tengan un espacio de búsqueda discreto.

Estas dificultades y otras pueden ser superadas con el uso de los Algoritmos Evolutivos.

Los métodos clásicos para optimización multiobjetivo operan en dos fases: inicialmente generan a partir del problema multiobjetivo un problema de objetivo único, luego en la segunda fase se aplica un método de optimización tradicional para obtener soluciones.

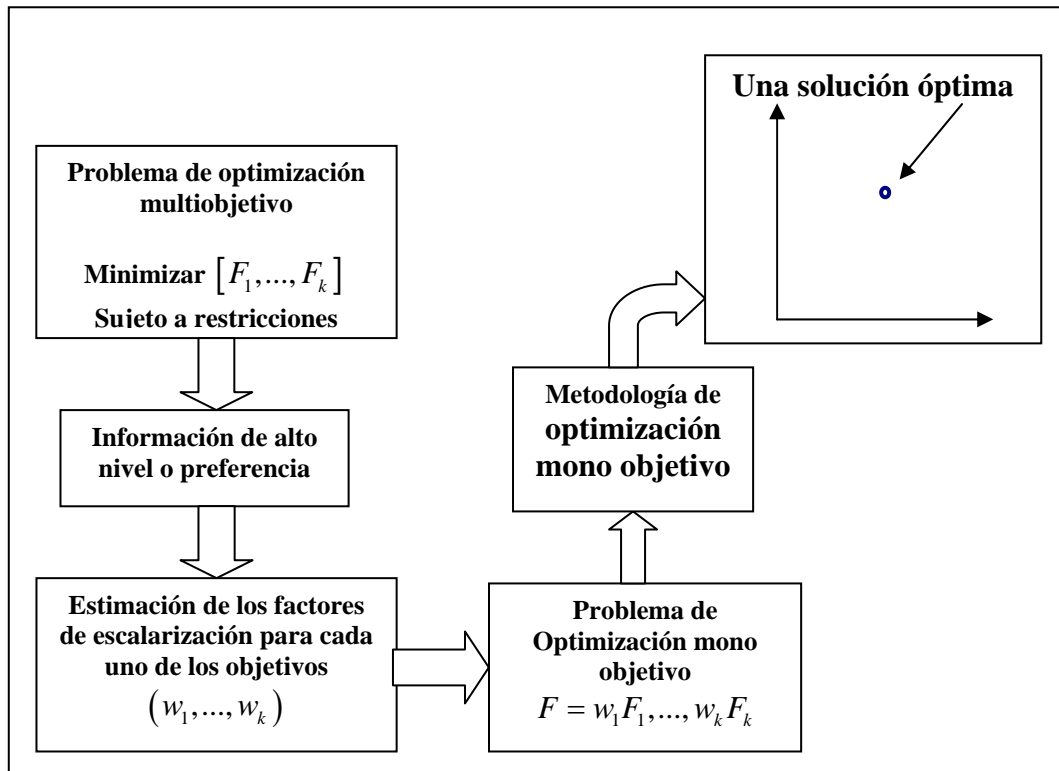


Figura 2.2. Proceso de solución a través de un método clásico de optimización multiobjetivo.

Para la primera fase se utilizan diversos métodos, cada uno con sus propias ventajas y desventajas, en ellos, en general la técnica consiste en disponer las funciones objetivo de tal forma que se puedan unir en una sola función parametrizada cuyos parámetros variarán de modo sistemático para cada corrida, lo que concluye en múltiples corridas del algoritmo para encontrar un conjunto que aproxime al conjunto pareto real.

Entre estas técnicas se encuentran el método de la suma de pesos, el método de las restricciones, la programación con base a objetivos, el ordenamiento lexicográfico, entre otros.

Para la segunda fase se requieren múltiples corridas del proceso de optimización para conseguir un conjunto que aproxime al conjunto pareto real, entre ellos están programación lineal, búsqueda exhaustiva, optimización mediante gradiente, inteligencia artificial, entre otras.

2.3 Algoritmos evolutivos

Los Algoritmos Evolutivos son procedimientos de búsqueda y optimización que emulan los mecanismos de la evolución natural que operan dando mayor probabilidad de supervivencia y reproducción a aquellos individuos mas adaptados al ambiente. En términos del problema a solucionar un individuo representa una solución potencial del problema, el conjunto de individuos (soluciones) se llama población. El nivel de adaptación de un individuo (solución) está relacionado con el grado de cumplimiento de dicha solución con los objetivos propuestos, además estos algoritmos trabajan sobre poblaciones de soluciones que evolucionan de generación en generación mediante operadores evolutivos.

Las reglas generales que caracterizan estos algoritmos son las siguientes:

- Manejan una población de soluciones en cada iteración a diferencia de los métodos clásicos que manejan solo una.
- Las especies evolucionan por medio de la selección natural que asegura la conservación en los nuevos individuos de las características genéticas individualmente favorables.
- Los individuos que tienen ventajas de adaptación al ambiente sobre otros, tendrán más probabilidad de sobrevivir y procrearse, es decir pasar sus propiedades genéticas a los individuos de la siguiente generación.
- Cada nueva generación tiene individuos semejantes a los mejores individuos de la generación anterior.
- Interviene el proceso de mutación genética, el cual incluirá alteraciones aleatorias que posiblemente conduzcan a mejores individuos.
- Cada solución es representada mediante un individuo, por lo tanto el conjunto de soluciones representa la población.
- A cada individuo (solución), se le asigna un valor de adaptabilidad que mide que tan buena es la solución con base en una función de adaptación predefinida.
- Los procedimientos de asignación de función de adaptación, selección y cruce se repiten en forma iterativa hasta que algún criterio de parada se cumpla, a cada iteración se le denomina generación.

Por lo tanto para implementar un algoritmo evolutivo es necesario determinar:

- Una codificación que permita representar las soluciones como individuos
- Una función de adaptación que evalúe a los individuos de la población.

- Los operadores de selección, cruce y mutación, junto con el valor de la probabilidad con que se aplica cada operador.
- Un tamaño de la población y un criterio de parada.

Así bajo el nombre de Algoritmos Evolutivos encajan varias metodologías: Algoritmos Genéticos, Estrategias de la Evolución, Programación Genética y Programación Evolutiva.

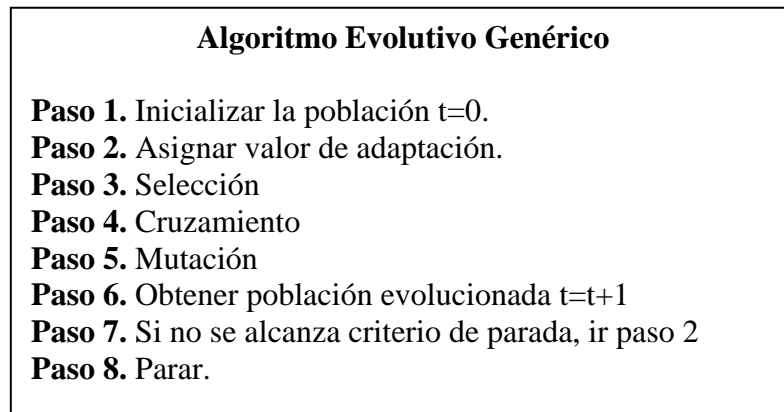


Figura 2.3. Algoritmo Evolutivo genérico.

Todas estas técnicas operan sobre un conjunto de soluciones candidato, usando fuertes simplificaciones, este conjunto es subsecuentemente modificado mediante dos principios básicos de la evolución: la selección y la variación.

La selección representa la competencia por los recursos entre los seres vivos, algunos son mejores que otros y mas apropiados para sobrevivir y reproducir su información genética. En los Algoritmos Evolutivos la selección natural es simulada mediante un proceso de selección estocástico, a cada solución se le da la opción de reproducirse un cierto numero de veces dependiendo de su calidad, tal calidad es asignada evaluando a los individuos y asignándoles un valor escalar de adaptación conocido como valor de adaptación.

El otro principio, la variación, imita la capacidad natural de crear nuevos individuos mediante la recombinación y la mutación.

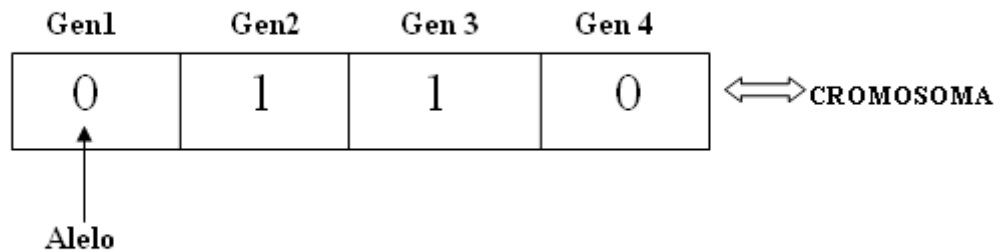
Aunque los principios mencionados son simples, estos algoritmos se presentan como un general, robusto y poderoso mecanismo de búsqueda.

2.3.1 Conceptos relevantes en algoritmos evolutivos

Representación de Soluciones

Los algoritmos evolutivos no trabajan directamente sobre las soluciones del problema, lo hacen sobre una abstracción de los objetos solución, esto es, las soluciones son codificadas en objetos matemáticos llamados cromosomas, un cromosoma equivale a un individuo y está compuesto por genes, éstos usualmente codifican el valor de un solo parámetro de la solución de un problema, el valor asignado a cada gen se denomina alelo [29].

Es necesario definir una función de codificación sobre los puntos del espacio de soluciones, que mapea éstas en un genotipo.



Cromosoma compuesto por 4 genes. Cada cromosoma equivale a una solución candidato del problema.

Figura 2.4. Representación cromosómica de una solución mediante una cadena binaria.

Características de una buena codificación:

- Debe representar todo el espacio de soluciones: cada individuo debe representar un vector decisión del espacio de soluciones.
- No debe generar individuos incorrectos al aplicar operadores evolutivos: Dado que los operadores evolutivos modifican los individuos creando individuos nuevos o diferentes, se debe evitar que estos últimos no correspondan a vector decisión alguno del espacio de soluciones o represente alguna solución que no sea factible.

Los individuos pueden ser representados mediante diferentes tipos de variables, entre ellas, binarias, enteras, reales, híbridas, entre otras.

Función de adaptación

Ésta es la encargada de asignar el valor de adaptación que representa la calidad de cada solución, en los algoritmos evolutivos los individuos más aptos representan las mejores soluciones y tienen la mayor probabilidad de reproducción.

La función de adaptación junto con el operador de selección guía el mecanismo de exploración, al actuar representando el entorno, ya que el algoritmo explorará las regiones del espacio solución donde se encuentren las soluciones más adaptadas avanzando hacia el conjunto pareto óptimo.

Aunque en problemas de optimización con objetivo único la función de adaptación y la función objetivo son a menudo similares, en P.O.M. ella involucra los diferentes objetivos de forma diferente dependiendo si la técnica de solución es clásica o si se basa en el concepto de dominancia de pareto.

En general, la función de adaptación demandará un esfuerzo computacional mucho mayor que el requerido para los operadores evolutivos.

Se debe tener especial tratamiento en la evaluación del valor de adaptación de forma que se mantenga la diversidad de la población en orden de evitar convergencia prematura y conseguir la mejor distribución y extensión del conjunto no dominado.

Asignación del valor de adaptación basada en el concepto de pareto:

El concepto de calcular el valor de adaptación para cada individuo con base en el concepto de pareto para ser utilizado como parámetro de selección fue sugerido inicialmente por Goldberg (1989), el procedimiento sugerido es el siguiente: Inicialmente a los individuos no dominados de una población dada se les asigna el valor de rango igual a 1, seguido, estos individuos son retirados temporalmente de la población, los individuos de la población restante son clasificados según su no dominancia, asignando el valor de rango igual a 2 a los no dominados continuando de esta forma hasta cubrir el total de la población, finalmente, el rango de cada individuo determina su valor de inadaptabilidad, es decir los individuos de menor rango serán de mejor calidad [29].

Tal idea ha sido implementada por diferentes investigadores resultando en algoritmos de asignación de adaptación basados en el concepto de dominancia de pareto.

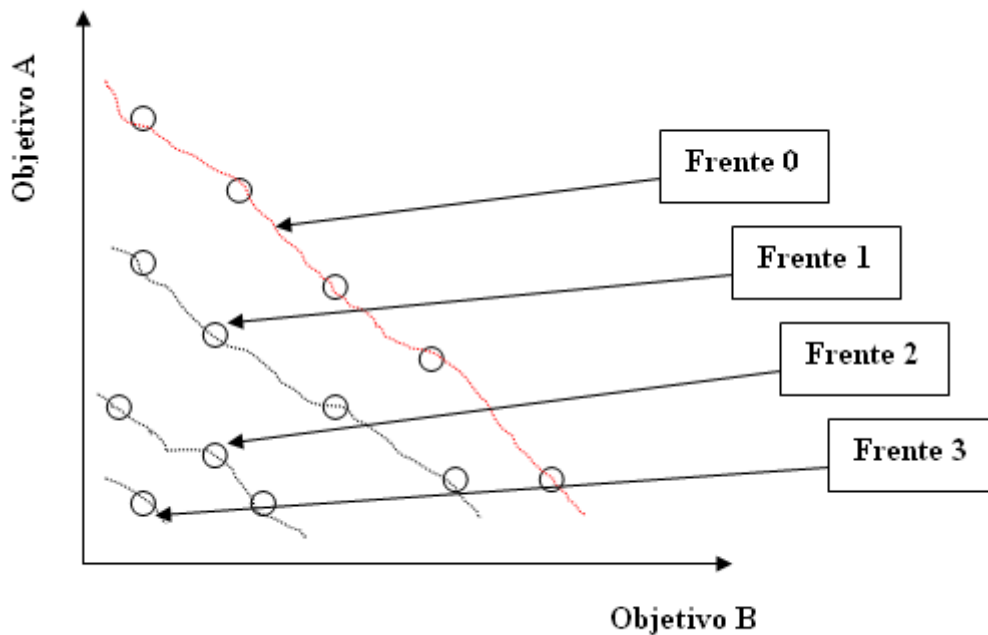


Figura 2.5. Clasificación por frentes para el operador de selección.

Tamaño de la población

La determinación del tamaño de la población, es decir del número de individuos que representan las soluciones candidatas influirá en la efectividad de los algoritmos evolutivos, así cuanto mayor sea el número de individuos implicará una mayor evaluación de zonas por corrida del espacio solución, pero esto además repercute en un mayor costo computacional, por lo tanto se debe buscar un compromiso entre el número de individuos y la eficiencia computacional.

Diversidad de la población

En orden a aproximar el conjunto pareto óptimo en una única corrida, los optimizadores evolutivos han estructurado una búsqueda multimodal donde múltiples y extensas soluciones diferentes son encontradas. Por lo tanto mantener una población diversa es crucial para la eficacia de un MOEA. Desafortunadamente un AE tiende a converger hacia una única solución y a menudo pierde soluciones debido a tres efectos:

- a. La presión de la selección: es a menudo definida en términos de la absorción de tiempo. Esto es, el tiempo requerido hasta que la población es completamente llenada por el mejor individuo cuando solo la selección toma lugar.
- b. El ruido de selección: se refiere a la variación del esquema de selección.

c. La disrupción de operador: se relaciona a los efectos destructivos que se pueden tener debido a la recombinación y a la mutación.

Para superar tales efectos se implementan varios métodos expuestos en la literatura especializada, entre ellos se nombran, Repartición de adaptación (fitness sharing), Restricción de apareamiento (restricted mating), Apiñamiento (Crowding), entre otros.

Operador de apiñamiento (crowding): Consiste en detectar soluciones muy “cercanas” o similares entre sí reemplazándolas por nuevos individuos con el fin de favorecer la extensión, ese decir, la diversidad de las soluciones en el frente de pareto.

Elitismo

La preservación de las buenas soluciones encontradas en una generación dada, es de vital importancia en la búsqueda de la eficacia del algoritmo evolutivo, debido a que tales soluciones pueden perderse por la acción de los operadores evolutivos. Es necesario implementar metodologías o herramientas que preserven dichas soluciones, a ello se le conoce como elitismo, éste asegura la convergencia del algoritmo evolutivo hacia el frente pareto óptimo en P.O.M.

En general, dos formas básicas de elitismo son utilizadas en MOEAs: la primera estrategia copia directamente un porcentaje de los mejores individuos de una generación a la siguiente y la segunda llamada $(\mu + \lambda)$ que combina las poblaciones padre e hijo en una sola usada principalmente en el área de las estrategias evolutivas.

A menudo también es usado el concepto de mantener una sub población externa de individuos. En cada generación un cierto porcentaje de la población es reemplazada por miembros de la sub población externa.

2.3.2 Operadores Evolutivos

Operador de Selección

Éste se utiliza para identificar los mejores individuos de la población en una generación dada para utilizarlos como padres de la siguiente generación, este operador puede ser implementado de diversas formas, siempre asegurando que los mejores individuos tengan mayor probabilidad de ser seleccionados, entre estos métodos están la selección por ruleta, y la selección por torneo.

Selección por torneo

Escoge un subconjunto de individuos de acuerdo con una técnica aleatoria y de entre ellos selecciona el más adecuado de tipo “el mejor” o “el peor”. Ésta técnica tiene la ventaja que permite un cierto grado de elitismo, el mejor nunca va a perder, y los mejores tienen mas probabilidad de reproducirse, pero sin producir una convergencia prematura.

En el torneo binario se toman parejas de soluciones a 'jugar' y la mejor de ellas es escogida, de esta forma cada solución jugará dos veces. La mejor solución de una población ganará dos veces teniendo dos copias en la nueva población y la peor solución perderá las dos veces siendo eliminado.

Operador de Cruce

Se denomina así a la forma de constituir un nuevo individuo con base en la información genética de dos individuos padre, este operador es fuertemente responsable de las propiedades del algoritmo genético y determinará en gran medida la evolución de la población. Existen diversas técnicas de implementar éste operador, por ejemplo cruce básico, cruce multipunto, cruce segmentado y cruce uniforme.

Por ejemplo el cruce básico se implementa tomando un punto al azar de la cadena genética, la parte anterior del punto es copiada del genoma de uno de los padres y la posterior del genoma del otro padre, formando así un nuevo individuo.

Operador de mutación

Genera una variación aleatoria de las informaciones contenidas en el código genético, este operador se incluye para guiar al algoritmo hacia distintas zonas de exploración, es decir favorece la diversidad genética.

Dentro de las técnicas para implementar este operador están: mutación de un bit, mutación multibit, mutación de gen o multigen entre otras.

Es utilizado como operador de segundo plano cuyo propósito es la exploración aleatoria de nuevas porciones del espacio de búsqueda, este operador es el encargado de introducir nuevo material genético en la búsqueda de soluciones ya que el cruzamiento no introduce ningún material genético nuevo. Para implementar este operador es necesario definir una probabilidad de mutación.

2.4 Algoritmos evolutivos para optimización multiobjetivo, MOEAs.

Los Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo (MOEAs) son herramientas algorítmicas desarrolladas para resolución de Problemas de Optimización Multiobjetivo.

Su uso ha sido motivado principalmente debido a las características propias de los algoritmos evolutivos y su éxito en optimización de problemas con objetivo único, aunado a la ineficiencia e ineficacia de los métodos determinísticos para la resolución de P.O.M.

En la actualidad la Optimización Evolutiva Multiobjetivo (Evolutionary Multiobjective Optimization - EMOO) se ha constituido en un área de investigación muy importante tanto para científicos como para ingenieros y sus aplicaciones se han extendido a diversas áreas del conocimiento.

2.4.1 Ventajas y desempeño

Sus principales ventajas

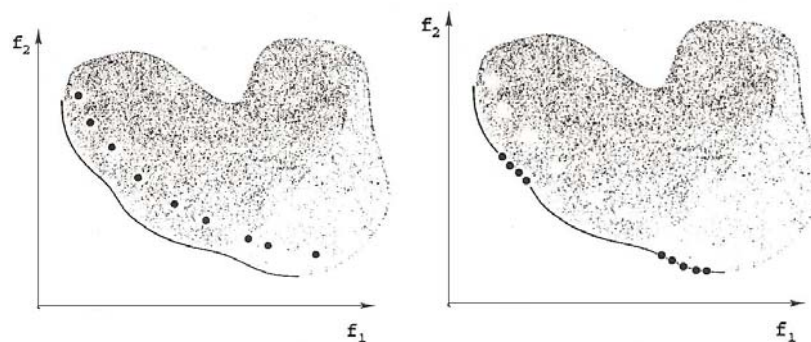
- a. Mantienen toda una población de soluciones en una sola corrida, lo que implica o revela su inherente paralelismo.
- b. Son eficientes en espacios de búsqueda complejos.
- c. Requieren poca información previa del problema a resolver y a la forma del frente de Pareto.

Características de desempeño

En general, un MOEA se considera bueno si cumple simultáneamente 3 objetivos:

1. Debe maximizar la extensión del frente no dominado o frente óptimo.
2. Debe distribuir uniformemente las soluciones óptimas en el frente.
3. Debe minimizar la distancia entre el frente obtenido y el frente óptimo real.

Estos elementos constituyen la base de los principales parámetros para evaluar la eficiencia de un MOEA.



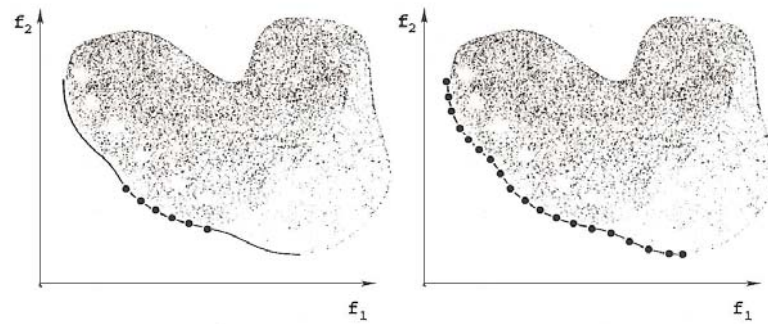


Figura 2.6. Distribución de soluciones en el frente de pareto. A. Buena distribución pero mala convergencia. B. Buena convergencia pero poca diversidad. C. Buena convergencia pero mala extensión en el frente. D. Conjunto optimo de pareto ideal [9].

2.4.2 Metodologías de optimización multiobjetivo

Históricamente se puede considerar que ha habido dos generaciones de Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo.

1. **La primera generación:** incluye los algoritmos propuestos que no incluyen jerarquización de pareto y aquellos que considerándola no incluyen mecanismos de preservación de las buenas soluciones encontradas durante el proceso evolutivo, es decir elitismo.

Dentro de los algoritmos de primera generación están:

- MOGA Multiobjective Genetic Algorithm, de Fonseca y Fleming.
- NPGA Niche Pareto Genetic Algorithm, de Horn y Nafpliotis.
- NSGA Non dominated Sorting Genetic Algorithm, de Srinivas y Deb.

Estos algoritmos están entre los primeros algoritmos basados en pareto, fueron aplicados a una amplia gama de problemas multiobjetivo donde demostraron un mejor desempeño que aquel conseguido con los algoritmos que no se basan en el concepto de pareto.

2. **La segunda generación:** se caracteriza por algoritmos basados en jerarquización de pareto y alguna forma de elitismo.

Dentro de los algoritmos evolutivos de segunda generación se encuentran:

- SPEA Strength Pareto Evolutionary Algorithm
- Rudolph's Elitist Multi Objective Evolutionary Algorithm
- Distance Based Pareto Genetic Algorithm
- Thermodynamical Genetic Algorithm
- Multi Objective Messy Genetic Algorithm
- Non dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II

2.4.3 Non dominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II

Este es un nuevo algoritmo desarrollado por Deb [9], se caracteriza principalmente por:

- Un procedimiento rápido de clasificación por no dominancia (fast non dominated sorting procedure) para asignar el valor de adaptabilidad, que reduce significativamente el esfuerzo computacional.
- Incorpora un mecanismo de preservación de elites mediante la unión de las poblaciones padre + hijo en una población de tamaño $2N$.
- Incluye un procedimiento específico para distribuir las soluciones en el frente, este mecanismo calcula la densidad de soluciones alrededor de una solución particular con respecto a la demás en un mismo frente. A este procedimiento se le llama calcular la distancia de apiñamiento (Crowding).

El NSGA II funciona de la siguiente forma:

Inicialmente se crea una población P_0 de forma aleatoria de tamaño N . Ésta es jerarquizada en niveles de no dominancia. A cada solución se le asigna un valor de adaptación (fitness) iguala su nivel de no dominancia.

Luego se utiliza el operador de selección por torneo binario. Éste utiliza dos parámetros, uno el frente al que pertenece la solución y dos la distancia de apiñamiento determinada a través del operador de apiñamiento (crowding). Seguido se utilizan los operadores de cruce y mutación para crear la población descendiente Q_t de tamaño N , a continuación sigue,

Paso 1. Creamos la población R_t combinando las poblaciones Padre e Hijo, $R_t = P_t \cup Q_t$, luego jerarquizamos por no dominancia R_t en diferentes frentes.

Paso 2. Iniciamos una nueva población $P_{t+1} = \phi$ y un contador $i = 1$. Luego, mientras $|P_{t+1}| + |F_i| < N$, hacer $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$, $i = i + 1$. Aquí la nueva población se va llenando con soluciones de los frentes no dominados priorizando los rangos menores hasta el tamaño total N , Cuando sobran soluciones en el ultimo frente a considerar se descartan algunas de ellas utilizando una estrategia de nichos con base a la distancia de apiñamiento que permite tomar aquellas soluciones que residan en las regiones de menor apiñamiento de soluciones en ese frente.

Paso 3. Ejecutar la clasificación por apiñamiento e incluir las soluciones más extensas $(N - |P_{t+1}|)$ usando los valores de la distancia de apiñamiento.

Paso 4. Crear la población descendiente Q_{t+1} de P_{t+1} usando los operadores de selección por torneo binario, el cruce y la mutación.

En los pasos 1 y 2 las funciones de selección por no dominancia y el llenado de la población P_{t+1} pueden realizarse de forma conjunta, así cuando un frente no dominado se encuentra se verifica su tamaño para ver si es incluido en la población, cuando el tamaño del frente encontrado excede el tamaño de la población no es necesario encontrar nuevos frentes.

El algoritmo 1 presenta el Non Dominated Sorting Genetic Algorithm

Algoritmo 1. Non Dominated Sorting Genetic Algorithm NSGA II

$t = 0$
 Generar una población P_t de tamaño N de forma aleatoria
 Utilizar el algoritmo xx para obtener una lista F con los frentes de P_t
 Asignar a cada elemento de P_t un valor de inadapabilidad igual a su nivel de no dominancia
 Utilizar torneo binario para seleccionar los elementos de P_t de acuerdo con su inadapabilidad
 Efectuar cruce y mutación para producir una población hijo Q_t de tamaño N
while El criterio de parada no se cumpla **do**
 $f = 1$ //Hacer la cuenta de frentes igual a 1
 $R_t = P_t \cup Q_t$ //Combinar la población padre e hijo.
 $F = \text{fast_non_dominated_sort}(R_t)$ //Usar alg. xx para calcular los frentes de (R_t)
 while $\|P_{t+1}\| < N$ **do** //Mientras se llene la población padre
 Crowding_distance_assignment(F^f) //calcular la distancia de apiñamiento en F^f
 $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F^f$ //incluir en f-ésimo frente en la población padre
 $f = f + 1$
End while
 Ordenar de forma descendente de acuerdo al operador \geq_n
 Tomar los primeros $N - \|P_{t+1}\|$ elementos de P_{t+1}
 Seleccionar individuos de P_{t+1} utilizando torneo binario de acuerdo al operador de
apiñamiento
 Aplicar cruce y mutación sobre los individuos seleccionados para obtener Q_{t+1}
 $t = t + 1$
End while

Procedimiento rápido de clasificación por no dominancia (Fast non dominated sorting procedure).

Este procedimiento permite jerarquizar las soluciones en frentes no dominados cuyo resultado servirá para adjudicar el valor de adaptabilidad de cada individuo.

Para cada solución se calculan dos entidades:

1. n_i el número de soluciones que dominan la solución i .
2. s_i el conjunto de soluciones que la solución i domina.

Al final del procedimiento en el primer frente se encuentran las soluciones cuyo contador $n_i = 0$

Para cada una de estas soluciones miraremos las soluciones del conjunto s_i y reducimos su valor n_i en 1, seguido colocamos en un nuevo conjunto p' los elementos del conjunto s_i cuyo valor n_i se hace cero. Las soluciones que quedan en p' después de tal procedimiento conforman el segundo frente no dominado. Este procedimiento es repetido para los elementos en p' y así sucesivamente hasta encontrar todos los frentes.

El algoritmo 2 presenta el Fast non dominated sorting procedure

Algoritmo 2. Procedimiento rápido de clasificación por no dominancia del NSGA II

Entrada: una población P de tamaño N

Salida: una lista de los frentes no dominados F

```

for each  $P_i \in P$  do
    for each  $P_j \in P$  do
        if  $P_i \succ P_j$  then                                //si  $P_i$  domina al elemento  $P_j$ 
             $S_i = S_i \cup P_j$                                 //Incluir  $P_j$  en  $S_i$ 
        else  $P_j \succ P_i$  then                            //  $P_i$  es dominado por  $P_j$ 
             $n_i = n_i + 1$                                     //Incrementar  $n_i$ 
        end if
    end for
    if  $n_i = 0$  then                                     //ninguna solución domina a  $P_i$ 
         $F^1 = F^1 \cup P_i$                                   //  $P_i$  Pertenece al primer frente
    end if
end for
 $f = 1$                                                   //el contador de frentes se hace igual a 1
while  $F^f \neq \emptyset$  do
     $\mathcal{H} = \emptyset$ 
    for each  $P_i \in F^f$  do                               //para cada miembro  $P_i$  en  $F^f$ 
        for each  $P_j \in S_i$  do                            //modificar cada miembro del conjunto
             $n_j = n_j - 1$                                     //decrementar en uno  $n_j$ 
            if  $n_j = 0$  then
                 $\mathcal{H} = \mathcal{H} \cup P_j$                 //  $P_j$  es dominado solo por elementos de  $F^f$ 
            end if
        end for
    end for
     $f = f + 1$                                             //se incrementa el contador de frentes
     $F^f = \mathcal{H}$                                           //el frente actual está formado con los miembros de  $\mathcal{H}$ 
end while

```

Distancia de apiñamiento (Crowding distance assignment)

Para conseguir un estimativo de la densidad de soluciones alrededor de una solución particular i , tomamos la distancia a dos soluciones, una a cada lado de la solución i a lo largo de cada uno de los objetivos. Esta cantidad d_i sirve como estimativo del perímetro del cuboide formado mediante el uso de los vecinos más cercanos como los vértices, a esto se le llama distancia de apiñamiento.

El algoritmo 3 se presenta el procedimiento de asignación de la distancia de apiñamiento.

Algoritmo 3. Procedimiento de asignación de la distancia de apiñamiento – crowding distance

Entrada: un conjunto de soluciones F^f

Salida: el conjunto F^f con las distancia de apiñamiento de sus elementos calculada

$$l = \|F^f\|$$

Para cada $i \in F^f$ hacer $F_{i-distance}^f = 0$ //inicializar las distancia de apiñamiento en cero para todos

los //elementos de F^f para cada objetivo

for $j = 1$ to k **do**

 Ordenar F^f de acuerdo al objetivo j

$$F_{1-distance}^f = F_{l-distance}^f = \infty$$

for $i = 2$ to $(l-1)$ **do**

$$F_{i-distance}^f = F_{i-distance}^f + \left(F_{i+1[objetivo-j]}^f - F_{i-1[objetivo-j]}^f \right)$$

end for

end for

Para aplicar este algoritmo se deben ordenar los individuos de un mismo frente para cada uno de los objetivos considerados, luego la distancia se calcula sumando las distancias entre los individuos inmediatamente mayor y menor considerando cada objetivo. Para obtener una estimación correcta de la distancia los diferentes objetivos deben ser **normalizados**.

Adicionalmente presentamos el operador de comparación por apiñamiento (crowding), el cual tiene como objetivo guiar el proceso de selección en las diferentes etapas del algoritmo hacia un frente de Pareto óptimo uniformemente distribuido.

Operador de apiñamiento (**crowding** \geq_n): Asumiendo que cada individuo en la población tiene dos atributos, la posición en la clasificación por no dominancia P_{i-rank} y su distancia local de apiñamiento $P_{i-distance}$, se define el orden parcial:

$$P_i \geq_n P_j \text{ si } \left(P_{i-rank} < P_{j-rank} \right) \vee \left(\left(P_{i-rank} = P_{j-rank} \right) \wedge \left(P_{i-distance} > P_{j-distance} \right) \right)$$

Donde $P_{i-rank} = f$ si $P_i \in F^f$.

Esto es, se define un orden lexicográfico con dos objetivos, con la posición en la clasificación por no dominancia como el mas importante.

CAPITULO 3. METODOLOGÍA PROPUESTA

3.1 Introducción

Este capítulo muestra una implementación metodológica que partiendo de la formulación multiobjetivo del problema de la optimización operativa de un sistema de distribución automatizado, lo resuelve mediante la implementación de una aplicación computacional que integra el algoritmo evolutivo NSGA II y el flujo de carga radial con base en el marco teórico presentado en los capítulos 1 y 2.

3.2 Formulación multiobjetivo del problema

3.2.1 El sistema eléctrico en estudio

El problema a tratar en este trabajo es la operación óptima de un sistema de distribución automatizado con múltiples conexiones al sistema de transmisión. El tipo de sistema contemplado es una red de distribución de topología enmallada operada en forma radial, tal estudio se analiza para el perfil de carga en una hora dada y en condiciones normales de trabajo.

Los objetivos a alcanzar en forma simultánea son: Minimizar las pérdidas de potencia activa y garantizar un perfil de tensión adecuado en los nodos del sistema. Para lograr tales objetivos es posible realizar control centralizado sobre los transformadores con control de derivaciones bajo carga en las subestaciones AT/MT, los reconectadores en algunas ramas de la red y los bancos de capacitores shunt en las subestaciones AT/MT y en algunos nodos de la red, el estudio se realiza mediante un equivalente monofásico de la red.

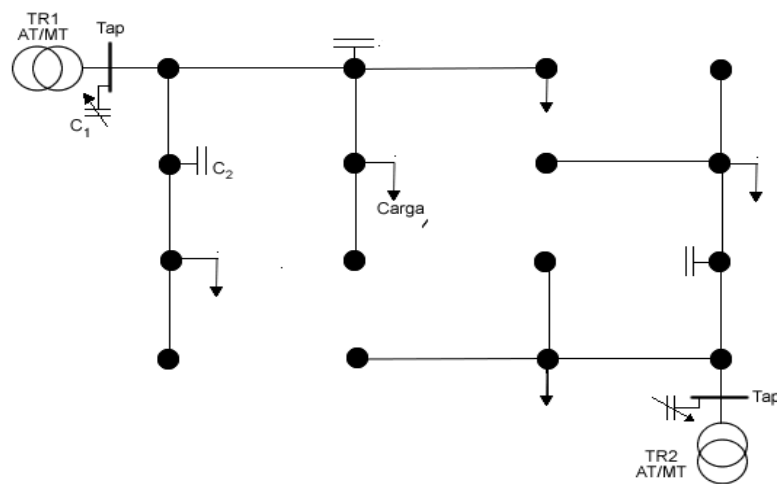


Figura 3.1. Sistema de distribución ejemplo. Se presentan dos conexiones al sistema de transmisión mediante subestaciones AT/MT.

El sistema de distribución tratado en este trabajo comprende desde el barraje del lado secundario (media tensión, MT) de la subestación AT/MT de distribución hasta las cargas y comprende:

- N_s subestaciones de distribución donde se ubican los transformadores AT/MT cada uno con S_i ($i = 1, \dots, N$) capacidad nominal, con cambiador de derivaciones bajo carga en el secundario (taps).
- N_L líneas de distribución primaria en algunas de las cuales se han instalado interruptores de reconfiguración remotamente controlados.
- N_{c1} bancos de capacitores shunt remotamente controlados ubicados en las subestaciones AT/MT, los cuales inyectan distintos niveles de potencia reactiva en valores discretos en un rango de valores dado $[Q_{min} - Q_{max}]$.
- N_{c2} bancos de capacitores fijos conectados en paralelo en algunos nodos de la red a lo largo de los alimentadores, son controlados remotamente operándolos de forma on-off es decir inyectan o no potencia reactiva de valor fijo.
- N_F nodos de carga donde están instalados los transformadores MT/BT, es decir, se supone en este punto concentrada la carga total de la red secundaria.
- Las líneas se representan mediante su modelo serie, resistencia y reactancia.
- Los transformadores no se incluyen dado que se estudia la red desde su barraje secundario, por lo que no se incluye el efecto de la variación del tap en la impedancia del mismo.
- Los bancos de condensadores se modelan como una inyección constante de potencia reactiva.
- Las cargas se modelan como potencia constante.

3.2.2 Formulación matemática

La optimización multiobjetivo de la operación del sistema de distribución automatizado tratado en este trabajo y con base en los literales anteriores matemáticamente se expresa:

$$\text{Minimizar:} \quad \left[P_p(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4), \Delta V(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4) \right]$$

$$\text{Sujeto a:} \quad S_{S_i} = \sum S_{D_i} + \sum P_{P_i} \quad (3.1)$$

$$S_{S_i} \leq S_{N_i} \quad (3.2)$$

$$\Delta V_{i-\text{mín}} \leq \Delta V_i \leq \Delta V_{i-\text{máx}} \quad (3.3)$$

$$I_{L_j} \leq I_{L_j-\text{máx}} \quad (3.4)$$

Donde $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$ representan los elementos que se controlan de forma remota en el sistema de distribución automatizado así:

δ_1 - Representa el estado de los interruptores de reconfiguración o lo que es su equivalente, la red de distribución con una topología radial dada.

δ_2 - Representa el estado de los bancos de capacitores shunt en las subestaciones AT/MT.

δ_3 - Representa el estado de los bancos de capacitores instalados en paralelo en algunos nodos a lo largo del alimentador.

δ_4 - Representa el estado de los taps en los transformadores AT/MT.

OBJETIVOS

Pérdidas de potencia activa

Dado que en el presente estudio se considera la parte de la red que va desde el barraje secundario de las subestaciones de distribución hasta los nodos de carga, las pérdidas de potencia activa se presentan en la resistencia de los alimentadores y se expresan así:

$$P_p = \sum_{j=1}^{N_L} R_j * |I_j|^2 \quad (3.5)$$

Donde: R_j es la resistencia de la j -ésima rama del alimentador.

I_j es la corriente que atraviesa la j -ésima rama.

Regulación de voltaje

Es necesario garantizar el valor del voltaje en los nodos de carga tan cercano a su valor nominal como sea posible. Éste objetivo debe integrarse en una sola función a minimizar para todos los nodos de carga, lo cual se logra de la forma de la ecuación (3.6) a través de una función que calcule el promedio de la desviación de voltaje en los nodos de carga [4]:

$$\Delta V = (1 / N_F) * \sum |\Delta V_i| = (1 / N_F) * \sum |V_{nom} - V_i| \quad (3.6)$$

Donde, N_F es el número de nodos de carga.

V_{nom} es el voltaje nominal en los nodos de carga

V_i es el voltaje en el nodo i .

RESTRICCIONES

Balance de Potencia

La potencia inyectada en cada barra del lado de baja tensión de la subestación de distribución debe ser igual a la sumatoria de las demandas más las pérdidas en la red que alimenta dicha subestación.

$$S_{S_i} = \sum S_{D_i} + \sum P_{P_i}$$

Donde, S_{S_i} es la potencia inyectada por la subestación S_i a la red radial que alimenta.

S_{D_i} es la sumatoria de las demandas en todos los nodos que alimenta la subestación S_i .

P_{P_i} es la sumatoria de las pérdidas de potencia activa en la red radial alimentada por la subestación S_i .

Potencia máxima demandada por cada subestación

La potencia máxima demanda por la red radial servida por la subestación i debe ser menor o igual a la potencia nominal del transformador de dicha subestación.

$$S_{S_i} \leq S_{N_i} \quad (3.7)$$

Donde, S_{S_i} es la potencia inyectada por la subestación S_i a la red radial que alimenta.

S_{N_i} es la potencia nominal del transformador de la subestación i

Variación máxima de voltaje

La variación de voltaje por encima o por debajo del valor nominal se debe restringir dentro de un rango dado, este rango esta relacionado con el porcentaje máximo de regulación permitido.

$$\Delta V_{mín} \leq \Delta V_i \leq \Delta V_{máx} \quad (3.8)$$

Donde, $\Delta V_{mín}$ es la variación máxima permitida por debajo del valor nominal

$\Delta V_{máx}$ es la variación máxima permitida por encima del valor nominal

Límite térmico de los conductores

Las líneas de distribución primaria tienen una capacidad máxima de transporte de carga expresada como su límite térmico por efecto joule al paso de corriente en el material conductor.

$$I_{Lj} \leq I_{Lj-m\acute{a}x} \quad (3.9)$$

Donde, I_{Lj} es la corriente que atraviesa la rama j

$I_{Lj-m\acute{a}x}$ es la máxima corriente que soporta el conductor antes de sufrir daños irreversibles.

3.3 Metodología de solución

La optimización operativa del sistema de distribución automatizado tratado en este trabajo constituye un Problema de Optimización Multiobjetivo.

Con el fin de resolver este problema, es decir, de encontrar los puntos de operación que optimicen en el sentido pareto óptimo los objetivos enunciados, se implementa una metodología de solución del tipo “solución a posteriori” mediante el desarrollo de una aplicación computacional que integra el flujo de carga radial en su forma suma de potencias y el Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo de segunda generación Non dominated sorting genetic Algorithm II - NSGA II, dicha aplicación encuentra un conjunto de soluciones pareto óptimas para que a posteriori un tomador de decisiones contando con información de preferencia elija una de ellas para ser implementada en el sistema real como puede verse en la figura 3.2.

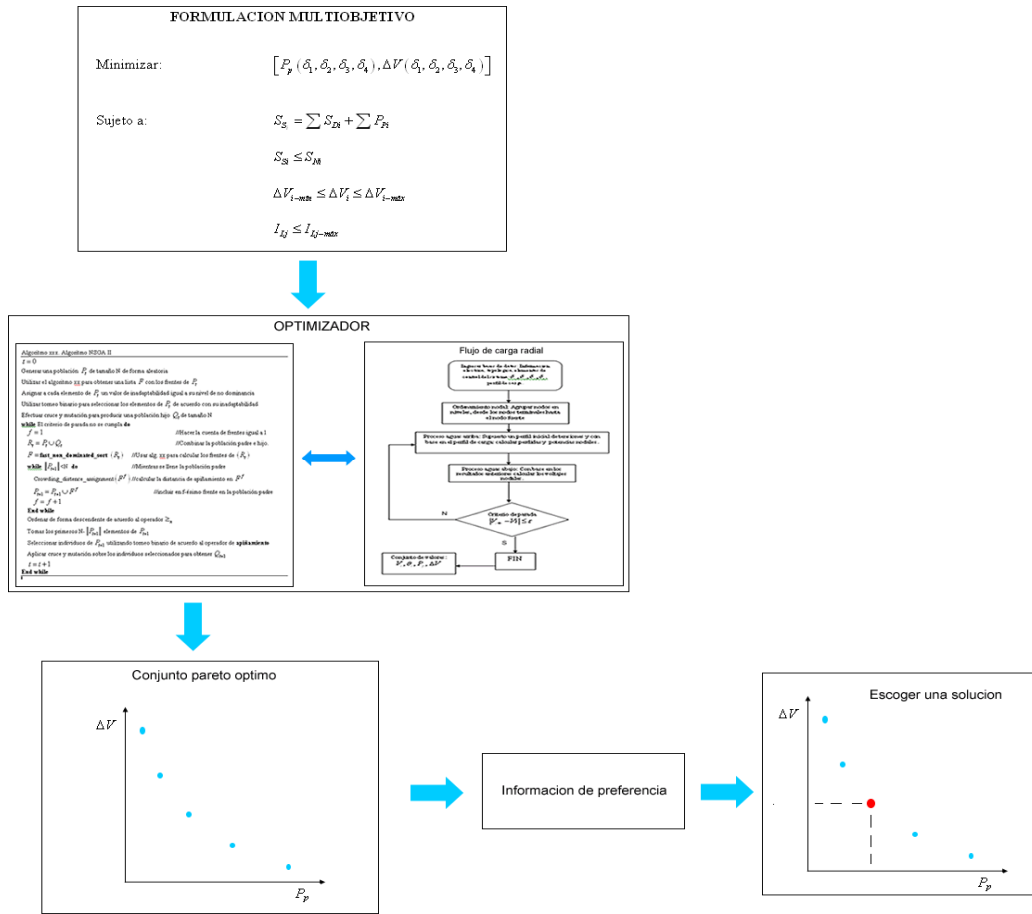


Figura 3.2. Enfoque metodológico “a posteriori” para la solución del problema. La aplicación computacional se limita a encontrar el conjunto Pareto óptimo.

La aplicación computacional implementa una dinámica de interacción entre la base de datos estática del sistema, la manipulación de las soluciones en el NSGA II y el uso del flujo de carga radial con el objetivo de encontrar el conjunto de soluciones Pareto óptimas, esta dinámica se representa en el flujograma al final del capítulo y funciona de la siguiente forma:

En el algoritmo evolutivo NSGA II las soluciones son codificadas mediante índices de memoria que enlazan los valores de los elementos de control almacenados en la base de datos estática del sistema de distribución eléctrica.

Cuando el algoritmo realiza las tareas de generar una población inicial, el cruce, y la mutación no necesita cargar los datos reales del sistema eléctrico ni correr flujos de carga lo que simplifica su operación.

Cuando el algoritmo necesita realizar la selección por torneo binario debe correr la clasificación según la no dominancia y la distancia de apiñamiento para lo cual utiliza el flujo de carga, este integra los datos reales indexados por las soluciones codificadas genéticamente y los datos eléctricos del sistema, todos almacenados en la base de datos estática del sistema. Los resultados de los flujos de carga son utilizados por el algoritmo

evolutivo para evaluar la calidad de las soluciones según la función de adaptación. Es en estos procedimientos donde se requiere el mayor esfuerzo computacional.

Para entender este procedimiento se extiende la implementación metodológica de los siguientes aspectos: la representación de las soluciones y la codificación genética, la conformación de la base de datos estática del sistema eléctrico, la función de adaptación y los operadores evolutivos.

3.3.1 Base de datos estática del sistema

Como se menciona el método de solución de problema de optimización en cuestión incluye la manipulación de los datos previamente almacenados en diferentes bases de datos como puede verse en la figura 3.3.

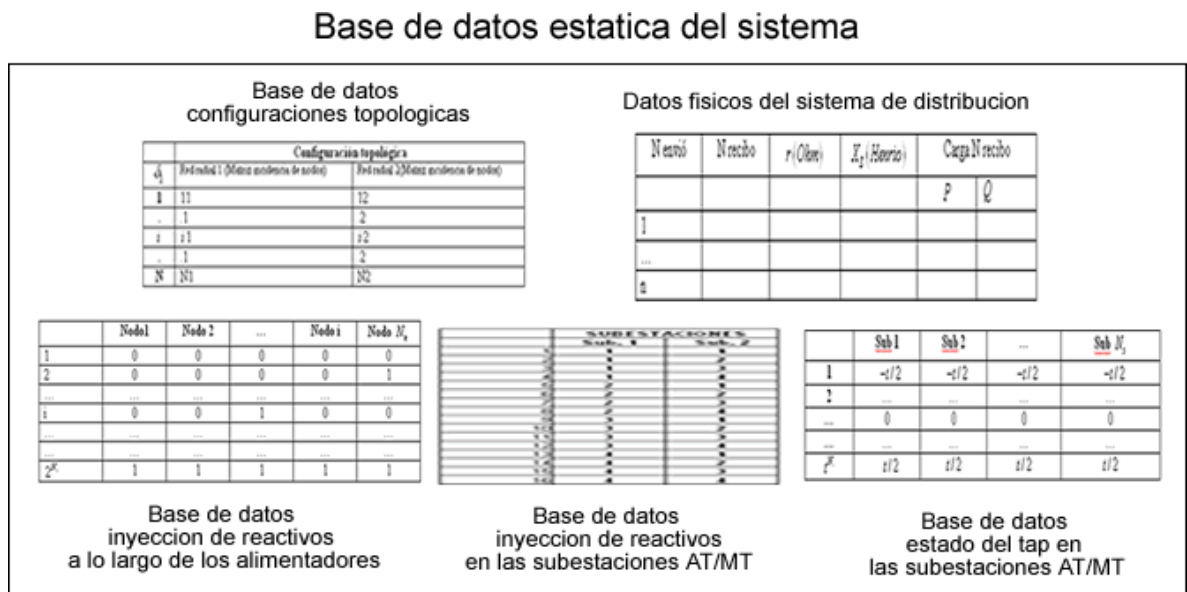


Figura 3.3. Base de datos estática del sistema de distribución eléctrico.

El conjunto de bases de datos incluidas en este trabajo incluye las tablas que almacenan la información correspondiente a los estados de los elementos de control y una tabla que incluye:

- Las características físicas de la red, resistencia y reactancia de las líneas.
- El valor de la carga en los nodos del sistema donde se ubican los transformadores MT/BT, punto de concentración de la carga de la red secundaria.
- Registro de los nodos slack donde de ubica el tap de cambio bajo carga del transformador AT/MT y donde esta conectado el banco de capacitores de inyección variable de reactivos.
- Registro de los nodos donde se ubican los bancos de capacitores instalados a lo largo de los alimentadores.

- Nodos del sistema que cuentan con reconfiguradores.

Base de datos configuraciones topológicas

Para crear esta base de datos se creó un algoritmo para la generación de configuraciones topológicas radiales.

Este algoritmo toma los datos de una red de distribución y genera un conjunto de tantas topologías radiales como subestaciones AT/MT haya en la red sin dejar de alimentar ningún nodo, es decir conecta los nodos del sistema al nodo fuente a través de un único alimentador.

Este algoritmo se basa en los métodos de *búsqueda preferente por amplitud* y *búsqueda heurística*; con el primer método se hace un barrido que a partir de los nodos fuente conecta en forma aleatoria a los nodos del sistema según la posibilidad de conexión determinada por la ubicación de los reconectores, terminado este procedimiento se utiliza el segundo método para conectar heurísticamente los nodos que aun no estén conectados hasta que no falte nodo alguno por conectar.

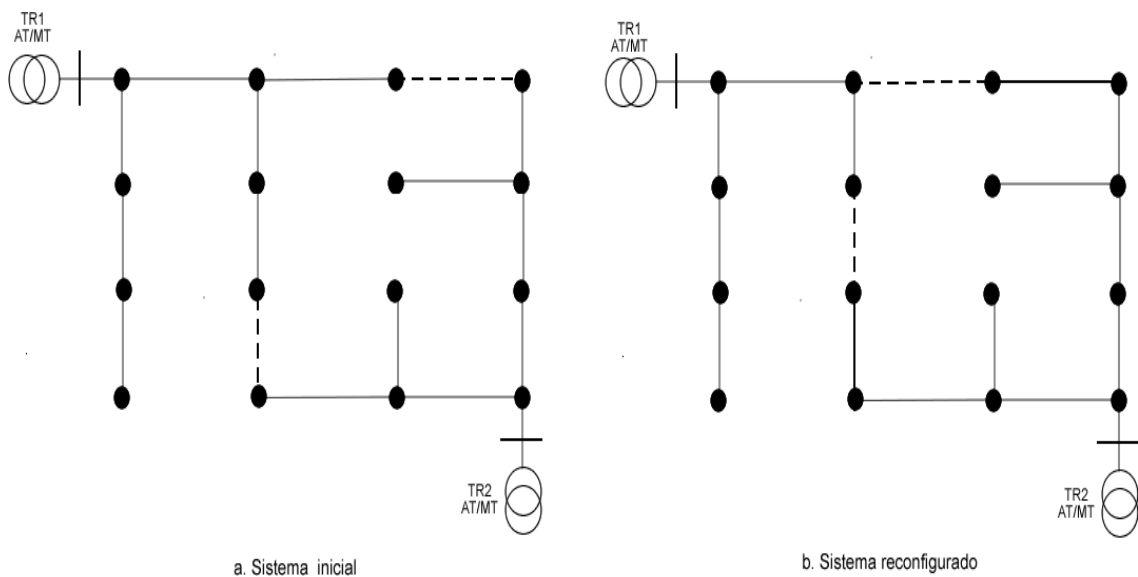


Figura 3.4. Dos configuraciones topológicas generadas por el algoritmo.

La figura 3.4 muestra en las partes a y b dos formas diferentes de conectar los nodos del sistema a través de topologías radiales, una por cada subestación AT/MT es decir con un solo alimentador. Esta información es almacenada en una posición de memoria de la base de datos y será referida mediante un índice en el gen δ_1 en el cromosoma.

De esta forma el algoritmo genera N conjuntos de topologías para la red operada de forma radial como las mostradas en la figura 3.4. Así cada conjunto será parte de un único individuo de la población inicial.

3.3.2 Representación cromosómica de soluciones

Para la implementación de la aplicación computacional que incluye el algoritmo genético NSGA II, es necesario *representar* de forma adecuada las soluciones candidatas a optimizar la operación del sistema de distribución para que sean utilizadas por dicho programa. En el lenguaje de los algoritmos genéticos cada solución es presentada como un individuo o cromosoma, así un individuo representa una solución candidata e involucra información de los cuatro elementos de control del sistema de distribución.

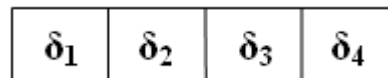


Figura 3.5. Representación cromosómica de las soluciones en 4 genes.

Las soluciones se representan mediante cromosomas de 4 genes, cada gen hace referencia al estado de cada uno de los elementos de control. La codificación genética se hace a través de indexación a la base de datos estática del sistema en la cual la información eléctrica es previamente almacenada, de la siguiente forma:

δ_1 - Representa el estado de los interruptores de reconfiguración o lo que es su equivalente, la red de distribución con una topología radial dada.

δ_2 - Representa el estado de los bancos de capacitores shunt en las subestaciones AT/MT.

δ_3 - Representa el estado de los bancos de capacitores instalados en paralelo en algunos nodos a lo largo del alimentador.

δ_4 - Representa el estado de los taps en el secundario de los transformadores AT/MT.

Así cada solución esta representada mediante un cromosoma conformado por los genes $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$ como puede verse en la figura 3.6.

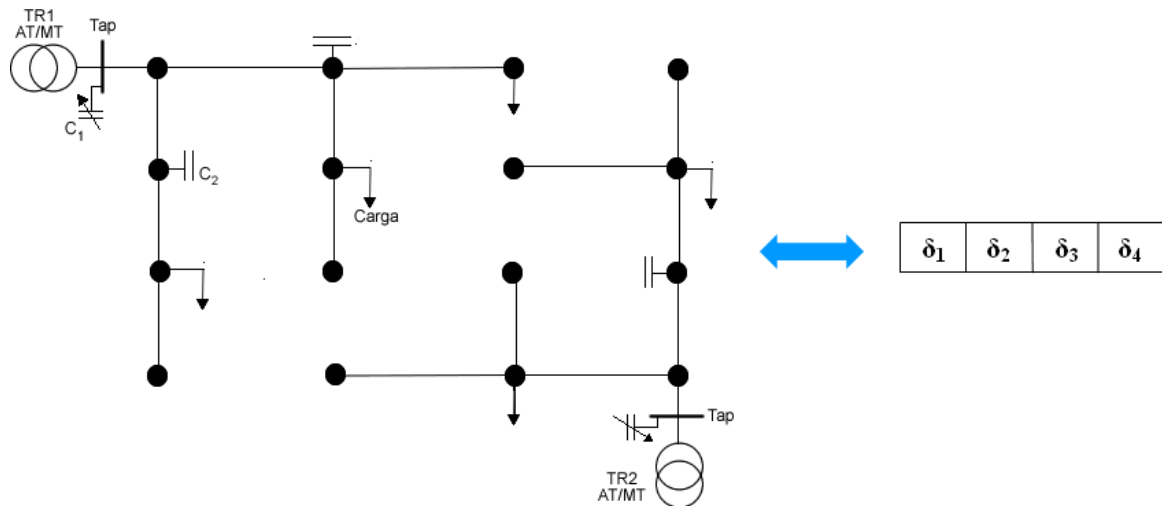


Figura 3.6. Representación cromosómica. Sistema de distribución con dos subestaciones AT/MT y dos redes radiales, el estado de operación del sistema es representado cromosómicamente como una solución a los objetivos buscados.

Codificación genética

Para manipular las soluciones candidatas en el NSGA II y en el flujo de carga de forma eficiente se implementa una codificación genética mediante índices de memoria de bases de datos, esto es, la codificación de cada uno de los 4 genes que conforman un individuo direcciona una posición de memoria en las bases de datos donde se guardan los estados posibles de cada elemento de control así:

Primer gen δ_1 : Representa el estado de los interruptores de reconfiguración o lo que es su equivalente, la red de distribución con una topología radial dada.

Este gen se codifica como un número entero entre 1 y N, donde se tiene N configuraciones topológicas operadas en forma radial, cada una alimentando el sistema de distribución a través de tantas redes radiales como subestaciones AT/MT tenga el sistema.

	Configuración topológica	
δ_1	Red radial 1 (Matriz incidencia de nodos)	Red radial 2(Matriz incidencia de nodos)
1	11	12
.	.1	.2
<i>i</i>	<i>i</i> 1	<i>i</i> 2
.	.1	.2
N	N1	N2

Tabla 3.1. Base de datos ejemplo. Almacena N conjuntos de dos redes radiales para un sistema hipotético alimentado por dos subestaciones AT/MT.

Este numero indica la posición de memoria de la base de datos donde se guardan estas configuraciones, cada red radial es presentada a través de una matriz incidencia de nodos como se muestra en la tabla 4 y la figura 21, en ella se supone como ejemplo una red de distribución alimentada por dos redes radiales o lo que es lo mismo, por dos subestaciones AT/MT.

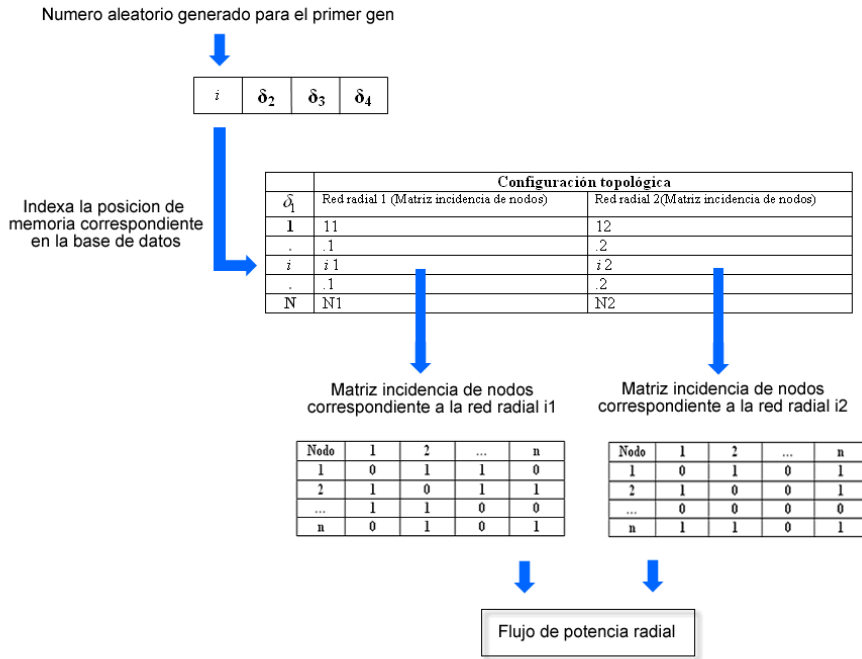


Figura 3.7. Codificación genética del gen δ_1 . Indexación a la base de datos de las configuraciones topológicas mediante un número aleatorio que codifica el primer gen del individuo.

Segundo gen δ_2 : Representa el estado de los bancos de capacitores en las subestaciones AT/MT, es decir representa el valor de potencia reactiva inyectada según el intervalo en cada uno de los barrajes del lado de bajo voltaje de estas subestaciones.

Se codifica como un numero entero entre 1 y $(Q_{iny})^{N_{c1}}$, donde Q_{iny} es el numero de niveles de potencia reactiva inyectada y N_{c1} es el numero de subestaciones AT/MT que alimentan el sistema de distribución. Estos números indexan una posición de memoria de la base de datos que contiene todas las combinaciones de los estados para este elemento de control.

Un ejemplo se muestra en la tabla 5 y en la figura 22, en ellas se presenta la base de datos mencionada para un sistema de dos subestaciones AT/MT y con bancos de

capacitores con 4 niveles de inyección de reactivos en dichas subestaciones, por lo tanto siendo $Q_{iny} = 4$ y $N_{cl} = 2$ se tienen $(Q_{iny})^{N_{cl}} = 16$. Cuando en el algoritmo se genera un número aleatorio para el gen 2, este indica una de las $(Q_{iny})^{N_{cl}}$ filas de la base de datos como se muestra en la figura 22 estos datos son indexados para ser utilizados en el flujo de carga.

	SUBESTACIONES	
	Sub. 1	Sub. 2
1	1	1
2	1	2
3	1	3
4	1	4
5	2	1
6	2	2
7	2	3
8	2	4
9	3	1
10	3	2
11	3	3
12	3	4
13	4	1
14	4	2
15	4	3
16	4	4

Tabla 3.2. Base de datos ejemplo. Niveles de inyección de reactivos en las subestaciones AT/MT para $Q_{iny} = 4$ y $N_{cl} = 2$.

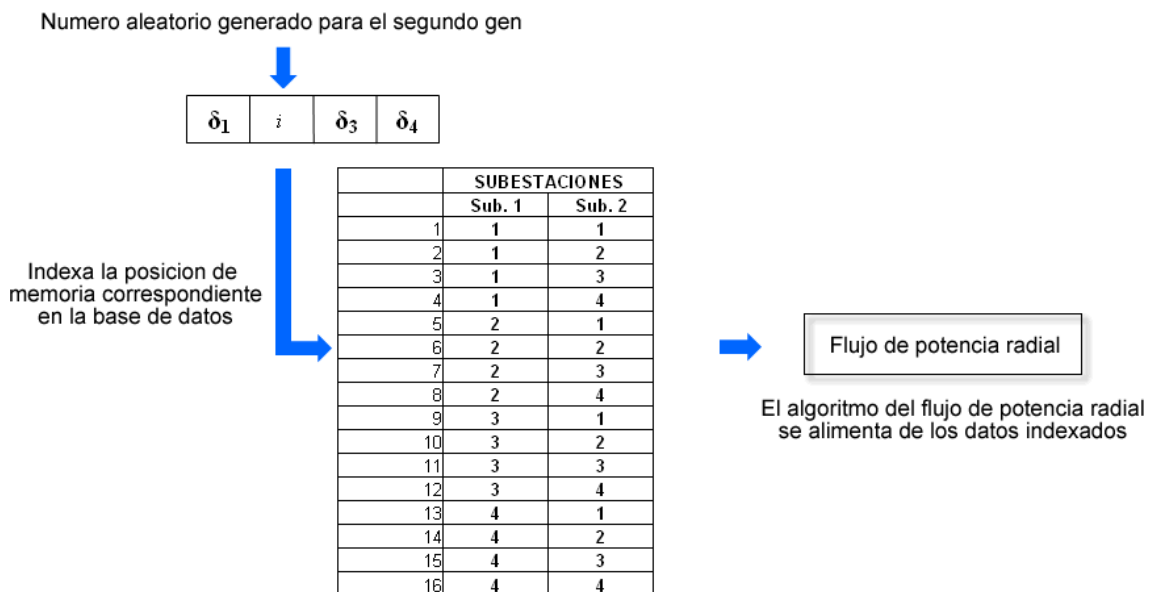


Figura 3.8. Indexación del estado de la inyección de potencia reactiva. Inyección en el secundario de las subestaciones AT/MT para ser usado por el flujo de potencia radial.

Tercer gen δ_3 : Representa el estado de los bancos de capacitores instalados en paralelo en algunos nodos a lo largo del alimentador, es decir representa la inyección de potencia fija en aquellos nodos donde están ubicados los bancos de condensadores.

Este gen se codifica como un numero entre 1 y 2^{N_n} donde N_n es el numero de nodos del sistema de distribución, exceptuando los nodos slack. Cada número en este rango indexa una posición de memoria en la base de datos que contiene la combinación de estados para este elemento de control, esta base de datos tiene N_n columnas y 2^{N_n} filas como se ve en la tabla 3.3.

	Nodo1	Nodo 2	...	Nodo i	Nodo N_n
1	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	1
...
i	0	0	1	0	0
...
...
2^{N_n}	1	1	1	1	1

Tabla 3.3. Base de datos ejemplo. Inyección fija de reactivos en los nodos a lo largo de los alimentadores. Un 1 indica que se inyecta potencia, un 0 indica que no se inyecta.

Cuando en el algoritmo se genera un aleatorio i para este gen, este indica una de las 2^{N_n} filas de la base de datos y por lo tanto un perfil de inyección de reactivos en los nodos a lo largo de los alimentadores. Los valores en la fila i enlazan el flujo de carga con la base de datos estática del sistema como se puede ver en la grafica 3.7.

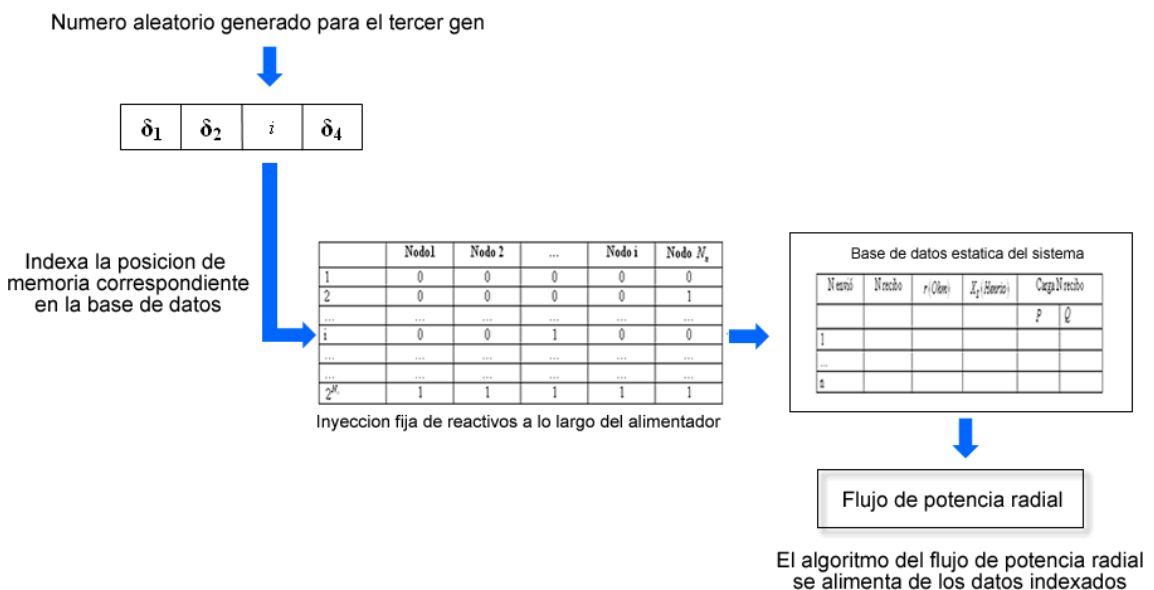


Figura 3.9. Indexación a la base de datos de inyección fija de reactivos. Indica el estado de la inyección fija de reactivos a lo largo de los alimentadores.

Cuarto gen δ_4 : Representa el valor del tap en cada uno de los transformadores AT/MT, cada uno de éstos hace referencia a un valor de tensión del secundario del transformador en valores por unidad.

Este gen se codifica mediante un numero entero entre 1 y t^{N_s} donde t es el numero de posiciones del tap y N_s es el numero de subestaciones AT/MT que alimentan el sistema.

	Subestación 1	Subestación 2	...	Subestación N_s
1	$-t/2$	$-t/2$	$-t/2$	$-t/2$
2
...	0	0	0	0
...
t^{N_s}	$t/2$	$t/2$	$t/2$	$t/2$

Tabla 3.4. Base de datos ejemplo. Posición del tap en el secundario de las N_s subestaciones AT/MT.

Cuando en el algoritmo genético se genera un aleatorio i para este gen, este indica una de las t^{N_s} filas de la base de datos como la que se muestra en la tabla 3.4, ella representa un estado para el tap en el secundario de cada uno de los transformadores AT/MT, estos valores se enlazan con el flujo de carga radial.

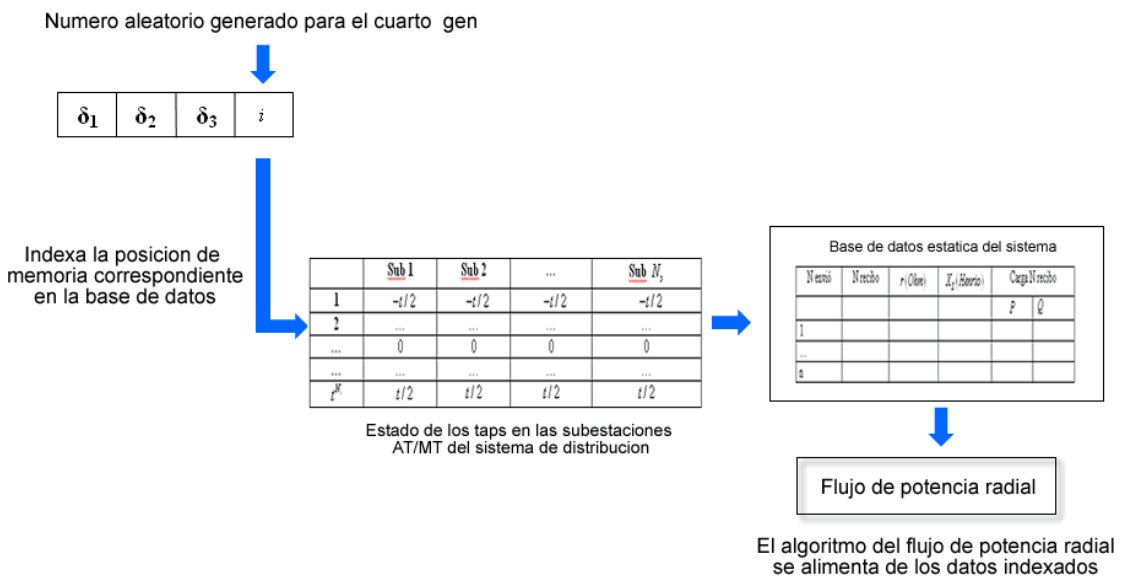


Figura 3.10. Indexación a la base de datos que indica el estado de los taps. Tap ubicado en el secundario de las subestaciones AT/MT.

En conclusión la codificación cromosómica de las soluciones candidatas indexa las bases de datos que enlazan la información a incorporar en el flujo de carga radial para la evaluación de cada individuo como puede verse en la figura 3.9.

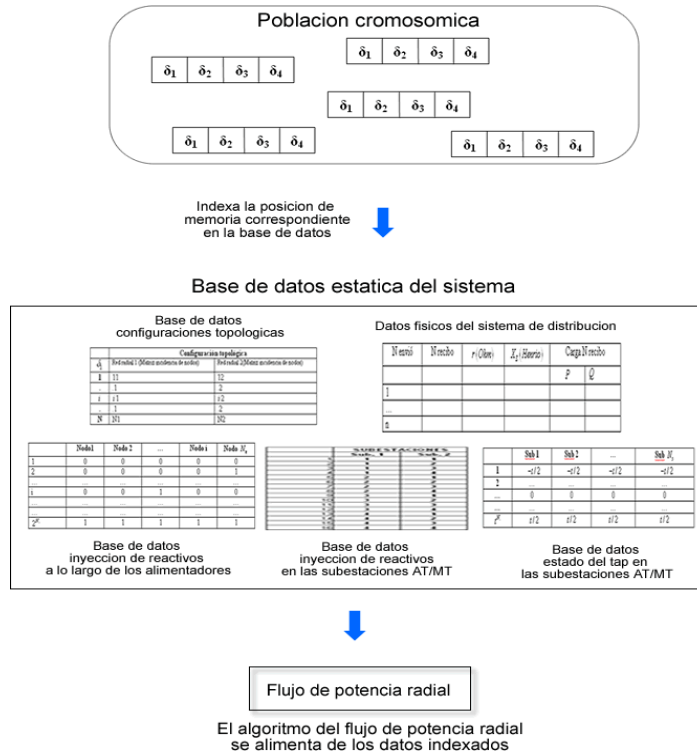


Figura 3.11. Representación cromosómica de soluciones. Codificación genética para las soluciones candidatas a optimizar el problema multiobjetivo.

3.3.3 Función de adaptación

Una solución es más apta que otra en tanto su calidad sea mejor, las soluciones más aptas tienen mayor probabilidad de reproducción en el algoritmo evolutivo.

En El NSGA II la evaluación de la calidad de las soluciones se basa en la relación de nodominancia de Pareto entre ellas, en este sentido la calidad de las soluciones es evaluada vinculando el grado de cumplimiento de los objetivos propuestos: minimización de pérdidas y de desviación de voltajes nodales, para ello se hace uso del flujo de carga radial.

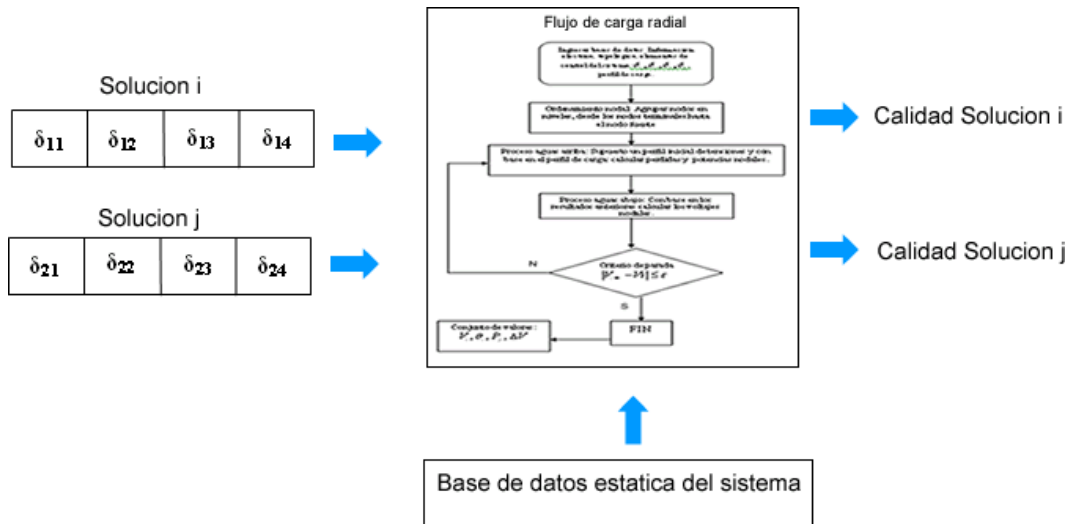


Figura 3.12. Evaluación de la calidad de dos soluciones a través flujo de carga radial.

Por ejemplo sean dos soluciones s_i y s_j con valores de pérdidas P_{pi} y P_{pj} y desviación promedio de voltajes nodales ΔV_i y ΔV_j respectivamente entonces:

a. Si $P_{pi} \leq P_{pj}$ y $\Delta V_i < \Delta V_j$ se concluye que

$s_i \succ s_j$, s_i domina a s_j , por lo tanto la solución i es de la mejor calidad que la solución j.

b. Si $P_{pi} < P_{pj}$ y $\Delta V_j < \Delta V_i$ se concluye que

Las soluciones s_i y s_j son no comparables.

En el NSGA II a cada solución se le asigna un valor de inadaptabilidad γ igual al frente no dominado al que pertenezca dicha solución luego de haber realizado la clasificación en frentes nodominados a través del procedimiento rápido de clasificación por nodominancia (fast non dominance sorting procedure) así:

A la solución s_i se le asigna un valor de inadaptabilidad γ_i , $\gamma_i = l$ si $s_i \in F^l$

A la solución s_j se le asigna un valor de inadaptabilidad γ_j , $\gamma_j = k$ si $s_j \in F^k$

Se entiende que entre menor sea el valor de inadaptabilidad mayor será el nivel de adaptabilidad del un individuo en particular.

3.3.4 Operadores evolutivos

Selección por torneo binario del NSGA II.

El torneo binario consiste en elegir parejas de soluciones para que compitan entre si a través de dos atributos, uno principal y uno secundario de forma que si las dos soluciones empatan en atributo principal el ganador se definirá por el atributo secundario, en este trabajo tales atributos son: el frente nodominado al que pertenece la solución y su distancia de apiñamiento.

Por ejemplo sean las soluciones s_i y s_j elegidos al azar entre la población cuyos valores de inadaptabilidad son γ_i y γ_j y cuyas distancias de apiñamiento son d_i y d_j respectivamente,

Solución s_i $\{\gamma_i, d_i$

Solución s_j $\{\gamma_j, d_j$

Se ponen a competir en torneo binario así:

1. Se comparan según su valor de inadaptabilidad

Si $\gamma_i < \gamma_j$ se selecciona s_i

Si $\gamma_j < \gamma_i$ se selecciona s_j

Si $\gamma_i = \gamma_j$ entonces se comparan según la distancia de apiñamiento así:

Si $d_i > d_j$ se selecciona s_i

Si $d_j > d_i$ se selecciona s_j

Todas las soluciones candidato juegan 2 veces, obteniendo al final N individuos seleccionados no todos diferentes, es decir, algunos de ellos son copias de sí mismos.

En términos del problema en cuestión, esta implementación del torneo binario garantiza seleccionar las soluciones que pertenecen a los mejores frentes, es decir las mejores y además las que están mas uniformemente distribuidas en los frentes.

Operador de cruce

Este operador genera nuevas soluciones, puntos de operación del sistema eléctrico, mediante el intercambio de estados de los elementos de control representados en cada gen.

Para este algoritmo implementamos cruce simple central o en un solo punto de la siguiente forma:

Sean las soluciones s_i y s_j cada una compuesta por 4 genes,



Para efectuar cruce simple se genera una división de los dos padres desde la posición central, es decir los dos primeros genes y los dos últimos, entonces se forman dos nuevos individuos:



El individuo s_a se constituye con los 2 primeros genes de s_i y los 2 últimos genes de s_j .

El individuo s_b se constituye con los 2 primeros genes de s_j y los dos últimos genes de s_i .

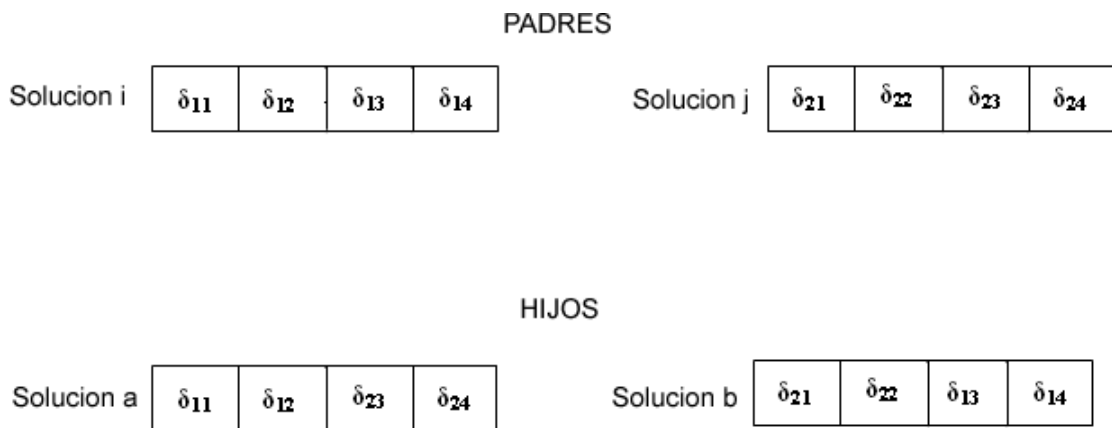


Figura 3.13. Cruce simple, dos padres generan dos hijos.

De esta forma se toman parejas de forma aleatoria obteniendo N nuevos individuos.

Operador de mutación

Es necesario determinar una probabilidad de mutación que indica cuantos individuos mutan en cada generación, por lo general este valor es bajo.

El operador de mutación hace un cambio aleatorio en uno de los genes del cromosoma por lo tanto su implementación depende del gen que cambie, así:

Inicialmente se genera un número aleatorio entre 1 y 4, el cual indica cual gen debe mutar, la mutación de cada gen es así:

1. El gen δ_1 indexa el conjunto de configuraciones radiales diferentes a incluir en la operación del sistema, por lo tanto una mutación en este gen se implementa generando un aleatorio entre 1 y N que indicara una nueva topología de operación de la red.

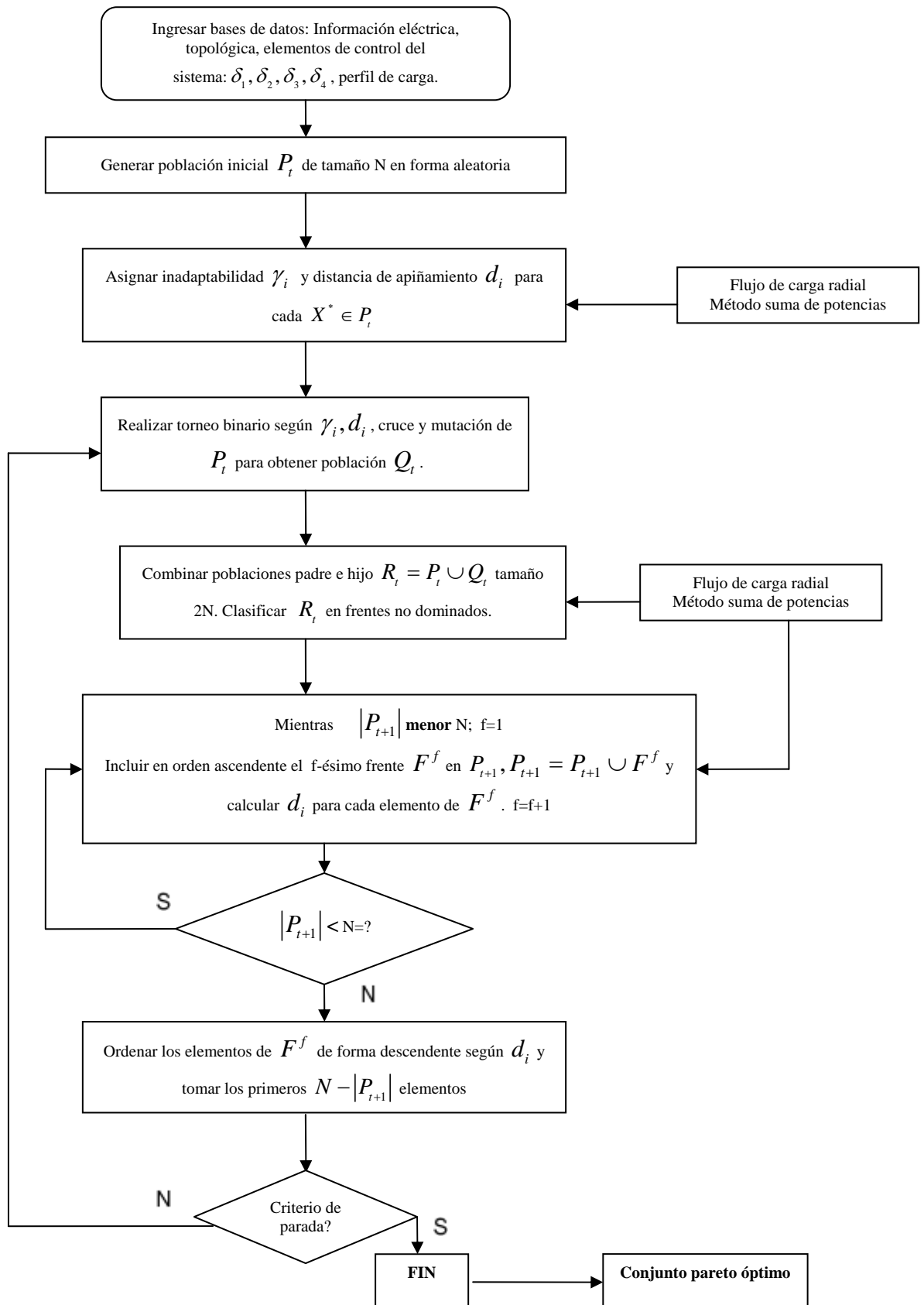
2. El gen δ_2 indica el valor de la potencia reactiva que inyectan los bancos de capacitores conectados a cada uno de los nodos AT/MT. Para implementar la mutación en este gen se genera un aleatorio entre 1 y $(Q_{iny})^{N_{c1}}$ que elige un nuevo perfil de inyección de potencia reactiva en dichos nodos en valores discretos en el rango $[Q_{\min} - Q_{\max}]$.

3. El gen δ_3 indica el estado de los bancos de capacitores instalados en paralelo en algunos nodos a lo largo del alimentador, la mutación se implementa generando un aleatorio entre 1 y 2^{N_n} eligiendo un nuevo perfil de inyección fija de reactivos en dichos nodos.

4. El gen δ_4 indica el valor del tap en el secundario de los transformadores AT/MT, por lo tanto la mutación se implementa generando un aleatorio entre t^{N_s} indicando un nuevo perfil de valor del tap en estos transformadores.

3.4 Flujograma general de la aplicación computacional

El siguiente diagrama de flujo resume la forma en que opera la aplicación computacional implementada para solucionar el problema de optimización multiobjetivo de la operación del sistema de distribución eléctrico tratado en este trabajo.



CAPITULO 4. PRUEBAS Y RESULTADOS

4.1 Introducción

Las pruebas se realizan en un sistema modelo de media tensión de 16 nodos como el de la figura 4.1, éste es una variación del sistema IEEE de 14 nodos utilizado en gran cantidad de estudios, razón por la cual se convierte en una herramienta idónea a la hora de tratar el objetivo de este trabajo.

El sistema de prueba incluye tres subestaciones de distribución AT/MT, reconfiguradores en algunos nodos, bancos de capacitores fijos en algunos nodos a lo largo de los alimentadores y bancos de capacitores variables en las tres subestaciones AT/MT, se busca minimizar pérdidas de potencia activa y desviación promedio de tensiones nodales, los datos pueden verse en el anexo A.

Se implementa la metodología de solución en tres casos de prueba sobre el mismo sistema de 16 nodos, cada uno caracterizado o diferenciado con base en los siguientes parámetros: Tamaño de la población, número de generaciones, probabilidad de cruce y probabilidad de mutación.

El algoritmo se programo en MATLAB 7 y se corrió en un computador S.O Windows XP procesador AMD Turion™ 64X2 Mobile, 1.79 GHz, 896 MB RAM.

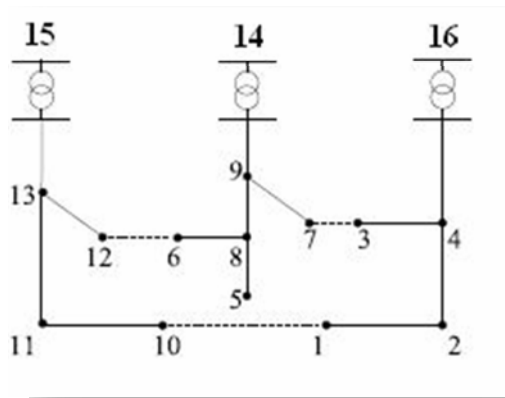


Figura 4.1. Sistema de 16 nodos, variación sistema IEEE de 14 nodos.

4.2 Primer caso de prueba

Parámetros de entrada:

- Tamaño de la población: 15
- Numero de generaciones: 30
- Probabilidad de cruce: 50%
- Probabilidad de mutación: 10%

Resultados obtenidos:

4.2.1 Desempeño del algoritmo

Se presentan gráficamente los frentes de Pareto correspondiente a las iteraciones 1, 16, 24 y 30. Las soluciones encontradas en esta última iteración corresponden a los resultados obtenidos sobre el sistema de prueba uno y que se discuten a continuación. El eje horizontal muestra las pérdidas de potencia en por unidad y el eje vertical muestra la desviación promedio de tensiones nodales en por unidad.

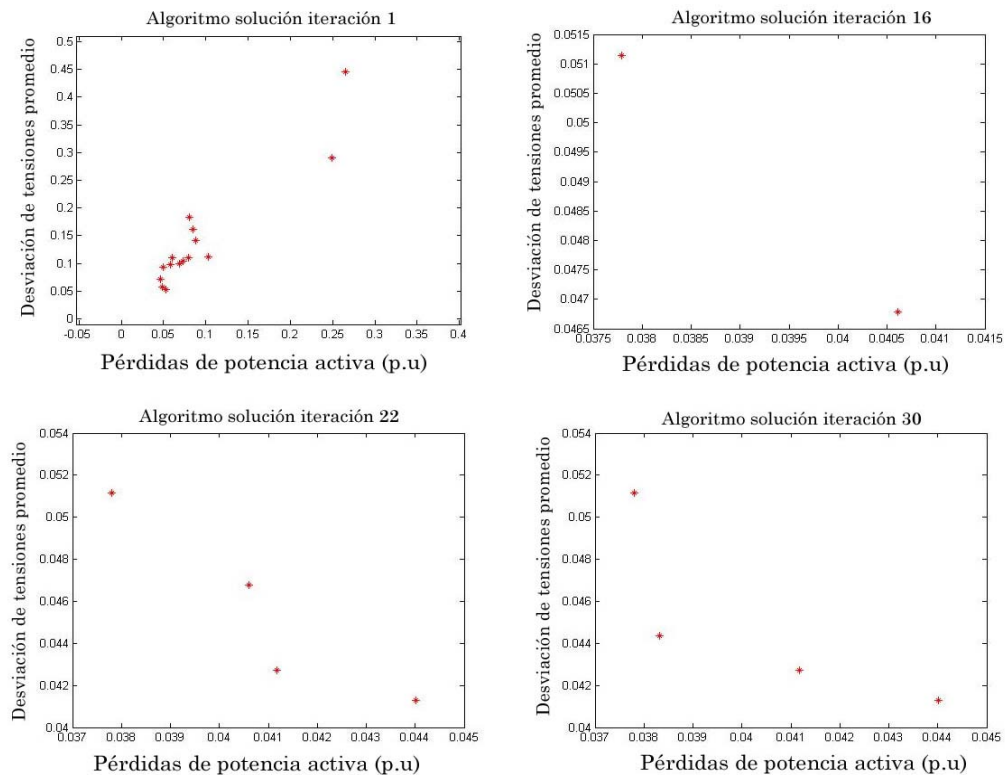


Figura 4.2. Evolución de los frentes de Pareto, sistema de 16 nodos, caso de Prueba uno.

La efectividad del algoritmo:

- I. Número de soluciones diferentes en el frente de Pareto: En este caso de 15 soluciones iniciales el algoritmo converge a cuatro puntos diferentes siendo el más bajo entre los tres casos de prueba lo cual muestra baja efectividad en este parámetro.
- II. La extensión de las soluciones en el frente: Aunque no es posible comparar la extensión de las soluciones con los extremos del frente Pareto real, los resultados muestran para este caso la menor extensión de los tres casos de prueba, pérdidas entre 3.77% y 4.4% y desviación promedio de tensiones nodales entre 4.13% y 5.11%.
- III. Distribución de soluciones en el frente: Este parámetro es el de mejor desempeño del algoritmo para este caso de prueba, dado que distribuye casi uniformemente las dos soluciones en los extremos y la tercera en medio de ellas medidas en términos de los objetivos, tal como se muestra en la siguiente tabla.

4.2.2 Análisis de las soluciones Pareto óptimas

Se extraen del frente de Pareto de la última generación tres soluciones compromiso representativas a, b y c indicando sus respectivos valores de pérdidas de potencia activa y desviación de tensiones nodales promedio. Las soluciones se muestran codificadas según se mostro en el capítulo 2, éstas minimizan pérdidas y desviación promedio de tensiones nodales en rangos aceptables como se puede ver en la tabla 4.1.

Se debe notar que en las soluciones existe un compromiso en el cumplimiento simultaneo de los objetivos, esto es, aquella solución donde las pérdidas se hacen menores, la desviación promedio de tensiones aumenta y viceversa.

Solución	TOPOLOGIA RADIAL	INDICES BANCO SUBESTACION	INDICES ESTADO BANCOS NODOS	INDICES VALORES TAPS	PERDIDAS TOTALES (P.U)	REGULACION PROMEDIO (P.U)
a	3	29	8082	3669	0,0377929	0,0511476
b	3	29	8082	3632	0,03831656	0,0443778
c	8	29	1305	3669	0,04400918	0,04129979

Tabla 4.1. Individuos del frente óptimo de Pareto, caso de prueba uno. Tres soluciones compromiso representativas a, b y c.

El perfil de voltajes nodales correspondiente a las soluciones a, b y c se muestra en la tabla 4.2, en éste ninguna solución presenta una variación de voltaje nodal mayor del 5%, lo que representa que no hay violación de las restricciones operativas de voltaje en ninguna solución encontrada por el algoritmo, así mismo la tabla 4.3 muestra las pérdidas de potencia para cada red radial y para cada solución, mostrando las pérdidas

discriminadas como porcentaje de la potencia demandada en cada red, la subred 14 muestra pérdidas del orden del 7% para las tres soluciones representativas mientras que en las subredes 15 y 16 las pérdidas están debajo del 3%.

Se concluye de lo anterior que la metodología propuesta logra soluciones de buena calidad en el problema planteado para el primer caso de prueba, aunque se hace necesario mejorar el número de soluciones diferentes en el frente y el porcentaje de pérdidas para la subred 14.

Perfil de tensiones nodales	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Solución a	1,00	1,03	1,03	1,04	0,96	1,02	1,03	0,97	0,99	1,01	1,01	1,02	1,03
Solución b	0,98	0,99	0,99	1,00	0,96	0,99	0,99	0,97	0,99	0,98	0,99	0,99	1,00
Solución c	1,01	1,01	1,02	1,03	0,95	0,95	1,01	0,95	0,99	1,01	1,01	1,01	1,02

Tabla 4.2. Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.

Red radial	Alimentada por el Nodo 14			Alimentada por el Nodo 15			Alimentada por el Nodo 16		
	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS
Solución a	13,5	0,9768	7,24	11,2	0,1617	1,44	4	0,1089	2,72
Solución b	13,5	0,9768	7,24	11,2	0,1683	1,5	4	0,1188	2,97
solución c	14,1	1,1352	8,05	8,5	0,0858	1,01	6,1	0,2343	3,84

Tabla 4.3. Pérdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.

4.2.3 Elementos de control

Interrupidores de Reconfiguración

Las configuraciones radiales del sistema de 16 nodos para las cuales se logra el mejor cumplimiento de los objetivos corresponde a los índices 3 y 8 que se muestran en la figura 4.3, puede observarse entonces que para la red 3 los interruptores de reconfiguración que unen las parejas de nodos 10-1, 7-9 y 12-6 se encuentran abiertos, mientras que para la red 8 los interruptores de reconfiguración que unen las parejas de nodos 6-8, 7-9 y 1-2 se encuentran abiertos, parámetros que serán utilizados para programar la acción de éstos durante la operación del sistema.

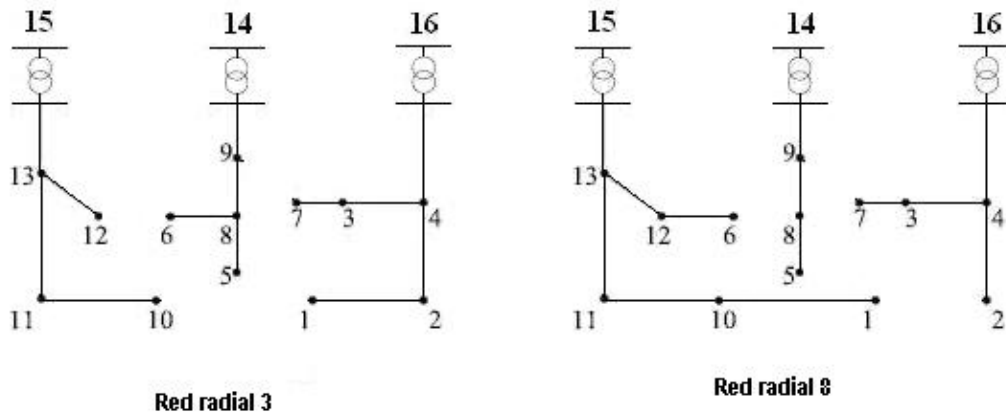


Figura 4.3. Topología radial correspondiente a los índices 3 y 8.

Taps y bancos de condensadores en el secundario de los transformadores AT/MT

El valor del voltaje en las barras del secundario de las subestaciones AT/MT correspondiente a la posición del tap y la inyección de potencia reactiva para cada índice se muestra en la tabla 4.2, cada uno corresponde a una solución corresponde al valor del tap y al estado de los bancos de capacitores a programar en la operación del sistema.

Índice	Nodo	14	15	16
3669	Voltaje en p.u (tap)	1,05	1,0375	1,0625
3632	Voltaje en p.u (tap)	1,05	1,0125	1,025
29	Q inyectada (p.u)	0,030	0,061	0,061

Tabla 4.4. Voltaje dado por la posición del tap y potencia reactiva inyectada en las barras MT para tres individuos del frente óptimo de Pareto caso de prueba uno

Bancos de capacitores fijos instalados a lo largo de los alimentadores

En la tabla 4.3 se muestra el valor de potencia reactiva inyectada en los nodos de la red y los vectores que indican en cual de ellos hay inyección, éstos son los valores a programar el estado de dichos bancos en la operación del sistema.

NODO	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
Inyección del banco en p.u.	0,055	0	0,055	0	0,112	0,018	0	0,036	0	0	0,036	0,033	0	INDICE
ESTADO DEL BANCO	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	8082
ESTADO DEL BANCO	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1305

Tabla 4.5. Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba uno.

4.3 Segundo caso de prueba

Parámetros de entrada:

- Tamaño de la población: 15
- Numero de generaciones: 30
- Probabilidad de cruce: 95%
- Probabilidad de mutación: 20%

Resultados obtenidos:

4.3.1 Desempeño del algoritmo

Se presentan gráficamente los frentes de Pareto correspondiente a las iteraciones 1, 16, 22 y 30. Las soluciones encontradas en esta última iteración corresponden a los resultados obtenidos sobre el sistema de prueba dos y que se discuten a continuación. El eje horizontal muestra las pérdidas de potencia en por unidad y el eje vertical muestra la desviación promedio de tensiones nodales en por unidad.

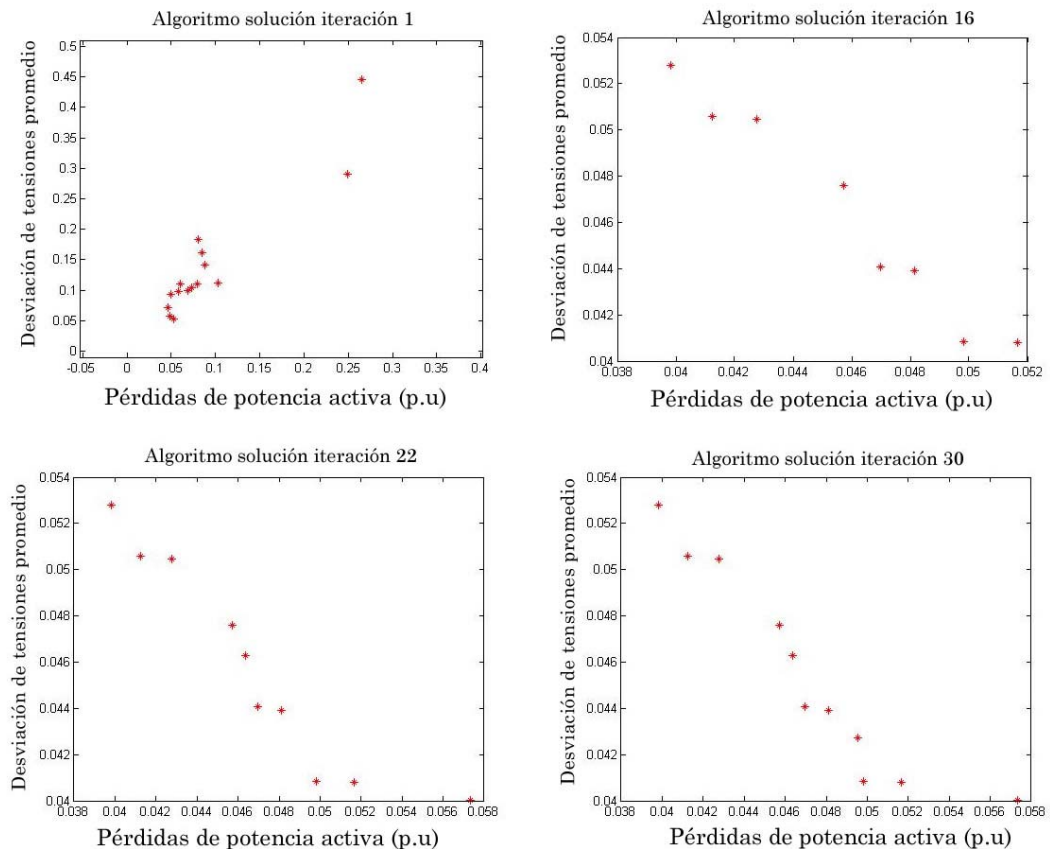


Figura 4.4. Evolución de los frentes de Pareto, sistema de 16 nodos, caso de Prueba dos.

La efectividad del algoritmo:

- I. Número de soluciones diferentes en el frente de Pareto: En este caso de 15 soluciones iniciales el algoritmo converge a 11 puntos diferentes concluyendo muy buena efectividad en este parámetro.
- II. La extensión de las soluciones en el frente: Aunque no es posible comparar la extensión de las soluciones con los extremos del frente Pareto real, los resultados muestran la mejor extensión en el frente entre los tres casos de prueba con pérdidas entre 4% y 5.7% y desviación promedio de tensiones nodales entre 4% y 5.3%.
- III. Distribución de soluciones en el frente: El resultado final distribuye las 11 soluciones casi uniformemente a lo largo del frente para este caso de prueba.

4.3.2 Análisis de las soluciones Pareto óptimas

Se extraen del frente de Pareto de la última generación tres soluciones compromiso representativas a, b y c indicando sus respectivos valores de pérdidas de potencia activa y desviación de tensiones promedio. Las soluciones se muestran codificadas según se mostró en el capítulo 2, éstas minimizan pérdidas y desviación promedio de tensiones nodales en rangos aceptables como se puede ver en la tabla 4.6.

Se debe notar que en las soluciones existe un compromiso en el cumplimiento simultaneo de los objetivos, esto es, aquella solución donde las pérdidas se hacen menores, la desviación promedio de tensiones aumenta y viceversa.

Solución	TOPOLOGIA RADIAL	INDICES BANCO SUBESTACION	INDICES ESTADO BANCOS NODOS	INDICES VALORES TAPS	PERDIDAS TOTALES (p.u)	REGULACION PROMEDIO (p.u)
a	17	1191	2723	3891	0,0573	0,0400
b	17	1191	2204	3891	0,0470	0,0441
c	8	446	6579	3891	0,0398	0,0528

Tabla 4.6. Individuos del frente óptimo de Pareto, caso de prueba dos. Tres soluciones compromiso representativas a, b y c.

El perfil de voltajes nodales correspondiente a las soluciones a, b y c se muestra en la tabla 4.7, en éste ninguna solución presenta una variación de voltaje nodal mayor del 5%, lo que representa que no hay violación de las restricciones operativas de voltaje en ninguna solución encontrada por el algoritmo, así mismo la tabla 4.8 muestra las pérdidas de potencia para cada red radial y para cada solución, mostrando las pérdidas discriminadas como porcentaje de la potencia demandada en cada red, la mejor solución para la subred 14, solución c, muestra pérdidas del orden del 7% siendo también la mejor solución para la subred 16 con pérdidas del 4%, así mismo en la subred 15 las pérdidas están debajo del 2%, lo que redundaría en ser esta la solución a implementar.

Se concluye de lo anterior que la metodología propuesta logra soluciones de no muy buena calidad en el problema planteado para el segundo caso de prueba, por lo que se

hace necesario mejorar la calidad de las soluciones en el frente en cuanto al porcentaje de pérdidas.

Perfil tensiones nodales	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Solución a	0,99	1,00	1,02	1,03	0,93	0,97	0,98	0,95	0,99	0,97	0,97	0,97	0,98
Solución b	1,00	1,01	1,03	1,03	0,97	0,97	0,99	0,97	1,00	0,98	0,98	0,97	0,98
Solución c	1,02	1,03	1,03	1,04	0,97	0,98	1,03	0,98	1,00	0,95	0,95	0,96	0,97

Tabla 4.7. Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.

Red radial	Alimentada por el Nodo 14			Alimentada por el Nodo 15			Alimentada por el Nodo 16		
	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS
Solución a	14,5	1,34	9,22	5,6	0,043	0,77	8,6	0,51	5,99
Solución b	14,5	1,09	7,51	5,6	0,043	0,77	8,6	0,42	4,87
solución c	14,1	1,03	7,33	8,5	0,099	1,16	6,1	0,23	3,73

Tabla 4.8. Pérdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.

4.3.3 Elementos de control

Interrupidores de Reconfiguración

Las configuraciones radiales del sistema de 16 nodos para las cuales se logra el mejor cumplimiento de los objetivos corresponde a los índices 8 y 17 que se muestran en la figura 4.3, puede observarse entonces que para la red 8 los interruptores de reconfiguración que unen las parejas de nodos 6-8, 7-9 y 1-2 se encuentran abiertos, mientras que para la red 17 los interruptores de reconfiguración que unen las parejas de nodos 3-7, 6-8, 11-13 se encuentran abiertos, parámetros que serán utilizados para programar la acción de éstos durante la operación del sistema.

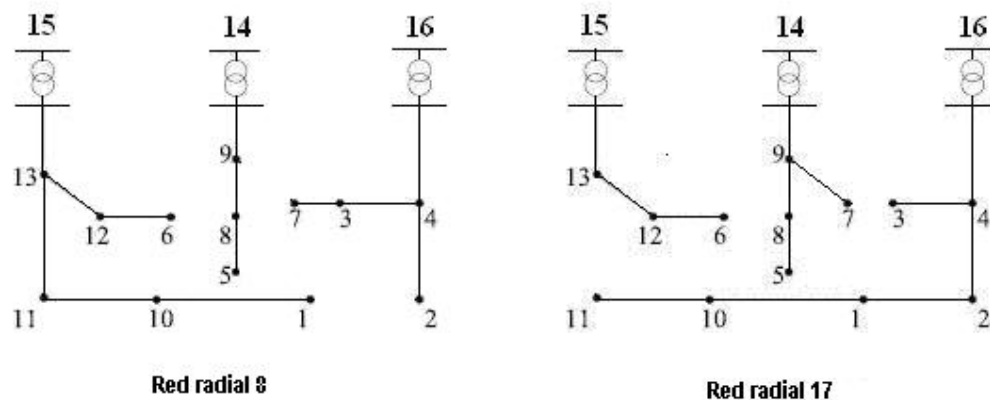


Figura 4.5. Topología radial correspondiente a los índices 8 y 17.

Taps y bancos de condensadores en el secundario de los transformadores AT/MT

El valor del voltaje en las barras del secundario de las subestaciones AT/MT correspondiente a la posición del tap y la inyección de potencia reactiva para cada índice se muestra en la tabla 4.2, cada solución corresponde al valor del tap y al estado de los bancos de capacitores a programar en la operación del sistema.

Índice	Nodo	14	15	16
3891	Voltaje en p.u (tap)	1,0625	0,9875	1,075
1191	Q inyectada (p.u)	0,136	0,030	0,136
446	Q inyectada (p.u)	0,061	0,152	0,076

Tabla 4.9. Voltaje dado por la posición del tap y potencia reactiva inyectada en las barras MT para tres individuos del frente óptimo de Pareto, caso de prueba dos.

Bancos de capacitores fijos instalados a lo largo de los alimentadores

En la tabla 4.10 se muestra el valor de potencia reactiva inyectada en los nodos de la red y los vectores que indican en cual de ellos hay inyección, éstos son los valores a programar el estado de dichos bancos en la operación del sistema.

NODO	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
VALOR BANCO EN p.u.	0,055	0	0,055	0	0,112	0,018	0	0,036	0	0	0,036	0,033	0	INDICE
ESTADO DEL BANCO	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	2723
ESTADO DEL BANCO	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1	2204
ESTADO DEL BANCO	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0	1	0	6579

Tabla 4.10. Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba dos.

4.4 Tercer caso de prueba

Parámetros de entrada:

- Tamaño de la población: 30
- Numero de generaciones: 30
- Probabilidad de cruce: 95%
- Probabilidad de mutación: 20%

Resultados obtenidos:

4.4.1 Desempeño del algoritmo

Se presentan gráficamente los frentes de Pareto correspondiente a las iteraciones 1, 16, 22 y 30. Las soluciones encontradas en esta última iteración corresponden a los resultados obtenidos sobre el sistema de prueba uno y que se discuten a continuación. El eje horizontal muestra las pérdidas de potencia en por unidad y el eje vertical muestra la desviación promedio de tensiones nodales en por unidad.

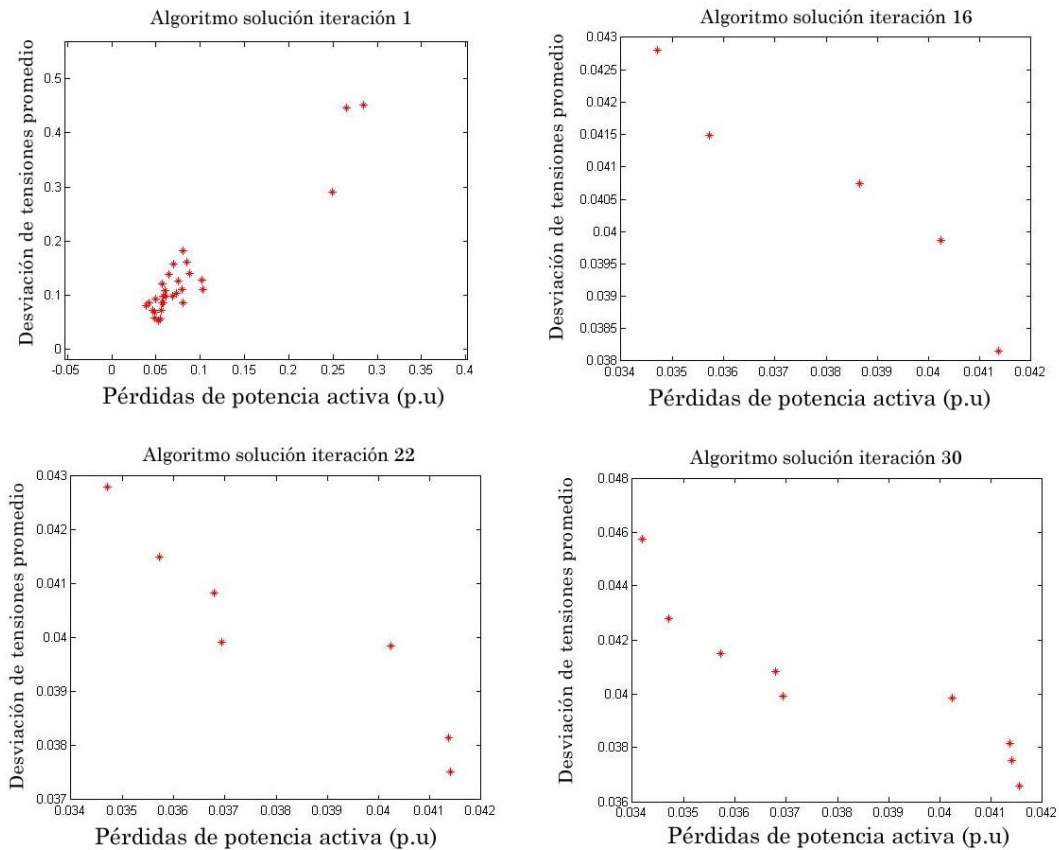


Figura 4.6. Evolución de los frentes de Pareto, sistema de 16 nodos, caso de Prueba dos.

La efectividad del algoritmo:

- I. Número de soluciones diferentes en el frente de Pareto: En este caso de 15 soluciones iniciales el algoritmo converge a 9 puntos diferentes concluyendo buena efectividad en este parámetro.
- II. La extensión de las soluciones en el frente: Aunque no es posible comparar la extensión de las soluciones con los extremos del frente Pareto real, los resultados muestran alternativas en rangos aceptables, perdidas entre 3.4% y 5.1% y desviación promedio de tensiones nodales entre 3.6% y 4.6%.

- III. Distribución de soluciones en el frente: Para este caso el algoritmo no distribuye de forma uniforme las soluciones obtenidas presentándose soluciones levemente apiñadas.

4.4.2 Soluciones Pareto optimas

Se extraen del frente de Pareto de la última generación tres soluciones compromiso representativas a, b y c indicando sus respectivos valores de pérdidas de potencia activa y desviación de tensiones promedio. Las soluciones se muestran codificadas según se mostró en el capítulo 2, éstas minimizan pérdidas y desviación promedio de tensiones nodales en rangos aceptables como se puede ver en la tabla 4.12.

Se debe notar que en las soluciones existe un compromiso en el cumplimiento simultaneo de los objetivos, esto es, aquella solución donde las pérdidas se hacen menores, la desviación promedio de tensiones aumenta y viceversa.

Solución	TOPOLOGIA RADIAL	INDICES BANCO SUBESTACION	INDICES ESTADO BANCOS NODOS	INDICES VALORES TAPS	PERDIDAS TOTALES (P.U)	REGULACION PROMEDIO (P.U)
a	20	1191	1206	4856	0,0342	0,0457
b	20	1191	4180	4856	0,0369	0,0399
c	20	1191	981	4856	0,0416	0,0366

Tabla 4.11. Individuos del frente óptimo de Pareto, caso de prueba tres. Tres soluciones compromiso representativas a, b y c.

El perfil de voltajes nodales correspondiente a las soluciones a, b y c se muestra en la tabla 4.13, en éste ninguna solución presenta una variación de voltaje nodal mayor del 5%, lo que representa que no hay violación de las restricciones operativas de voltaje en ninguna solución encontrada por el algoritmo, así mismo la tabla 4.14 muestra las pérdidas de potencia para cada red radial y para cada solución, mostrando las pérdidas discriminadas como porcentaje de la potencia demandada en cada red, la mejor solución para la subred 14, solución a, muestra pérdidas del orden del 6.5% siendo también la mejor solución para las subredes 15 y 16 con pérdidas del 2.7, lo que redundaría en ser esta la solución a implementar dado que cumple también con la regulación requerida.

Se concluye de lo anterior que la metodología propuesta logra soluciones de calidad aceptable en el problema planteado para el segundo caso de prueba, por lo que se hace necesario mejorar la calidad de las soluciones en el frente en cuanto al porcentaje de pérdidas.

Perfil tensiones nodales	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Solución a	0,99	0,99	1,00	1,00	1,02	1,04	0,99	1,02	1,05	1,03	1,04	1,04	1,05
Solución b	0,99	0,99	0,98	1,00	1,01	1,03	0,98	1,01	1,04	1,02	1,02	1,03	1,04
Solución c	0,98	0,98	0,99	1,00	1,02	1,03	0,99	1,02	1,05	1,02	1,02	1,03	1,04

Tabla 4.12. Perfil de tensiones nodales para cada solución representativa.

Red radial	Alimentada por el Nodo 14			Alimentada por el Nodo 15			Alimentada por el Nodo 16		
	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS	DEMANDA (MW)	PERDIDAS (MVA)	PORCENTAJE DE PERDIDAS
Solución a	13,5	0,87	6,48	9,1	0,09	0,98	6,1	0,17	2,7
Solución b	13,5	0,92	6,8	9,1	0,11	1,16	6,1	0,19	3,19
solución c	13,5	0,87	6,48	9,1	0,11	1,16	6,1	0,2	3,25

Tabla 4.13. Perdidas de potencia activa para cada red radial que compone el sistema.

4.4.3 Elementos de control

Interruptores de Reconfiguración

La configuración radial del sistema de 16 nodos para la cual se logra el mejor cumplimiento de los objetivos corresponde al índice 20 y es mostrada en la figura 4.3, puede observarse entonces que los interruptores de reconfiguración que unen las parejas de nodos 6-8,7-9 y 10-1 se encuentran abiertos, parámetro que será utilizado para programar la acción de éstos durante la operación del sistema.

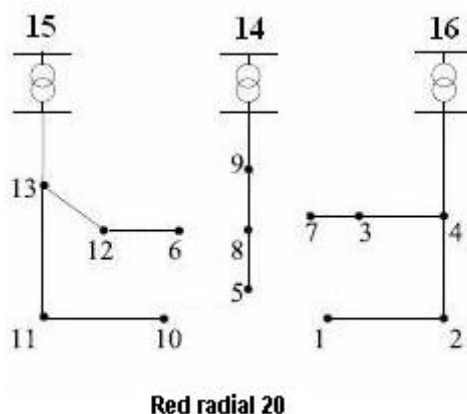


Figura 4.7. Topología radial correspondiente al índice 20.

Taps y bancos de condensadores en el secundario de los transformadores AT/MT

El valor del voltaje en las barras del secundario de las subestaciones AT/MT correspondiente a la posición del tap y la inyección de potencia reactiva para cada índice se muestra en la tabla 4.15, cada uno corresponde a una solución corresponde al valor del tap y al estado de los bancos de capacitores a programar en la operación del sistema.

Índice	Nodo	14	15	16
4856	Voltaje en p.u (tap)	1,10	1,06	1,03
1191	Q inyectada (p.u)	0,136	0,030	0,136

Tabla 4.14. Voltaje dado por la posición del tap y potencia reactiva inyectada en las barras MT para tres individuos del frente optimo de Pareto caso de prueba tres.

Bancos de capacitores fijos instalados a lo largo de los alimentadores

En la tabla 4.16 se muestra el valor de potencia reactiva inyectada en los nodos de la red y los vectores que indican en cual de ellos hay inyección, éstos son los valores a programar el estado de dichos bancos en la operación del sistema.

NODO	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
VALOR BANCO EN p.u.	0,055	0	0,055	0	0,112	0,018	0	0,036	0	0	0,036	0,033	0	INDICE
ESTADO DEL BANCO	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1206
ESTADO DEL BANCO	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	4180
ESTADO DEL BANCO	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	981

Tabla 4.15. Estado y valores de los bancos de condensadores ubicados en los nodos a lo largo de los alimentadores, caso de prueba uno.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este trabajo modela y resuelve el problema de la operación óptima de sistemas de distribución automatizados enfatizando dos aspectos a saber: 1. Trata el problema desde una perspectiva multiobjetivo con base en el concepto Pareto óptimo donde se minimizan pérdidas y desviación promedio de tensiones nodales y 2. Se considera el control acoplado sobre bancos de capacitores conectados en paralelo, taps en los transformadores AT/MT e interruptores de reconfiguración presentes entre algunos nodos del sistema.

Se ha comprobado la viabilidad en la elaboración de aplicaciones computacionales tal como la desarrollada en este trabajo, que brindan soporte eficiente en la toma de decisiones para la operación óptima de los sistemas automatizados de distribución de energía eléctrica.

La codificación implementada es eficiente en la medida que permite acceder a la información en forma indexada, favoreciendo notablemente la ejecución del método y evitando la realización de procedimientos intermedios en la generación de nuevos individuos. Adicionalmente este tipo de codificación permite hacer una implementación modular del algoritmo y facilita su escalabilidad hacia problemas de mayor complejidad.

El uso del algoritmo evolutivo multiobjetivo NSGAI, complementado con el flujo de potencia radial, permite encontrar conjuntos de soluciones satisfactorias dentro de los límites contemplados teóricamente para la operación de sistemas de distribución automatizados.

Para implementar una única solución en la operación del sistema eléctrico y con base en los resultados obtenidos en este trabajo se plantea utilizar como información de preferencia los valores límite de las desviaciones de voltaje y las pérdidas de potencia dado que dichas restricciones no se incluyeron como parte del algoritmo solución.

Si bien en este trabajo se contemplaron solo dos objetivos: minimización de pérdidas y desviación promedio de tensiones la estructura modular de la aplicación computacional y las características del algoritmo solución permiten integrar de forma adicional objetivos, restricciones y variables de control; en aspectos como confiabilidad, calidad o eficiencia, sin que ello limite la capacidad de la aplicación para solucionar el problema.

El flujo de carga radial utilizado fue una herramienta apropiada en la aplicación computacional desarrollada particularmente en la evaluación de los objetivos, y la

implementación exitosa de los procesos iterativos de clasificación por no dominancia y calculo de la distancia de apiñamiento.

Como trabajos futuros pueden realizarse estudios que complementen el actual, haciendo uso de nuevos objetivos, restricciones y/o elementos de control, para sistemas de automatizados de distribución.

Otros estudios pueden realizarse en forma comparativa, en función de la influencia de los parámetros de entrada, tamaño de la población, porcentaje de cruce y mutación en la calidad de las soluciones y/o la eficiencia computacional.

Adicionalmente pueden realizarse estudios comparativos utilizando diferentes técnicas multiobjetivo de segunda generación para tratar el problema planteado bajo los mismos parámetros.

Otros estudios pueden orientarse a la solución del problema bajo diferentes modelos del sistema eléctrico, por ejemplo: utilizar diferentes modelos de carga, hacer uso del flujo de carga trifásico, utilización del balance de cargas y la clasificación jerárquica de las mismas. Adicionalmente pueden incluirse las perdidas en los transformadores HV-MV, contemplando la influencia del valor del tap en las mismas.

ANEXOS

A Datos del sistema de prueba de 16 nodos

Nodo envío	Nodo recibo	Resistencia de la línea p.u	Reactancia de la línea p.u	Demanda activa nodo recibo pu	Demanda reactiva nodo recibo p.u	Condensador nodo recibo p.u
15	13	0,025	0,008	0,061	0,048	
13	12	0,026	0,009	0,091	0,045	0,033
13	11	0,030	0,010	0,061	0,024	0,036
11	10	0,013	0,004	0,045	0,036	
14	9	0,036	0,012	0,121	0,082	
9	8	0,026	0,009	0,152	0,091	0,036
9	7	0,036	0,012	0,030	0,027	
8	6	0,036	0,012	0,018	0,003	0,018
8	5	0,026	0,009	0,136	0,061	0,112
16	4	0,036	0,012	0,030	0,027	
4	3	0,030	0,010	0,030	0,021	0,055
4	2	0,026	0,009	0,030	0,027	
2	1	0,013	0,004	0,064	0,030	0,055

Bases del sistema utilizadas para los valores en tanto por uno.

$$S_b = 33MVA$$

$$V_b = 23kV$$

BIBLIOGRAFÍA

- [1] ALVARADO Carolina, Herazo Iván, Ardila Carlos, Donoso Yezid. Aplicación de NSGA-II y SPEA-II para la optimización multiobjetivo de redes multicast. Número 17 INGENIERÍA & DESARROLLO Enero-Junio, 2005.
- [2] AUGUGLIARO A., Dusonchet L, Mangione S., An Efficient Approach for Reconfiguration Problem in Distribution Systems. IEEE KTH STOCKHOLM POWER TECH CONF. JUNIO 1995.
- [3] AUGUGLIARO A., Dusonchet L., Catalotti B. Optimal Compensation and Reconfiguration for the Minimum Losses Operation of MV Automated Networks: An Evolutionary Solving Approach. VOLUMEN VOL 6. BUENOS AIRES, ARGENTINA. CIRED 1996.
- [4] AUGUGLIARO A., Dusonchet L., Favuzza Salvatore, Sanseverino Eleonora Riva. Voltage Regulation and Power Losses Minimization in Automated Distribution Networks by an Evolutionary Multiobjective Approach. VOL 19 N°3 IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, AGOSTO 2004.
- [5] CACERES Néstor. Barán Benjamin. Viveros Enrique C. Algoritmo evolutivo multiobjetivo con corrección de radialidad para la reconfiguración de sistemas eléctricos de distribución.
- [6] CINVALAR, Graiger J.J, Yin H., Lee S.S.H, Distribution feeder reconfiguration for loss reduction, IEEE Trans. On PWRD, Vol.PWRD-3, No 3, July 1988, pp. 1217-1223.
- [7] COELLO Coello Carlos A, Van Veldhuizen David A. Gary B. Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems. New York. Lamont Academic Publishers. March 2002.
- [8] CHOI D.S, Kim C.S, Hasegawa J., An application of genetic algorithms to the network reconfiguration in distribution for loss minimization and load balancing problem, IEEE Catalogue No. 95TH8130, pp. 376-381.
- [9] DEB Kalyanmoy. "Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms". Chichester, UK. John Wiley & Sons. 2001.
- [10] ESPERANDIO Mauricio, Arahna Neto Edison E.C., Coelho Jorge, Ramos Rodrigo, Analysis of Automated Distribution Systems Schemes, <http://www.labplan.ufsc.br/sperandio>.
- [11] GALLEGO Rendón Ramón A., Romero Lázaro Rubén A., Escobar Zuluaga Antonio H. Flujos de carga en redes de energía eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Maestría en ingeniería eléctrica. 1999.

- [12] GARCÉS Ruiz Alejandro, Granada Mauricio, Gallego R Ramón Alfonso. Flujo de Carga Trifásico para Sistemas Radiales de Distribución, Scientia et Technica Año X, No 24, Mayo 2004. UTP. ISSN 0122-1701.
- [13] GIRALDO Aristizabal Jaime, Barón Castro Vicente, Introducción al estudio de sistemas de distribución eléctrica, Westinghouse.
- [14] GONEN Turan, Electric Power Distribution System Engineering, Mcgraw-Hill College, 1985.
- [15] HERRANZ Zapata Álvaro, Martín Giraldo Jesús María, Algoritmo para la resolución del flujo de cargas en redes con arquitectura radial. Energía: Ingeniería energética y medioambiental, ISSN 0210-2056, Año n° 22, N° 6, 1996 , pags. 83-88.
- [16] JEON Y.-J. and Kim J.-C., Network reconfiguration in radial distribution system using simulated annealing and tabu search, in Proc. IEEE PES Winter Meeting, vol. 4, 2000, pp.2329-2333.
- [17] JIANG D, Baldick R., “Optimal electric distribution systems switch reconfiguration and capacitor control, “IEEE Trans. Power Syst, Vol. 11, pp. 890-899, May 1996.
- [18] LEMOINE Cesar Arango, López Lemaza Jesús Maria. Reconfiguración de alimentadores en sistemas de distribución usando una función multiobjetivo, Universidad Nacional de Colombia – Sede Manizales.
- [19] MATOS M.A., Melo P., Multiobjective reconfiguration for loss reduction and service restoration using simulated annealing, IEEE power teach 1999 conference, Budapest, Hungary, Aug 29 sep 2, 1999.
- [20] MIETTINEN Kaisa M.. Nonlinear Multiobjective Optimization, Kluwer’s International Series.1999
- [21] MUÑOZ Montesinos Cristian M., “Flujo de Potencia Trifásico para Sistemas de Distribución”, Pontificia Universidad Católica de Chile, Departamento de ingeniería Eléctrica.
- [22] NARA, M. Kitagawa, Distribution systems loss minimum reconfiguration by simulated annealing method, IEE International conference on advances in power system control. Operation and management, November 1991, Hong kong, pp.461-466.
- [23] RAMIREZ Castaño Samuel, Redes de distribución de energía, Universidad nacional de Colombia, Sede Manizales, p.144.

[24] SALAZAR Isaza Harold, Reconfiguración de alimentadores primarios empleando redes neuronales y técnicas de agrupamiento, Universidad Tecnológica de Pereira, Maestría en ingeniería eléctrica, 2003.

[25] SARIC, Calovic M., Djucanic M.. “Neural Net Based Coordinated Control of Capacitors and ULTC Transformer in daily Operation of Radial Distribution System”. ELECT. POWER SYST. RES. N° 43 . 1997

[26] TAYLOR, D. Lubkeman, Implementation of heuristic search strategies for distribution feeder reconfiguration, IEEE Transactions on power delivery, Vol. 5, No.1, January 1990, pp. 239-246.

[27] VILCAHUAMAN Sanabria Raúl C., “Análisis interactivo Gráfico de Sistemas de Distribución Primaria”, Pontificia Universidad Católica de Chile, Departamento de ingeniería Eléctrica.

[28] VON Lucken Martínez Christian Daniel, “Algoritmos evolutivos para optimización multiobjetivo: Un estudio comparativo en un ambiente paralelo asíncrono”, Universidad Nacional de Asunción, 2003.

[29] ZITSLER Eckard, Evolutionary Algorithms for multiobjective optimization: methods and applications. Swiss Federal Institute of Technology Zurich. November 11, 1999.

[30] http://www.secretariassenado.gov.co/leyes/L0143_94.HTM.