

**LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE RECONECTADORES NORMALMENTE
ABIERTOS PARA TRANSFERENCIA DE CARGA**

MARIO ALDEMAR RÍOS GIRALDO

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
PEREIRA, NOVIEMBRE DE 2016**

**LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE RECONECTADORES NORMALMENTE
ABIERTOS PARA TRANSFERENCIA DE CARGA**

MARIO ALDEMAR RÍOS GIRALDO

**PROYECTO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO PARA OPTAR AL
TÍTULO DE MAGÍSTER EN INGENIERÍA ELÉCTRICA**

DIRECTOR: PH. D. RAMÓN ALFONSO GALLEGO RENDÓN

**MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA
PEREIRA, NOVIEMBRE DE 2016**

Nota de aceptación

Ph. D. Ramón Alfonso Gallego Rendón

Director

Nombre del jurado

Jurado

Nombre del jurado

Jurado

Ph. D. Andrés Escobar Mejía

Director Programa de Maestría en Ingeniería Eléctrica

Dedicatoria

- A Dios, el ser supremo que es la guía día a día para mi crecimiento personal.
- A mi hijo Santiago, quien es la persona más importante en mi vida, con quien nos demostramos un amor verdadero y puro, y por el que le pido a Dios me dé la inspiración para saberle guiar en su vida y dar buen ejemplo.
- A mis Padres ya fallecidos Aldemar Ríos Osorio y Dora Giraldo de Ríos, quienes con su gran ejemplo formaron una familia con raíces muy profundas y que se sentirían muy orgullosos de verme culminar este escalón en mi vida profesional.
- A mis hermanos y sobrinos, quienes constantemente me animaron a culminar este trabajo.
- A todas las personas que han estado cerca de mí, que con su constante apoyo, ánimo y muestras de amor, me mantuvieron firme hasta la culminación de este trabajo.

Agradecimientos

- Al ingeniero Ph. D. Ramón Alfonso Gallego Rendón, director de esta tesis, que no solo fue la persona que con sus conocimientos y experiencia guio este trabajo, si no que me brindó su amistad abriéndome las puertas de su casa para consultas en su tiempo de familia.
- A la ingeniera M. Sc. Eliana Mirledy Toro, y sus hijos Alfonso y Miguel, quienes con su gran hospitalidad abrieron las puertas de su hogar, y permitieron que les quitara tiempo de su esposo y padre, para atender inquietudes de este estudiante.
- Al Ingeniero M. Sc. Ricardo Hincapié, quien siempre estuvo presto a hacer las observaciones y aportes en las revisiones de este trabajo.
- A la Empresa de Energía del Quindío, quien me dio todo el apoyo para la culminación de esta tesis.

El autor.

Contenido general

Generalidades.....	1
1.1. Introducción	1
1.2. Descripción del problema	1
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo general	3
1.3.2. Objetivos específicos	3
Estado del arte.....	5
2.1. Modelos más representativos del estado del arte	5
Modelo matemático	7
3.1. Consideraciones generales	7
3.2. Aspectos considerados en el modelo	10
3.3. Modelo matemático	10
3.3.1. Funciones objetivo	11
3.4. Restricciones.....	12
3.4.1. Capacidad de alimentadores.....	12
3.4.2. Regulación de tensión	13
3.4.3. Capacidad de subestaciones	13
3.4.4. Número máximo de RNAs.....	14
Metodología propuesta	15
4.1. Metodología propuesta.....	15
4.2. Datos del alimentador bajo estudio:.....	18
4.3. Datos de alimentadores vecinos al alimentador bajo estudio	18
Aplicación y resultados.....	19
5.1. Datos del alimentador bajo estudio (Circuito 1):	19
5.2. Datos de alimentadores vecinos al alimentador bajo estudio	21
Conclusiones.....	26
Bibliografía	28
ANEXOS	30

ANEXO A: ALGORITMOS GENÉTICOS	31
A1. Introducción	31
A2. Aplicación práctica	32
A3. Algoritmo genético básico (AGB)	33
A4. Bibliografía del anexo A.....	42
ANEXO B: ALGORITMO MULTIOBJETIVO NSGA-II	43
B1. Introducción	43
B2. Optimalidad de Pareto.....	43
B3. Algoritmo genético elitista de ordenamiento no dominado (NSGA-II).....	44
B4. Bibliografía	48

Índice de figuras

Figura 3. 1. Alimentador primario con circuitos vecinos.	7
Figura 3. 2. Numeración completa del sistema de distribución bajo estudio.	8
Figura 3.3. Sistema de distribución dividido por áreas operativas.	9
Figura 3.4. Interconexión por áreas del sistema de distribución.	10
Figura 5.1. Ilustración de las áreas definidas para el proyecto.	21
Figura 5.2. Codificación empleada.	23
Figura 5.3. Frente de Pareto entregado por el algoritmo NSGA-II.	24
Figura A.1. Ejemplo de población.	34
Figura A.2. Ejemplo de ruleta de probabilidad de obtención de descendientes.	35
Figura A.3. Ejemplo de recombinación.	37
Figura A.4. Ejemplo de mutación bit a bit.	38
Figura A.5. Ejemplo de mutación por población.	39
Figura A.6. Algoritmo genético básico.	40
Figura B.1. Conjuntos óptimos de Pareto.	44
Figura B.2. Diagrama esquemático del algoritmo NSGA-II.	45
Figura B.3. Diagrama esquemático del algoritmo NSGA-II.	47

Índice de tablas

Tabla 4.1. Parámetros del algoritmo NSGA-II.	16
Tabla 5.1. Índices de falla y de reparación empleados.	19
Tabla 5.2. Puntos candidatos de ubicación de RNAs.	20
Tabla 5.3. Ubicación de RNCs.	21
Tabla 5.4. Parámetros empleados por el algoritmo.	22
Tabla 5.5. Soluciones al frente de Pareto.....	24
Tabla A.1. Ejemplo de probabilidad de obtención de descendientes.	35
Tabla A.2. Ejemplo de asignación proporcional de descendientes.....	35
Tabla A.3. Ejemplo de parejas formadas para la obtención de descendientes por ruleta.	35
Tabla A.4. Ejemplo de asignación de descendientes para selección por torneo.....	36
Tabla A.5. Ejemplo de parejas formadas para la obtención de descendientes por torneo.....	36

Nomenclatura y notaciones

Abreviaturas

F.O.: Función Objetivo.

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers.

OR: Operador de Red.

NENS: Nivel de Energía No Servida.

NSGA-II: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (Algoritmo Genético de Ordenamiento no Dominado).

kWh: kilo Watt por hora.

kVAr: kilo Volt-Ampère reactive.

kVA: kilo Volt-Ampère.

fp: factor de potencia.

RNA: reconectador normalmente abierto.

RNC: reconectador normalmente cerrado.

SDL: sistema de distribución local.

SAIDI: System Average Interruption Duration Index (Índice de Duración de Interrupción Promedio del Sistema).

SAIFI: System Average Interruption Frequency Index (Índice de Frecuencia de Interrupción Promedio del Sistema).

Capítulo 1

Generalidades

1.1. Introducción

La calidad del servicio de un sistema eléctrico puede cuantificarse a través de diversos parámetros como continuidad del servicio, fluctuaciones de tensión, contenido armónico de las formas de onda de tensión y de corriente, y variaciones de frecuencia. De estos aspectos del servicio eléctrico son imputables al sistema de distribución, en gran medida, la continuidad de suministro y las variaciones de tensión y armónicos, puesto que la regulación de frecuencia es responsabilidad del sistema de generación.

El concepto de calidad de servicio es bastante amplio, de manera que no es posible sintetizarlo en un solo parámetro o índice. Por una parte, para las fluctuaciones lentas y rápidas existen diversos cuantificadores que dan cuenta de la presencia de tales anomalías e indican la necesidad de tomar medidas correctivas, dado que las fuentes de estos problemas son normalmente conocidas. Por otra parte, los cortes de suministro de energía eléctrica que afectan a todos los usuarios produciendo graves distorsiones tanto en el desarrollo habitual de cualquier actividad como en el confort de las personas, se cuantifican midiendo su frecuencia de aparición y su duración.

Con el fin de minimizar el tiempo de duración de las fallas y de mejorar los índices de confiabilidad de los sistemas de distribución, en los últimos años la ubicación de elementos de protección como reconectores ha cobrado gran importancia, gracias a la relativa facilidad en la coordinación con otros reconectores y/o elementos de protección y a las características radiales que presentan estos sistemas (Gers J.M., 1994 y Anderson P. M., 1999).

1.2. Descripción del problema

La confiabilidad del servicio de energía eléctrica, medida a través de índices de desempeño, tiene dos orientaciones diferentes: el registro de eventos pasados y la confiabilidad. Las empresas de servicio eléctrico normalmente llevan un registro estadístico

de los eventos pasados, con los cuales pueden evaluar el desempeño de sus sistemas y algunos indicadores económicos como el valor de la energía no suministrada (NENS). La predicción de los índices de confiabilidad pretende determinar el comportamiento que tendrá la red, basado en el desempeño pasado y ayudar en la toma de decisiones sobre modificaciones de elementos componentes de la red y/o su topología.

Es difícil definir una función de confiabilidad única para un sistema de distribución, puesto que diversos consumidores, conectados en distintos puntos de éste, verán comportamientos diferentes. Aunque no existe unanimidad en los criterios de evaluación, los índices más comunes utilizados en la cuantificación de confiabilidad son los relacionados con la frecuencia y duración de fallas o cortes de suministro de energía eléctrica.

Además de las características arriba mencionadas, los reconectores también poseen capacidades de comunicación, lo cual les permite a las empresas poseer control sobre estos dispositivos tanto de manera local (ubicación del dispositivo) como remota (centro de control). Las funciones de control tanto locales como remotas hacen parte de un esquema mayor denominado automatización de la red.

Con un mayor grado de automatización, las compañías electrificadoras tienen más información y un mayor control del estado operativo en todo momento, disminuyendo de esta manera los tiempos de reparación y de restauración del sistema trayendo consigo mejoras en la calidad del servicio. También con la automatización, es posible aplicar algunas técnicas del campo de la inteligencia artificial para ayudar a los operadores a mejorar la gestión de la red. La introducción de los reconectores es uno de los primeros pasos para la transición hacia las redes inteligentes o smart grids. Estos dispositivos permiten de manera automática junto a otros reconectores ya instalados como elementos de protección, la restauración de usuarios mediante operaciones de cierre/apertura para la disminución de la energía no servida luego de la ocurrencia de una falla.

Debido a la longitud de los sistemas de distribución, la gran cantidad de ramificaciones y la diversidad de la demanda, la ubicación óptima de estos elementos de protección es considerada un problema de optimización combinatorial debido a la gran cantidad de alternativas de solución que se presentan.

Una ubicación inadecuada de estos elementos se puede ver reflejada en los siguientes problemas:

- Sobrecostos por la instalación de un número mayor de elementos que los requeridos por el sistema.
- Fluctuaciones de tensión, lentas y rápidas.
- Continuos cortes en el suministro de energía, provocando distorsiones tanto en el desarrollo habitual de cualquier actividad como en el confort de las personas.
- Pérdidas económicas debido al valor de la energía no servida (ENS).

- Empeoramiento de los índices de confiabilidad (SAIFI¹ y SAIDI²).
- Penalizaciones a las empresas distribuidoras por parte de los entes reguladores por no cumplir los estándares de calidad del servicio.

Adicional a los aspectos mencionados anteriormente, las empresas prestadoras del servicio de energía eléctrica han venido siendo sometidas a una regulación cada vez más estricta alrededor de indicadores de operación de calidad y confiabilidad (Res CREG 097 de 2008), lo que ha motivado a que las empresas realicen inversiones tecnológicas buscando mejoras en la gestión y prestación del servicio.

De acuerdo a lo anterior, la ubicación óptima de elementos de protección en sistemas de distribución cobra un interés cada vez mayor para las electrificadoras, siendo esta temática un área de investigación todavía por explorar y que presenta una gran cantidad de investigaciones y proyectos encaminados a solucionar este problema.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar una metodología de optimización para ubicar reconectores normalmente abiertos (RNA) en forma óptima y que trabajen en conjunto con reconectores normalmente cerrados (RNC), mejorando los niveles de disponibilidad de servicio en los circuitos alimentadores primarios del sistema de distribución local (SDL).

1.3.2. Objetivos específicos

- Identificar los estudios anteriores relacionados con el aumento de la confiabilidad en los sistemas de distribución enfocados en la disminución del número de usuarios no servidos ante fallas en dichos sistemas.
- Desarrollar una metodología que involucre los índices de confiabilidad de los elementos de las redes de distribución de energía eléctrica, para encontrar el punto óptimo de ubicación de los RNAs para transferencia de carga, teniendo como estrategia la actuación conjunta de RNCs y RNAs, y tomando como criterio de éxito la continuidad del servicio, la rapidez en la respuesta, y la menor cantidad de usuarios no servidos.
- Desarrollar un algoritmo de búsqueda global para optimizar el proceso de ubicación de los RNAs para transferencia de carga.

¹ SAIDI – System Average Interruption Duration Index (Índice de Duración de Interrupción Promedio del Sistema).

² SAIFI – System Average Interruption Frequency Index (Índice de Frecuencia de Interrupción Promedio del Sistema).

- Implementar el algoritmo sobre un sistema de distribución real de aplicación utilizando la información de los índices de confiabilidad y los datos técnicos de un operador de red (OR).

Capítulo 2

Estado del arte

2.1. Modelos más representativos del estado del arte

Billinton et al (1996) propone una metodología para ubicación óptima de elementos de protección teniendo en cuenta costos de indisponibilidad del servicio, mantenimiento e inversión del sistema. El problema es formulado como un modelo de programación no lineal entero, el cual fue solucionado empleando Simulated Annealing (Recocido Simulado). Kagan et al (1997) presenta una metodología para minimizar la cantidad de energía no servida en redes de distribución primaria, a través de la sustitución e inserción de dispositivos de protección. La metodología propuesta considera algunos aspectos como la reconfiguración de la red, representación de la red por zonas de carga y análisis del costo/beneficio de la instalación de estos dispositivos. Soudi et al (1998) describe el problema con un modelo matemático binario, el cual permite identificar el tipo y la ubicación de los dispositivos de protección en redes de distribución. El algoritmo propuesto usa técnicas heurísticas para minimizar el tiempo de cómputo. La función objetivo empleada busca minimizar el índice SAIFI. Además, Soudi et al (2001) plantean el problema como un modelo no lineal binario con restricciones lineales. La formulación de este trabajo supone la división de la red de distribución en cuatro categorías diferentes: un alimentador principal y tres tipos de laterales. En la aplicación de la metodología sólo el alimentador principal y ciertos tramos de red son explícitos para ser optimizados. Kagan et al (1998) presenta un modelo para determinar y minimizar los índices de duración y frecuencia de las fallas (DIC, FIC), para una red de distribución primaria, donde los índices de calidad del servicio son considerados a través de las tasas medias de falla y el tiempo de restauración del servicio. Silva (2002) presenta una formulación matemática para el problema de ubicación de dispositivos de protección, que considera la posibilidad de adicionar dispositivos de protección en lugares estratégicos buscando mejorar el índice de confiabilidad de la red (ICR). El modelo matemático propuesto corresponde a un problema de programación no lineal entero, que considera una función objetivo no lineal con un conjunto de restricciones lineales. En la solución del problema se emplea un algoritmo evolutivo. También, Silva (2005) propone un modelo de programación no lineal mixto, con el fin de resolver la ubicación de seccionadores y dispositivos de protección en redes de distribución. Esta propuesta tiene como objetivo mejorar el índice de confiabilidad y el suministro a los consumidores garantizando confiabilidad y bajos costos, logrando de esta manera un aumento en las utilidades de las empresas electrificadoras y un cumplimiento riguroso de la reglamentación establecida por parte de los organismos de control. Moretti (2007) presenta una metodología

para ubicar dispositivos de protección en sistemas de distribución primaria considerando generación distribuida. El modelo matemático considera la minimización de la energía no servida sujeto a un conjunto de restricciones técnicas y operativas, y en su solución se emplea una técnica heurística. Silva et al (2008) propone una estrategia para localizar fusibles, reconectores y seccionadores en sistemas de distribución radiales en forma simultánea. El objetivo del proyecto consiste en minimizar los costos fijos debido a la instalación de los elementos de protección y control, y el valor de la energía no suministrada debido a fallas temporales y permanentes. El problema es formulado como un modelo no lineal entero mixto, y en su solución emplean un algoritmo de búsqueda tabú. Tippachon et al (2009) presenta una metodología de optimización multiobjetivo para localizar de manera óptima elementos de corte y protección. El modelo matemático empleado para describir el problema es no lineal y no diferenciable. Para plantear el problema consideran la minimización de dos funciones objetivo: una función de costos de ubicación de estos elementos y una función de confiabilidad que lleva en cuenta los índices de confiabilidad SAIFI y SAIDI. El problema es solucionado empleando un algoritmo de optimización multiobjetivo basado en colonia de hormigas. Javadian et al (2010) plantea una metodología para ubicar elementos de protección en redes de distribución con presencia de generación distribuida. La idea general del esquema propuesto se basa en dividir el sistema de distribución en varias zonas. La zonificación se realiza teniendo en cuenta la capacidad y localización de los generadores distribuidos y las cargas por áreas. Después de realizar la zonificación de la red y determinar los límites de las zonas se propone la ubicación de elementos de protección entre estas. Para solucionar el problema emplean una estrategia basada en análisis de riesgo. Montoya et al (2016) presentan una nueva metodología para la ubicación óptima de reconectores en sistemas de distribución de energía eléctrica. La metodología considera en forma simultánea la instalación de RNCs y RNAs, destinados al aislamiento de fallas y restauración del servicio, respectivamente. El problema es descrito por un modelo matemático multi-objetivo, donde la primera función objetivo minimiza el nivel de energía no servida del sistema (NENS) y la segunda los costos de inversión. En la solución del problema se emplea un algoritmo elitista de ordenamiento no dominado (NSGA-II).

Capítulo 3

Modelo matemático

3.1. Consideraciones generales

El problema de la ubicación óptima de RNAs en sistemas de distribución es formulado como un problema de optimización multiobjetivo, donde los objetivos considerados son: minimizar los costos fijos (instalación de los RNAs, mano de obra, etc.) y la confiabilidad de la red, medida a través de un indicador de sensibilidad asociado al nivel de la energía no servida (NENS), sujeto (ambos objetivos) a un conjunto de restricciones técnicas y operativas.

Para ilustrar los conceptos asociados al modelo matemático, se emplea el sistema de distribución de la figura 3.1, el cual presenta un alimentador primario con sus circuitos vecinos. Es decir, muestra los alimentadores vecinos con sus respectivas interconexiones por medio de las cuales podrían recibir carga del alimentador bajo estudio en algún momento en particular.

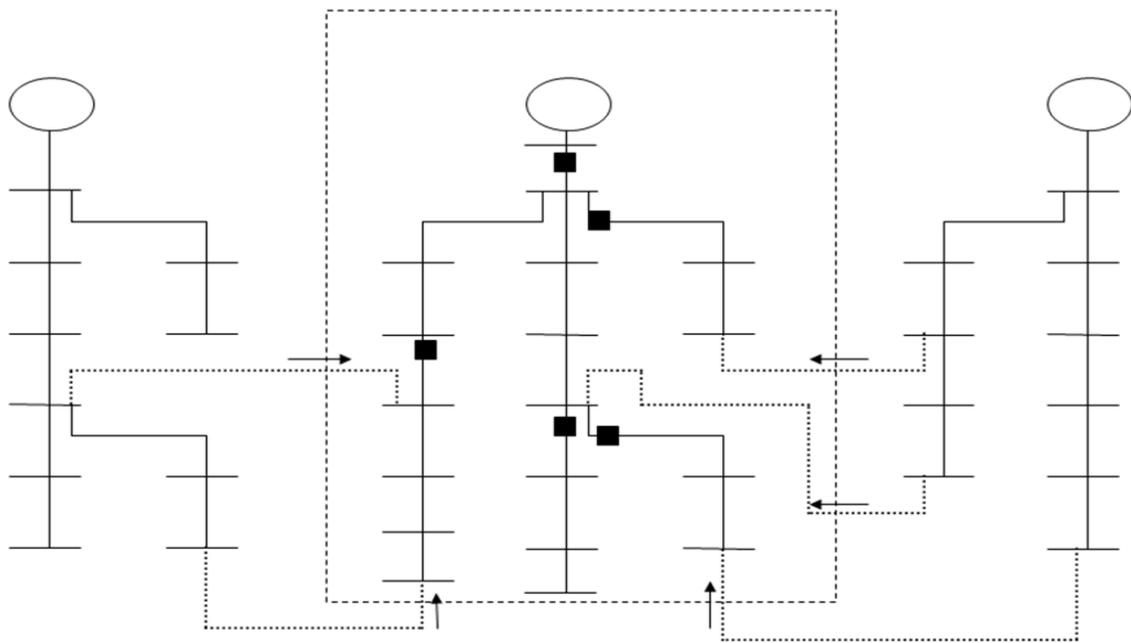


Figura 3. 1. Alimentador primario con circuitos vecinos

Como las cargabilidades de los alimentadores vecinos son conocidas, entonces el porcentaje de carga que cada uno de ellos puede recibir del alimentador bajo estudio, puede ser calculado previamente.

Adicionalmente se manejan dos tipos diferentes de enumeración para los RNAs y RNCs, tal como se ilustra en la figura 3.2.

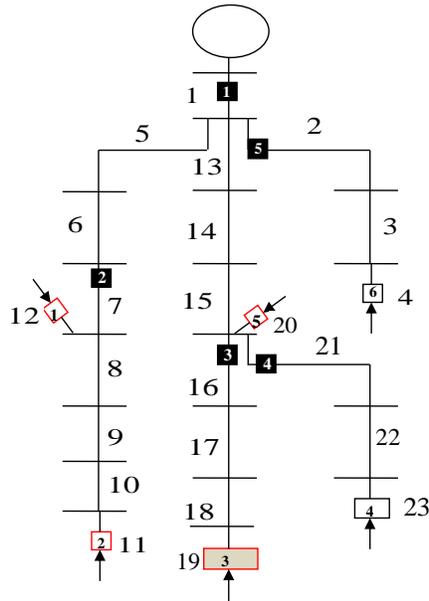


Figura 3. 2. Numeración del sistema de distribución bajo estudio

Como se puede apreciar en la figura anterior, para una falla en uno o varios tramos de red en particular, siempre operarán los mismos RNAs y RNCs para aislar la falla. Por ejemplo, cuando se presenta una falla en el tramo de red 14, los reconectores que actuarían para aislar la falla son: 1, 2, 3, 4 y 5. Si sucede una falla en otro tramo de red dentro de la zona que queda aislada al operar estos dispositivos, la energía no servida siempre será la misma. Es decir, los tramos de red 1, 5, 6, 13, 14 y 15 conforman un área, lo que quiere decir que para una falla en cualquiera de estas líneas, el nivel de energía no servida será el mismo.

De forma similar se puede establecer un número determinado de áreas dadas por la ubicación de los RNAs y RNCs. Para el sistema de la figura 3.2 se pueden conformar cinco áreas operativas, tal como se presenta en la figura 3.3.

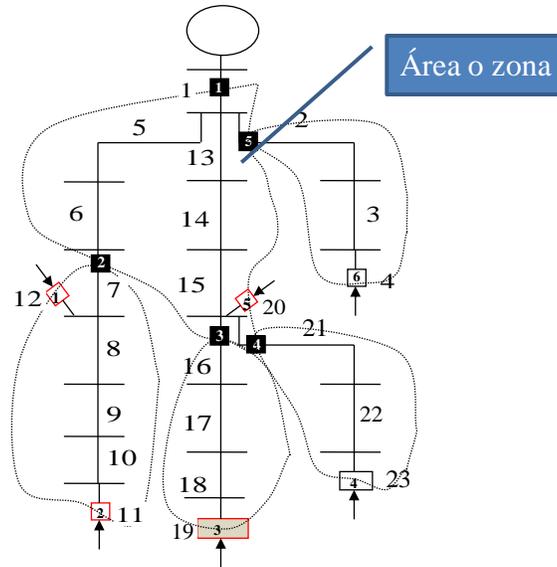


Figura 3.3. Sistema de distribución dividido por áreas operativas

Una vez se determinan las áreas operativas, se procede a calcular el nivel de energía no servida (NENS) para cada área. Este valor se obtiene al calcular la expresión dada por la ecuación 3.1, saber:

$$NENS_Z = \sum_{i \in Z} \lambda_i \times f_i^P(TP_i, I_Z) \quad (3.1.)$$

Donde,

$NENS_Z$: Nivel de energía no servida en la zona Z .

λ_i : Tasa de falla permanente de la sección i correspondiente al área Z .

TP_i : Tiempo medio para restauración de falla permanente en la línea i .

I_Z : Demanda no servida en el área Z .

$f_i^P(TP_i, I_Z)$: Función de costo de interrupción permanente, por tipo de consumidor conectado en la barra receptora de la línea i , con valor de demanda no servida I_Z y duración TP_i .

El tratamiento por áreas permite mostrar las interconexiones del sistema, como se ilustra en la figura 3.4.

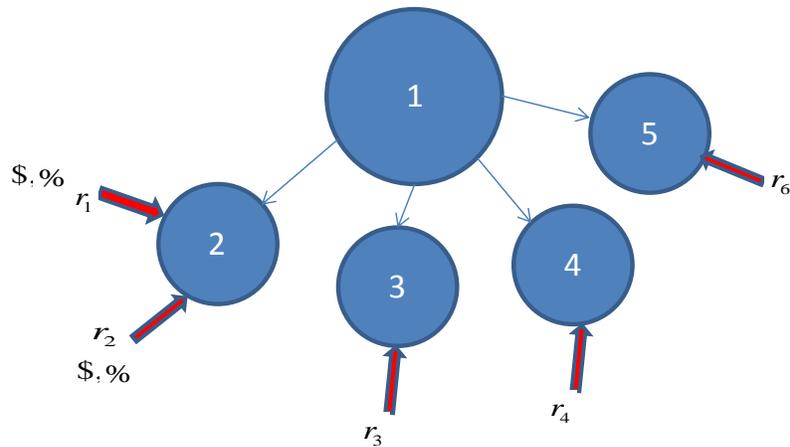


Figura 3.4. Interconexión por áreas del sistema de distribución

Para identificar las áreas que pueden conectarse a otras a través de los RNAs, es necesario identificar el estado operativo de estos elementos, es decir, se debe generar un vector de variables binarias (de decisión) que permita identificar los RNAs propuestos por la metodología.

3.2. Aspectos considerados en el modelo

- El problema de la ubicación óptima de RNAs en sistemas de distribución es formulado como un modelo de programación no lineal entero mixto multiobjetivo.
- Es un modelo general.
- Los objetivos son:
 - Minimizar los costos fijos (instalación de los RNAs).
 - Minimizar los costos asociados al valor del nivel de energía no servida (NENS).
- La NENS es cuantificada utilizando tres criterios:
 - Simulación de contingencias n-1.
 - Regulación de tensión.
 - Capacidad de transferencia entre áreas.
- La ubicación de RNCs se asume conocida.
- En el modelo matemático se considera solamente la instalación de RNAs.

3.3. Modelo matemático

Las funciones objetivo se describen a continuación:

$$\min f(X) = (FO_1, FO_2) \quad (3.2)$$

$$s. a. : \begin{cases} S_{ijL} \leq S_{ijF} & (3.3) \\ V_k \leq 0,9V_B & (3.4) \\ B_i \leq \sum_i^n S_{Ai} & (3.5) \end{cases}$$

3.3.1. Funciones objetivo

La primer función objetivo (FO_1) considera un indicador de sensibilidad del NENS del sistema, por lo que en forma implícita se tiene en cuenta la confiabilidad de la red. Para calcular este objetivo se emplea el criterio n-1 simulando una contingencia en cada tramo de red del circuito y se evalúa el NENS por área teniendo en cuenta la posibilidad de restaurar las zonas no atendidas usando los RNAs. En el momento en que se realiza la contingencia, se consideran los RNCs para aislar la falla, es decir, a partir de una contingencia en un tramo de red, se evalúa el nivel de energía no servida para todo el sistema, sumando el valor del nivel de cada área. Por lo tanto:

$$FO_1 = \sum_{Z=1}^n NENS_Z \quad (3.6)$$

Donde $NENS_Z$ es calculado usando la ecuación (3.1), y n es el número total de áreas del sistema.

Cuando se simula una contingencia usando el criterio n-1 se incorporan dos tipos de barridos en el algoritmo para calcular la función objetivo: aguas abajo de la ubicación de la falla (busca los RNCs para aislar la falla y los RNAs para restaurar las zonas sin servicio), y aguas arriba de la ubicación de la falla (busca los RNCs para aislar la falla).

En el momento en que se evalúa si una zona sin servicio puede ser alimentada a través de otra zona por medio de los RNAs, se verifica la regulación de la red y la capacidad de transferencia de carga (cargabilidad). Si la ubicación de un reconector NA en un lugar ocasiona que una zona no pueda ser alimentada a través de este elemento, debido a la violación de alguno de los dos criterios mencionados anteriormente (regulación y cargabilidad), entonces se considera que esta zona tiene una demanda no atendida, por lo que al calcular su NENS, aumenta el valor de la función objetivo.

La segunda función objetivo (FO_2) considera los costos de instalación de RNAs (mano de obra, costo de los equipos, herrajes, estructuras, etc.). Debido a que en algunos lugares propuestos (candidatos) para ubicar RNAs no existen tramos de red, entonces este valor se debe llevar en cuenta en este objetivo. Por lo tanto:

$$FO_2 = \sum_{i=1}^{N_{RNA}} C_i * X_i \quad (3.7)$$

Donde:

N_{RNA} : Número de RNAs propuestos para instalar en el sistema.

C_i : Costo asociado al reconectador i NA.

X_i : Variable binaria (de decisión), asociada a la instalación de un reconectador i NA.

Si todos los RNAs considerados fueran ubicados en el sistema, el valor de la función objetivo 1 podría disminuir, pues habría una menor cantidad de áreas con carga no atendida debido a que se tendría una mayor cantidad de posibilidades de interconexión con otras zonas. Si esto ocurre, es claro que el valor de la función objetivo 2 aumentaría considerablemente, pues se tendría un valor mucho mayor asociado a la instalación de todos los RNAs.

En caso contrario, si solamente se propone instalar un reconectador NA en el sistema, el valor de la función objetivo 2 sería muy bajo, pero se incrementaría notablemente el valor de la función objetivo 1 pues la posibilidad de interconexión entre áreas sería más limitado, por lo que el valor del NENS asociado a la ocurrencia de una falla en un tramo de red estaría creciendo debido a la cantidad de energía no servida.

De acuerdo a lo anterior, se puede observar que el mejoramiento de la función objetivo 1 empeora la función objetivo 2, y viceversa. Debido a esto, se concluye que ambos objetivos están en conflicto, por lo que no se debe buscar solamente una sola propuesta de solución, de forma tal que se permitan evaluar diferentes condiciones del sistema. Por lo que la solución del problema genera un frente de Pareto, para que pueda ser aplicado un método de optimización multiobjetivo.

3.4. Restricciones

El conjunto de restricciones consideradas en el modelo matemático propuesto, se presentan a continuación:

3.4.1. Capacidad de alimentadores

Se especifica como un parámetro de entrada del algoritmo, y se considera en el cálculo de la función objetivo 1 (NENS) con el fin de verificar si la carga de un área puede ser alimentada a través de un reconectador NA.

$$S_{ij_L} \leq S_{ij_F} \quad (3.3)$$

Donde,

S_{ij_L} : Potencia transportada en el tramo $i-j$.

S_{ij_F} : Capacidad del alimentador entre los nodos $i-j$.

En resumen, la demanda desde el nodo i hasta el nodo j debe ser menor o igual a la capacidad nominal del alimentador.

3.4.2. Regulación de tensión

Al igual que la restricción anterior, se especifica como un parámetro de entrada del algoritmo, y se considera en el cálculo de la función objetivo 1 (NENS) con el fin de verificar si la carga de un área puede ser alimentada a través de un reconector NA.

$$V_k \leq 0,9V_B \quad (3.4)$$

Donde:

V_k : Es la tensión en el nodo de k .

V_B : Es la tensión nominal del nodo alimentador.

En resumen, la tensión de los nodos del sistema no puede ser inferior al 90% la tensión nominal del alimentador.

3.4.3. Capacidad de subestaciones

La capacidad de las subestaciones debe ser tal que permita atender la demanda de las áreas a conectar.

Matemáticamente, se expresaría como:

$$S_{B_i} \leq \sum_i^n S_{A_i} \quad (3.5)$$

Donde:

S_{B_i} : Capacidad de la subestación i .

S_{A_i} : Demanda en el área i .

3.4.4. Número máximo de RNAs

El número máximo de re conectadores propuestos está delimitado por las dos funciones objetivos, es decir, en las soluciones presentes en la frontera óptima de Pareto se pueden obtener diferentes respuestas con valores diferentes en ambas funciones objetivo, y con un número diferente de re conectadores propuestos para instalar en el sistema.

Capítulo 4

Metodología propuesta

4.1. Metodología propuesta

A continuación, se presenta en forma detallada la metodología propuesta para solucionar el problema de la ubicación de RNAs en sistemas de distribución; sin embargo, es menester tener en cuenta que la solución de este problema presenta las siguientes características:

- El problema es formulado como un modelo de programación no lineal entero mixto multiobjetivo.
- Es un modelo general.
- Los objetivos a minimizar son:
 - Costos fijos (instalación de los RNAs).
 - Costos asociados al valor del NENS.
- El NENS es cuantificado utilizando tres criterios:
 - Simulación de contingencias n-1.
 - Regulación de tensión.
 - Capacidad de transferencia entre áreas.
- La ubicación de RNCs se asume conocida.
- En el modelo matemático se considera solamente la instalación de RNAs.

El procedimiento para dar solución a este problema, de acuerdo a la metodología planteada, es el siguiente:

Paso 1. Definición de parámetros y lectura de datos de entrada

Se deben definir los parámetros descritos en los numerales 4.2 y 4.3 de este capítulo.

Paso 2. Delimitación de las áreas

Para cada alimentador es necesario definir las áreas en las cuales va a ser dividido. Estas áreas están definidas por la ubicación del interruptor principal (salida de la subestación) y la ubicación de los RNCs.

Paso 3. Técnica de solución

Una vez se tienen definidos los parámetros de entrada y las áreas de trabajo, se aplica el algoritmo NSGA-II (ver Anexo B) para solucionar el problema.

Para este algoritmo se deben definir, previamente, los parámetros mostrados en la tabla 4.1, a saber:

Tabla 4.1. Parámetros del algoritmo NSGA-II

Aspecto	Valor o rango recomendado
Tamaño de la población inicial	100-200
Criterio de parada (número de generaciones)	5-20
Selección	Torneo con dos individuos
Tasa de recombinación	$\rho_r \approx 0.9$
Tasa de mutación	$\rho_\mu \approx 0.05$

La codificación empleada en este trabajo utiliza un vector el cual por medio de variables binarias (0 o 1) representa los RNAs y sus ubicaciones respectivas. En el vector, un uno (1) significa que el elemento asociado a dicha posición es propuesto para ser instalado; en cambio un cero (0) significa que el elemento asociado a dicha posición no es propuesto para ser instalado. El esquema de codificación es presentado en la figura 4.1.

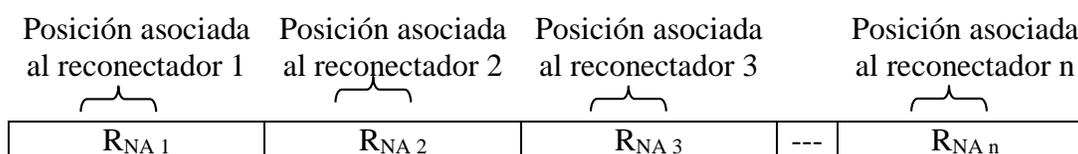


Figura 4.1. Esquema de codificación

Los pasos empleados por el algoritmo son:

- I. Población inicial.
- II. Evaluación de las funciones objetivo.
- III. Ordenamiento no dominado de las soluciones (frentes de Pareto).
- IV. Selección por torneo considerando apilamiento.
- V. Recombinación sencilla (un único punto).
- VI. Mutación.
- VII. Si no cumple el criterio de parada, volver el paso II.

Paso 4. Interpretación de resultados

Una vez ha finalizado el algoritmo NSGA-II, se procede a verificar las respuestas obtenidas en el frente de Pareto. La selección de la mejor solución del frente depende de las necesidades requeridas, es decir, la respuesta seleccionada va de acuerdo al criterio de selección adoptado.

El diagrama de flujo de la figura 4.2 resume la metodología propuesta.

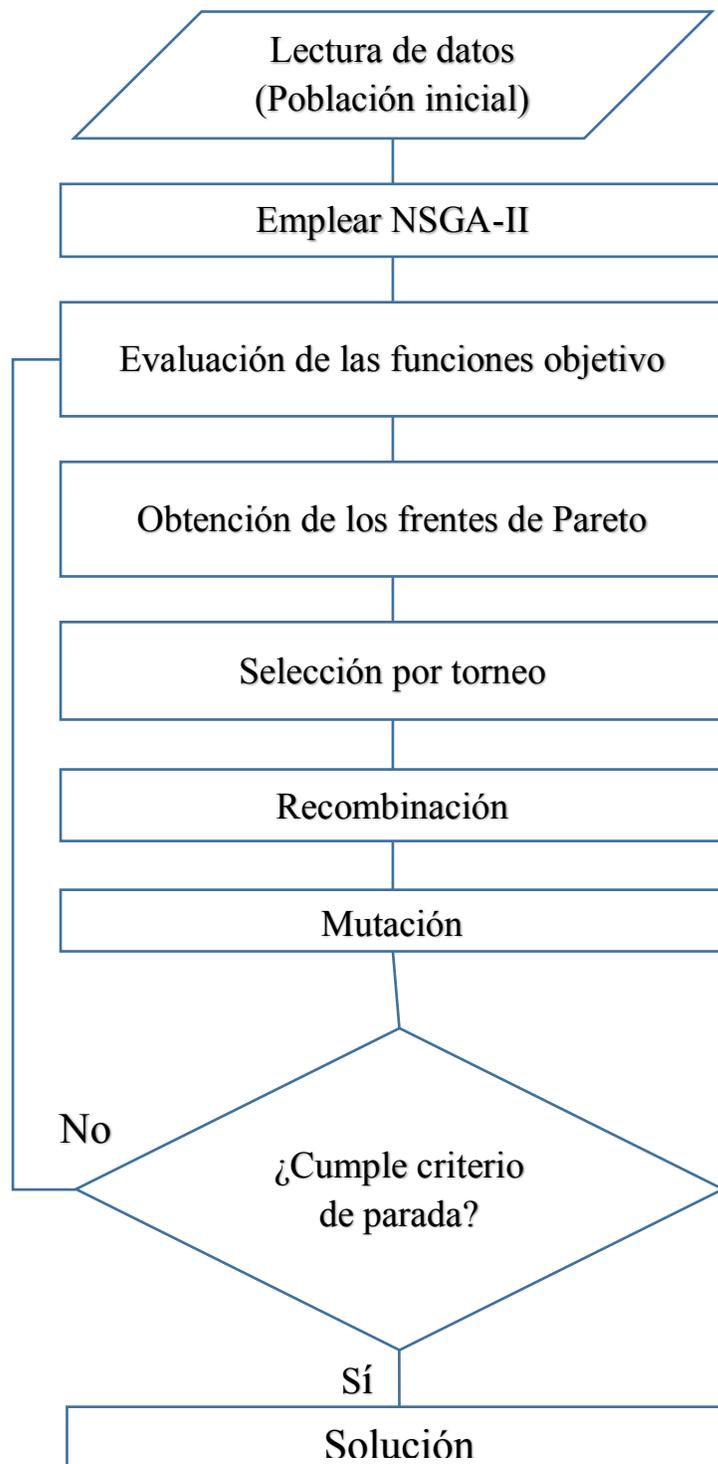


Figura 4.2. Diagrama de flujo de la metodología propuesta.

Los datos de entrada requeridos para aplicar en el modelo matemático son:

4.2. Datos del alimentador bajo estudio:

1. Costos:
 - Energía (\$/kWh).
 - Instalación de RNAs (valor del reconectador, obras civiles, mano de obra, elementos adicionales, etc.).
2. Tramos de red:
 - Longitud.
 - Tipos de conductores.
 - Resistencia y reactancia (Ohm/km).
 - Capacidad nominal de corriente de los conductores.
 - Tasas de fallas permanentes y temporales.
 - Tiempos de restauración del servicio debido a fallas temporales y permanentes.
3. Demanda por tramo de red (en el nodo de recibo):
 - Potencia activa y potencia reactiva.
4. Número máximo de RNAs por alimentador.
5. Posibles puntos de ubicación de RNAs.
6. Ubicación de RNCs existentes.

4.3. Datos de alimentadores vecinos al alimentador bajo estudio

1. Capacidad de corriente y carga actual en (kW y kVAr) o (kVA y fp).
2. Cargabilidad (%).
3. Porcentaje de carga que puede recibir del alimentador bajo estudio.

Capítulo 5

Aplicación y resultados

En este capítulo se ilustra la aplicación de la metodología propuesta a una parte del sistema de un OR, así como los resultados obtenidos.

Paso 1. Definición de parámetros y lectura de datos de entrada

5.1. Datos del alimentador bajo estudio (Circuito 1):

1. Costos

- Energía = 470 \$/kWh (segundo trimestre de 2016).
- Costo de los tramos nuevos de red = \$33.000.000 por cada km.
- Instalación de reconectores³ NA = 0.

2. Tramos de red

- Las características de los tramos de red (longitud, tipos de conductores, resistencia y reactancia, y capacidad nominal de corriente de los conductores) fueron tomadas de un sistema de distribución real de un OR en Colombia.
- Las tasas de fallas y los tiempos de restauración del servicio fueron obtenidos de (Zapata et al, 2004). Estos valores se presentan en la tabla 5.1:

Tabla 5.1. Índices de falla y de reparación empleados

ZONA	λ [falla/año-km]	r [horas/falla]
Urbana	17.290	3.4
Rural	5.936	4.4

3. Demanda por tramo de red (en el nodo de recibo).

4. Número máximo de RNAs por alimentador.

³ El costo de reconectores NA no se emplea en este proyecto, pues los reconectores NA ya están comprados; sin embargo, se puede involucrar en la metodología en los casos en los que se requiera.

Para este sistema en particular no existe esta restricción; sin embargo, se puede involucrar en la metodología en los casos en los que se requiera.

5. Posibles puntos de ubicación de RNAs.

Los puntos candidatos de ubicación de RNAs fueron tomados de un sistema de distribución real en Colombia. Estos puntos se ilustran en la tabla 5.2.

Tabla 5.2. Puntos candidatos de ubicación de RNAs

NÚMERO DE RNAs	ÁREA 1		ÁREA 2		OBSERVACIONES
	CIRCUITO	N1	CIRCUITO	N2	
1	2	88	1	500	Se dividió el tramo 43-44 en 43-500 y 500-44, con el fin de ubicar en el nodo 500 un RNA, el cual está conectado al nodo 88 del circuito 2. Se consideraron los valores originales del tramo, excepto por la longitud la cual fue obtenida del plano de AutoCAD®. El nodo 500 es un apoyo existente sin enumeración en el plano de AutoCAD®.
2	2	118	1	18	Tramo de red nuevo, cuya longitud es 595 metros.
3	2	37	1	108	Tramo de red nuevo, cuya longitud es 765 metros.
4	4	66	1	2	-----
5	3	40	1	600	Se dividió el tramo 54-55 en 54-600 y 600-55, con el fin de ubicar en el nodo 600 un RNA, el cual está conectado al nodo 40 del circuito 3. Se consideraron los valores originales del tramo, excepto por la longitud la cual fue obtenida del plano de AutoCAD®. El nodo 600 es un apoyo existente sin enumeración en el plano de AutoCAD®.
6	3	50	1	82	Tramo de red nuevo, cuya longitud es 750 metros.
7	5	43	1	80	Tramo de red nuevo, cuya longitud es 534 metros.

6. Ubicación de RNCs existentes.

Los puntos de ubicación de RNCs fueron tomados de un sistema de distribución real en Colombia. Estos puntos se ilustran en la tabla 5.3, la cual está acompañada de los parámetros de las redes en las que están ubicados estos elementos.

Tabla 5.3. Parámetros de la red y ubicación de RNCs

CIRCUITO	N1	N2	R [Ohm/km]	X [Ohm/km]	λ [falla/año-km]	Long [km]	r [horas/falla]	P [kW]
2	16	17	1,7	0,465	5,936	0,705	4,4	0
2	8	46	1,7	0,465	5,936	0,209	4,4	0
2	17	90	1,7	0,465	5,936	0,075	4,4	0,787
1	13	14	0,717	0,43	5,936	0,190	4,4	3,252
1	13	54	0,717	0,43	5,936	0,413	4,4	0
3	10	11	0,717	0,43	17,29	0,454	3,4	5,2625
4	12	13	0,717	0,43	17,29	0,138	3,4	0
4	7	25	1,1	0,447	17,29	0,065	3,4	24,7152
4	9	57	1,1	0,447	17,29	0,193	3,4	12,519
5	16	17	0,584	0,421	17,29	0,234	3,4	2,961
5	117	118	0,584	0,421	17,29	0,353	3,4	0
5	190	191	0,717	0,43	17,29	0,750	3,4	10,9388

5.2. Datos de alimentadores vecinos al alimentador bajo estudio

Los datos del Circuito 2, Circuito 3, Circuito 4 y Circuito 5, fueron proporcionados por el OR.

Paso 2. Delimitación de las áreas

Para cada alimentador es necesario definir las áreas en las cuales va a ser dividido. Estas áreas están definidas por la ubicación del interruptor principal (salida de la subestación) y la ubicación de los RNCs (ver paso anterior).

Las áreas definidas para este proyecto se presentan gráficamente en la figura 5.1. En esta figura los cuadrados café, azul, verde, negro y rojo, que están ubicados a la salida de las subestaciones (rectángulos en gris), representan los interruptores de potencia. Adicionalmente, se ilustran los nodos entre los cuales se encuentran ubicados los RNCs existentes.

Los circuitos y sus áreas están diferenciadas por colores: Circuito 1 (azul), Circuito 2 (café), Circuito 3 (negro), Circuito 4 (verde) y Circuito 5 (rojo).

La información mencionada anteriormente se puede corroborar comparando la figura 5.1 con la información depositada en las tablas 5.2 (Puntos candidatos de ubicación de RNAs) y 5.3 (Parámetros de la red y ubicación de RNCs).

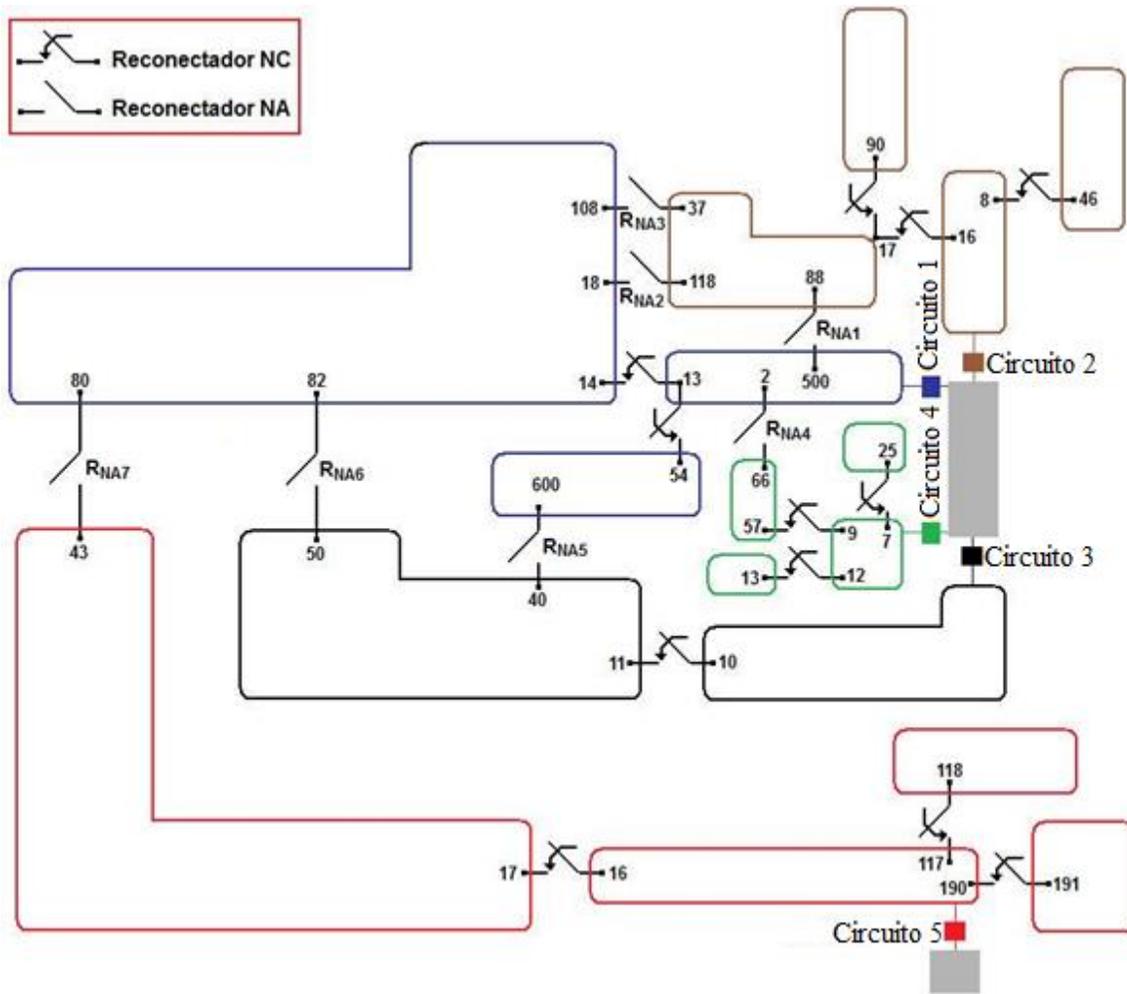


Figura 5.1. Ilustración de las áreas definidas para el proyecto

Paso 3. Técnica de solución

Los parámetros empleados por el algoritmo NSGA-II se ilustran en la tabla 5.4.

Tabla 5.4. Parámetros empleados por el algoritmo

Aspecto	Valor o rango recomendado
Tamaño de la población	20
Criterio de parada (número de generaciones)	10
Selección	Torneo con dos o tres individuos
Tasa de recombinación	$\rho_r \approx 0.9$
Tasa de mutación	$\rho_\mu \approx 0.05$

La codificación empleada utiliza un vector de siete posiciones, donde cada posición está relacionada con la instalación de un RNA (ver columna 1 de la tabla 5.2). Por lo tanto:

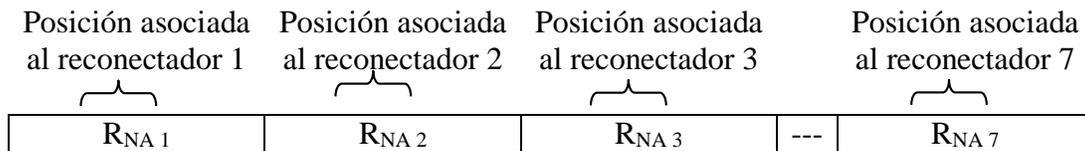


Figura 5.2. Codificación empleada

Se resalta que la codificación inicial es generada de forma aleatoria.

Paso 4. Interpretación de resultados

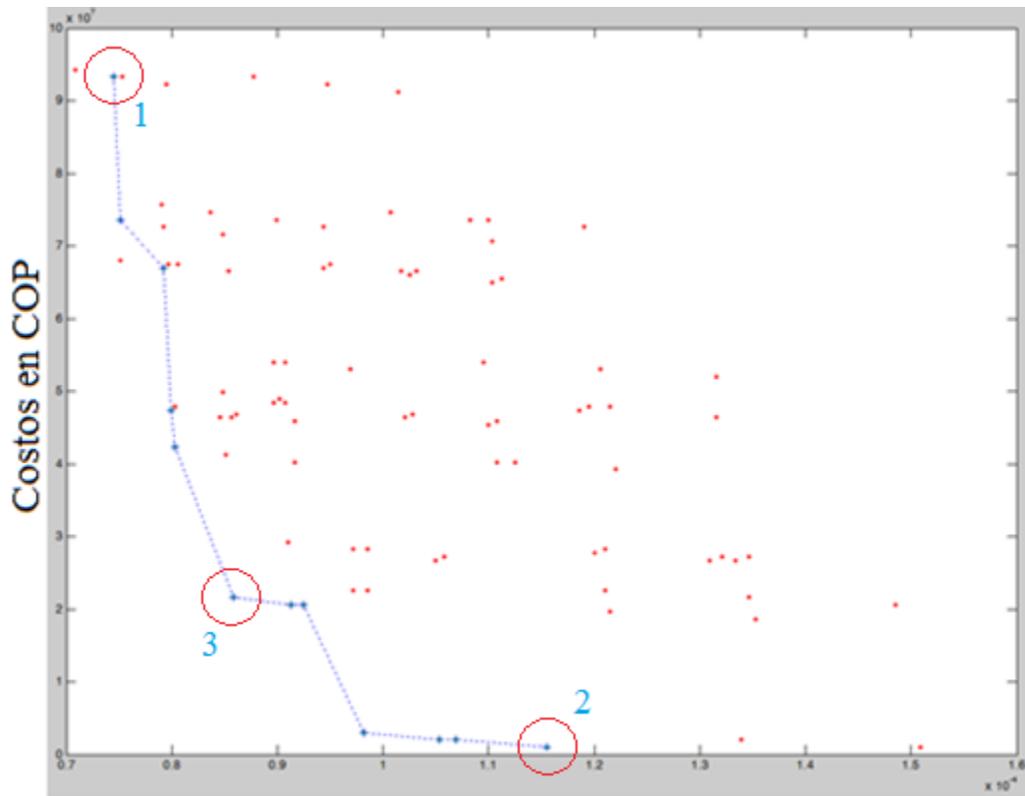
A continuación, se ilustran las respuestas proporcionadas por el algoritmo.

En la figura 5.3 se presenta el frente de Pareto final entregado por el algoritmo, en el cual todas las soluciones son *no dominadas*. Este frente está compuesto por 15 propuestas de solución, donde las propuestas 1 y 15 corresponden a las respuestas mono-objetivo, es decir, la respuesta 1 identifica una solución sin considerar la función objetivo 1 (NENS) y la respuesta 2 identifica una solución sin considerar la función objetivo 2 (costo).

De la figura 5.3 vale la pena resaltar los 3 puntos que se marcan en la misma:

1. El punto 1 considera una máxima disminución del NENS; sin embargo, también representa unos costos elevados para su implementación.
2. El punto 2, por el contrario al punto 1, considera un mínimo de costos de implementación; sin embargo, el resultado deseado en cuanto al NENS esperado, no es el mejor.
3. Por otra parte, el punto 3 representa un equilibrio entre costos y NENS, lo cual lo hace un gran candidato como pareja de solución. Este punto se encontró tomando cada una de las parejas de solución y midiendo su distancia hasta el origen, encontrando que el punto 3 tiene la menor distancia, lo que indica lo ya señalado.

Las quince soluciones no dominadas presentadas en el frente de Pareto, se ilustran con mayor detalle en la tabla 5.5.



Nivel de energía no servida (NENS)

Figura 5.3. Frente de Pareto entregado por el algoritmo NSGA-II

Tabla 5.5. Soluciones al frente de Pareto

Solución	Reconector NA							Función Objetivo	
	RNA ₁	RNA ₂	RNA ₃	RNA ₄	RNA ₅	RNA ₆	RNA ₇	1 (NENS)	2 (Costo en COP)
1	1	1	0	1	1	1	1	$7,50 \times 10^{-9}$	68.007.000
2	1	1	1	1	0	0	1	$8,00 \times 10^{-9}$	67.502.000
3	1	0	0	1	1	1	1	$8,00 \times 10^{-9}$	47.372.000
4	1	1	0	1	1	0	1	$8,00 \times 10^{-9}$	42.257.000
5	1	1	0	1	0	0	1	$8,50 \times 10^{-9}$	41.257.000
6	1	1	0	1	0	0	1	$8,50 \times 10^{-9}$	41.257.000
7	1	0	0	1	1	0	1	$8,60 \times 10^{-9}$	21.622.000
8	1	0	0	1	1	0	1	$8,60 \times 10^{-9}$	21.622.000
9	1	0	0	1	0	0	1	$9,10 \times 10^{-9}$	20.622.000
10	1	0	0	1	0	0	1	$9,10 \times 10^{-9}$	20.622.000
11	0	0	0	1	0	0	1	$9,90 \times 10^{-9}$	19.622.000
12	0	0	0	1	0	0	1	$9,90 \times 10^{-9}$	19.622.000
13	1	0	0	1	0	0	0	$1,05 \times 10^{-8}$	2.000.000
14	1	0	0	1	0	0	0	$1,05 \times 10^{-8}$	2.000.000
15	0	0	0	1	0	0	0	$1,16 \times 10^{-8}$	1.000.000

Cuando se tiene un problema multiobjetivo no se considera una única solución óptima, por el contrario, se tienen muchas soluciones de buena calidad, las cuales están presentes en el frente de Pareto; sin embargo, en la literatura especializada existen muchas formas de seleccionar alguna solución a partir del conjunto de soluciones del frente, lo cual forma parte del criterio de selección de la solución de dicho frente. En este trabajo se emplea el criterio max-min (Ramírez et al, 2004), el cual consiste en normalizar, para cada solución, los valores de ambas funciones objetivo con respecto a los valores extremos encontrados en el frente de Pareto. La expresión empleada se presenta en la ecuación 5.1, a saber:

$\left(\frac{FO_{1-max} - FO_{1-i}}{FO_{1-max} - FO_{1-min}}, \frac{FO_{2-max} - FO_{2-i}}{FO_{2-max} - FO_{2-min}} \right)$	(5.1)
---	-------

Donde:

FO_{1-max} : Valor máximo obtenido de la función objetivo 1 para el frente de Pareto.

FO_{1-min} : Valor mínimo obtenido de la función objetivo 1 para el frente de Pareto.

FO_{2-max} : Valor máximo obtenido de la función objetivo 2 para el frente de Pareto.

FO_{2-min} : Valor mínimo obtenido de la función objetivo 2 para el frente de Pareto.

FO_{1-i} : Valor de la función objetivo 1 de la solución i del frente de Pareto.

FO_{2-i} : Valor de la función objetivo 2 de la solución i del frente de Pareto.

Una vez obtenida la solución, se escoge el valor mínimo entre éstos. Posteriormente se selecciona el máximo valor de todos los valores mínimos escogidos anteriormente, el cual corresponde a la mejor solución encontrada por el algoritmo, de acuerdo al criterio max-min.

De acuerdo a lo anterior, la mejor solución hallada al aplicar la ecuación 5.1 es la solución 8, cuyos valores de funciones objetivo son $NENS = 8,60 \times 10^{-9}$ y $Costos = \$ 21'622.000$, para las funciones 1 y 2, respectivamente. Esta solución propone instalar los RNAs 1, 4, 5 y 7.

Capítulo 6

Conclusiones

- Esta investigación permite desarrollar una metodología de optimización para la ubicación de RNAs de manera óptima, los cuales, al trabajar en conjunto con RNCs, permiten mejorar los niveles de disponibilidad de servicio en los circuitos primarios del SDL de un OR.
- La solución óptima permite disminuir las pérdidas por los niveles de energía no servida (NENS), lo cual se traduce en una mejor prestación del servicio con calidad y confiabilidad, así como en un incremento en la facturación por concepto de mayores ventas de unidades de energía, generando valor agregado para los grupos de interés del OR en mención, y cumpliendo con los estrictos criterios de la Comisión de Regulación de Energía y Gas (CREG), al impactar de manera positiva el SAIDI.
- Este trabajo permite, a través de una metodología que involucra los índices de confiabilidad de los elementos de un SDL, encontrar el punto óptimo de ubicación de los RNAs para transferencia de carga, los cuales actúan en conjunto con RNCs, y teniendo como objetivo la continuidad del servicio, la rapidez en la respuesta, y la menor cantidad de usuarios no servidos.
- La ubicación de reconectores es un problema de optimización combinatorial, que presenta un amplio espacio de búsqueda debido al elevado número de alternativas que crecen exponencialmente con el número de dispositivos a ubicar. Por tal motivo, el uso de una técnica evolutiva como el NSGA-II se adecúa a la complejidad y estructura del problema obteniendo soluciones de buena calidad y en bajos tiempos de cómputo.
- La metodología propuesta entrega un frente de Pareto óptimo, el cual permite analizar diferentes escenarios para definir la mejor alternativa de acuerdo a las necesidades de las empresas de energía.

- La ubicación óptima de RNAs para transferencia de carga, al aumentar los índices de confiabilidad, aporta beneficios tarifarios, al minimizar los castigos por usuarios peor servidos.

Bibliografía

Anderson, P.M. "Power system protection". IEEE Press Series on Power Engineering". New York, 1999.

Billinton, R., Jonnavithula, S. "Optimal switching device placement in radial distribution systems". IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 3, July 1996.

Gers, J.M. "Aplicación de protecciones eléctricas". Centro Editorial, Universidad del Valle. Cali, 1994.

Javadian, S., Haghifam, M. "Optimal placement of protective devices in distribution networks based on risk analysis". IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2010, p. 147-154.

Kagan N., Oliveira C. "Goal planning and risk analysis for distribution reliability indices". CIRED2001, 18-21 June 2001, Conference Publication No. 482, IEE 2001.

Kagan, N., Prieto, N., Barioni, C., Robba, E. "Otimização da qualidade de fornecimento pela localização de dispositivos de proteção e seccionamento em redes de distribuição". II Seminário Brasileiro sobre Qualidade de Energia Elétrica, 16 a 19 de Novembro de 1997, São Lourenço, Brasil.

Montoya, Oscar., Hincapie, Ricardo., Granada, Mauricio. "Nuevo enfoque para la localización óptima de reconectores en sistemas de distribución considerando la calidad del servicio y los costos de inversión". Ingeniare. Rev. chil. ing. vol.24 no.1 Arica ene. 2016.

Moreti, E. "Análises e estudos para alocação e ajustes de dispositivos de proteção em redes de média tensão de energia elétrica com geração distribuída". Tese de Mestrado. Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista. Brasil, 2007.

Ramírez, Ignacio y Domínguez, José (2004). "Possibilistic model based on fuzzy sets for the multiobjective optimal planning of electric power distribution networks". IEEE Transactions on Power Systems, vol. 19, No. 4 (noviembre), pp. 1801-1809.

Resolución CREG 097 de 2008.

Silva, L. "Alocação otimizada de dispositivos de proteção em sistemas de distribuição de energia elétrica". Tese de Mestrado. Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista. Brasil, 2002.

Silva, L. “Desenvolvimento de uma energia integrada para alocação otimizada de dispositivos de controle e proteção previsão de carga em sistemas de energia elétrica”. Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista. Brasil, 2002.

Silva, L., Fernandes, R., Rivier, J., Sanches, J.R. “Optimised placement of control and protective devices in electric distribution systems through reactive tabu search algorithm”. *Electric Power Systems Research*, No. 78, 2008, p. 372–381.

Shirmoharmnadi, D., Hong, H., Semlyen, A., Luo, G. “A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, No. 2, May 1988, pp. 753-762.

Soudi F., Tomsovic K. “Optimal trade-offs in distribution protection design”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.16, No.2, 2001, p.292-296.

Soudi F., Tomsovic K. “Optimized distribution protection using binary programming”. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 13, No. 1, January 1998, pp 218-224.

Tippachon, W., Rerkpreedapong, D. “Multiobjective optimal placement of switches and protective devices in electric power distribution systems using ant colony optimization”. *Electric Power Systems Research*, No. 79, 2009, p. 1171–1178.

Zapata, J., Montealegre, P., Cardona, A. “Índices estadísticos de confiabilidad del servicio de electricidad en el municipio de Pereira”. *Revista Scientia et Technica* Año X, No 26, Diciembre 2004.

ANEXOS

ANEXO A: ALGORITMOS GENÉTICOS

A1. Introducción

Generalmente se denomina evolución a cualquier proceso de cambio en el tiempo. En el caso de la evolución de las especies, esta se presenta como un cambio en el perfil genético (genotipo) de una población de individuos para la adaptación a un medio ambiente determinado, que puede conllevar a la aparición de nuevas especies o a la aparición de novedades evolutivas (fenotipos). La teoría de la evolución de las especies fue planteada por Charles Darwin y se basa en la interacción de una población de individuos de igual especie y de operaciones genéticas entre sus cromosomas de tal manera que los mejores de ellos (mejor adaptados al medio cambiante al que están sometidos), tengan mejores probabilidades de sobrevivir al proceso de selección natural y que sus genes sean conservados en la siguiente generación y así sucesivamente. Este proceso normalmente toma millones de años, antes de empezar a notarse visualmente sus resultados y en donde finalmente los individuos sobrevivientes a este proceso son más aptos en el ambiente o de manera más puntual y genéticamente mejores.

A continuación, se expone de manera breve el proceso evolutivo a nivel genético (generación de nuevos individuos) en las siguientes etapas (Gallego et al 2008):

A1.2. División y duplicación de las células reproductivas

La información genética se encuentra en los cromosomas que se ilustran como un par de cintas paralelas entrelazadas por medio de unidades llamadas genes. Cada cinta es heredada del padre y la madre, junto con un mismo número de genes, de los cuales se dará una combinación aleatoria cuyo resultado hará parte del genotipo del individuo descendiente. En la primera fase ocurre la división de las células reproductivas en las cadenas cromosómicas del padre y de la madre para posteriormente duplicarse.

A1.3. Fenómeno de cruzamiento (Crossover) o recombinación genética

Cuando las dos cintas de un cromosoma se separan por el proceso de división, ocurre una recombinación genética de dichas cadenas por transposición de fragmentos de manera aleatoria. Cabe anotar que esto hace que las cadenas resultantes (descendientes) posean altos índices de diversidad.

A1.4. Reproducción sexuada

La diversidad de individuos y de distintas posibles parejas dentro de un entorno implica y proporcionan una diversidad genética mucho más amplia, lo que contribuirá a generar individuos genéticamente diferentes.

A1.5. Mutación

Genera la adquisición de nuevas características en los genes en forma aleatoria para generar nuevos fenotipos con funciones diferentes que pueden mejorar o empeorar el individuo, es por esto que se considera la principal fuente de la evolución como tal.

Selección natural: los individuos mejor adaptados al medio en el que se encuentran son los que tendrán mejores probabilidades de sobrevivir, reproducirse y que sus genes pasen a la siguiente generación. Por el contrario los individuos menos dotados tenderán a desaparecer.

En síntesis, las especies a lo largo del tiempo tienen una lucha ardua por la supervivencia, lo que implica conservación y reproducción de sus genes. Así entonces, los individuos con mejores cualidades tienen más probabilidad de desarrollarse a su etapa adulta, en donde pueden procrear descendientes transmitiendo a estos últimos sus características genéticas. Finalmente, es importante resaltar que este proceso evolutivo no es del todo determinístico y que en cierto grado también posee naturaleza estocástica, puesto que siempre existirán eventualidades que pueden normalmente causar la desaparición de individuos bien dotados, ya sea entre sí por mera competencia o causada por depredadores no previstos.

A2. Aplicación práctica

El algoritmo genético (AG) hace parte del conjunto de los algoritmos evolutivos inspirados en la evolución natural de Darwin, los cuales son aplicados normalmente para solucionar problemas combinatoriales muy complejos, haciendo que las distintas posibles soluciones interactúen entre sí de manera similar y simulando el comportamiento de la evolución de las especies, para obtener soluciones cada vez mejores. La adaptación y efectividad para resolver problemas de optimización matemática de este tipo de algoritmos fueron planteadas y descubiertas por John Holland en los años 70, y fue desde los años 90 cuando su popularidad se incrementó para resolver diversos problemas complejos de la vida real. Para resolverlos, los AG utilizan de manera análoga los operadores genéticos de selección, cruzamiento (crossover) y mutación antes mencionados sobre una población inicial de soluciones posibles para hacerla evolucionar y siempre tratar de obtener soluciones cada vez de mejor calidad.

Aunque el AG propone un método de solución sencillo de implementar, sin requerir mucho conocimiento acerca del problema que desea solucionarse, el problema más serio que se enfrenta es el de la codificación, puesto que la evolución de las soluciones parcialmente encontradas hacia las soluciones óptimas del problema, depende en buena medida de una adecuada representación de las mismas. Esto es debido a que los operadores genéticos se deben ver modificados de acuerdo al sistema utilizado para la codificación.

Los sistemas comúnmente empleados para representar una solución determinada del problema, vienen dados por sistemas binarios y enteros, pero también pueden encontrarse codificaciones con variables reales siendo éstas últimas las más complejas y que pueden presentar serios inconvenientes. Lo que sí es cierto y lo que normalmente se hace es determinar la naturaleza de las variables del problema, es decir, si son binarias, enteras o reales y emplear una codificación de igual naturaleza para mejor comodidad, menor longitud de la cadena del cromosoma y por ende uso de memoria. De todas maneras, en la literatura especializada se suele encontrar el tratamiento del AG específicamente en sus operadores genéticos de acuerdo al sistema de codificación empleado.

Los AG son una muy buena opción y pueden utilizarse cuando el problema presente alguna de las siguientes situaciones:

- No hay un algoritmo exacto para resolver el problema.
- Al tratarse de un problema de alta complejidad, que no puede ser resuelto por métodos exactos, por lo que se recurre a métodos metaheurísticos.
- Los datos usados para la solución son imprecisos o probabilísticos.
- Limitaciones por tiempo, espacio y/o memoria.
- Se desea explorar de manera amplia el espacio de soluciones en forma eficiente.

A3. Algoritmo genético básico (AGB)

El AGB se puede aplicar para resolver problemas de la forma:

$$\begin{array}{ll} \min & Z(x) \\ \text{s.a} & Z(x) \leq a \quad || \quad Z(x) \geq b \end{array} \quad (1)$$

A continuación se describe el algoritmo genético en su forma básica o canónica:

A3.1. Generación de la población inicial

El algoritmo genético básico empieza valiéndose de una población inicial compuesta por un número de soluciones codificadas y representadas como cadenas con número de elementos igual al número de variables de decisión. Esta población inicial es generada de manera aleatoria y puede ser factible o no, aunque es de esperarse que las soluciones finales entregadas por el algoritmo no dependan de la decisión de esta situación. Estudios previos han llegado a determinar que usar una población factible en el arranque del proceso, garantiza un buen grado de convergencia a una mejor solución para el problema, empleando menores tiempos computacionales. Dicha población también debe poseer buenos índices de diversidad entre los individuos para que de esta forma el algoritmo inicie y cada vez vaya explorando áreas del espacio de búsqueda diferentes.

El tamaño de la población inicial determinará la cantidad de soluciones a manejar en todo el proceso, lo que la hace un factor importante en su convergencia. Por ello lo más conveniente es utilizar un tamaño de población guardando proporción al tamaño del problema, lo que dará finalmente soluciones de mejor calidad en buen tiempo computacional, de lo contrario, el algoritmo puede converger prematuramente y quedar atrapado en óptimos locales.

A continuación se ilustra un ejemplo de una población de soluciones de tamaño cuatro, con diez variables de decisión:

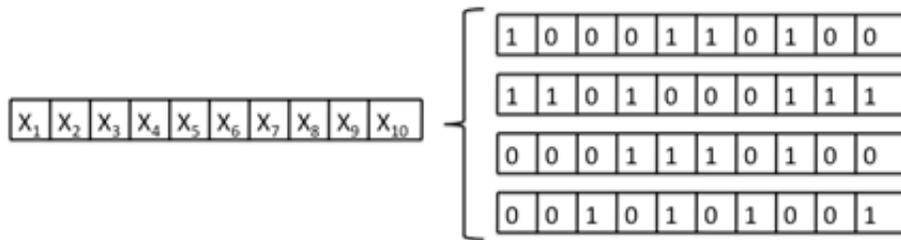


Figura A.1. Ejemplo de población

A3.2. Operador de selección

En cada individuo de la población es inherente un valor o puntuación de la función objetivo, relacionado con la calidad de dicha solución. Este operador se encarga de simular la presión ejercida por la naturaleza al individuo y por ende determinar la adaptación de un individuo al problema y la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos.

Para que el proceso evolutivo de las soluciones sea eficiente, es necesario que exista buena selectividad entre las soluciones, es decir, el conjunto de las funciones objetivo correspondientes a los individuos deben ser significativamente diferentes, para que el algoritmo pueda diferenciar con mayor facilidad los individuos de mejor calidad de los de peor calidad.

Para hacer esto, se recurre a aplicar funciones equivalentes a la función objetivo, conocidas como funciones de adaptabilidad o fitness, con la finalidad de distribuir mejor los valores de la función objetivo y hacer que las respuestas de mejor calidad luzcan mejor y que las de peor calidad aparezcan peor sin descartar estas últimas.

En cuanto se disponga de una buena distancia proporcional entre las funciones objetivo se procede a someter a los individuos a un concurso con el objetivo de determinar el derecho al número de descendientes.

Existen varias maneras de efectuar dicho concurso, el cual debe ser estadísticamente proporcional a la calidad de las soluciones. A continuación se ilustran dos tipos de selección ampliamente utilizados.

A3.2.1. Selección por ruleta

Este tipo de concurso también es conocido como selección proporcional y consiste en asignar al individuo un número de descendientes de manera proporcional a su valor de función de adaptación. Esto se hace escalando o normalizando los valores de función objetivo de la población, a un intervalo definido como lo puede ser entre 0 y 1 o entre 0° y 360°, mejor dicho, a un sistema en forma de ruleta cuya área estará dividida en un número de partes igual al número de individuos en la población y cada una de tamaño proporcional a cada valor de la función de adaptación. La ruleta posteriormente se “lanza” (entiéndase como evento

aleatorio) un número de veces igual al tamaño de la población obteniendo entonces los padres de la próxima generación.

Suponiendo el caso en que las funciones de adaptación para los cuatro individuos anteriormente mostrados obtuvieron valores en los cuales el asociado a X1 es el mejor, seguido por X2 luego por X4 y siendo X3 el individuo de peor calidad. La ruleta se puede ilustrar de la siguiente forma:

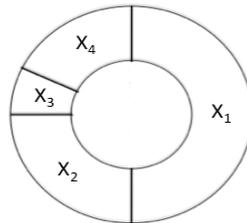


Tabla A.1. Ejemplo de probabilidad de obtención de descendientes

INDIVIDUO	X1	X2	X3	X4
Función fitness	50	25	7.5	17.5
Intervalo	(0° - 180°)	(180° - 270°)	(270° - 300°)	(300° - 360°)

Figura A.2. Ejemplo de ruleta de probabilidad de obtención de descendientes

Terminados los lanzamientos de la ruleta resultan los cuatro padres, que de manera aleatoria generarán dos parejas de las cuales se obtendrán cuatro individuos descendientes. En este ejemplo, X1 tiene la mayor probabilidad de obtener descendientes y por el contrario X3 tendrá la menor.

Dado que este método de selección es proporcional, es decir, entre mayor sea el valor de función de adaptación de cada individuo se le asigna una mayor área de la ruleta, se podría entender que este operador solo funcionaría para problemas de maximización. Sin embargo, para aplicar este tipo de selección para minimizar, se requiere de operaciones matemáticas que generen los recíprocos de los valores de la función objetivo en la función de adaptación, que es la que finalmente se normaliza en la ruleta y asignará los descendientes de la misma manera mostrada.

Tabla A.2. Ejemplo de asignación proporcional de descendientes

INDIVIDUO	X1	X2	X3	X4
Número de descendientes	2	1	0	1

Tabla A.3. Ejemplo de parejas formadas para la obtención de descendientes por ruleta

PAREJA	PADRES	
1	X1	X2
2	X1	X4

A3.2.2. Selección por torneo

Consiste en realizar un sistema de selección con base en la comparación directa de los individuos. En esta propuesta se realizan 2 torneos, donde 2 es el tamaño de la población y en los cuales habrá 2 ganadores, que serán los padres de la próxima generación. Para cada torneo se selecciona aleatoriamente un conjunto de k configuraciones, normalmente de dos, las cuales serán comparadas entre sí y ganará el torneo aquella con mejor valor de función de adaptación. El mecanismo de esta propuesta de selección es significativamente diferente a la de selección proporcional (ruleta), pues inicialmente todos los individuos tendrán la misma probabilidad de ser escogidos para ingresar al torneo. Este mecanismo es más rápido y de fácil ejecución y posee menor tiempo computacional que la propuesta anterior. Sirve tanto para cuando el problema es de minimización como de maximización, pues para cada caso sólo es necesario cambiar el criterio de función de mejor calidad.

Terminados los 2 torneos finaliza el proceso de selección que determinó los padres y se procede igualmente, como en el caso anterior, a la conformación de las parejas de padres de manera aleatoria, evitando que alguna de ellas esté compuesta por un mismo individuo.

Para esta metodología es necesario escoger adecuadamente un valor de k el cual se ajusta de acuerdo al tamaño y complejidad del problema. Un valor de k no apropiado puede conllevar a que el proceso caiga en óptimos locales pues disminuiría la diversidad de las poblaciones. Estudios previos recomiendan un valor de k igual a 2 para problemas de pequeñas poblaciones, sin embargo este valor podrá incrementarse en problemas con poblaciones más grandes.

Terminados los torneos, los resultados se pueden integrar en una pequeña tabla respecto al número de descendientes para luego asignarse las parejas de padres de manera aleatoria de igual forma que en la selección proporcional, tal como se ilustra en las siguientes tablas.

Tabla A.4. Ejemplo de asignación de descendientes para selección por torneo

INDIVIDUO	X1	X2	X3	X4
Número de descendientes	2	1	0	1

Tabla A.5. Ejemplo de parejas formadas para la obtención de descendientes por torneo

PAREJA	PADRES	
1	X1	X3
2	X4	X2

A3.3. Operador de recombinación

A los individuos que han sido seleccionados para reproducirse, les han sido asignados el derecho a un número de descendientes mediante el operador de selección. Posteriormente se deben conformar las parejas válidas aleatoriamente para dar lugar a la reproducción, la cual a nivel genético es el cruzamiento o recombinación de las cadenas cromosómicas de los

padres como ya anteriormente se expuso. En los AG el fenómeno de crossover es similar, pues consiste en generar los vectores de los descendientes mediante una recombinación de los vectores de los padres, esto es, partiendo de los vectores de los padres se obtendrán como resultado 2 vectores descendientes: el primero con unos segmentos del padre y otros de la madre y el segundo estará compuesto con los segmentos que no fueron heredados en el primero, o sea, complementario genético.

En este punto cabe anotar que aunque el operador de crossover del AG no es exactamente análogo al original planteado en la teoría evolutiva, el cual realmente es más complejo (división y duplicación), intenta simularlo y ha sido aceptado puesto que ofrece de una manera sencilla e igualmente válida la generación de diversidad genética en el proceso del AG. Realmente, este operador es el menos parecido a los usados en el campo de la genética.

Para este operador, se asigna un valor conocido como tasa de crossover (p_c), que se aplicará en todo el proceso del AG y que se encontrará entre los valores de 0 y 1. Esta tasa contribuirá a la decisión del cruzamiento de una pareja de soluciones, pues esta cifra implica la probabilidad que indicará si el cruzamiento se hace o no. Normalmente se suele definir una tasa de crossover elevados: 0.7 a 1; esto para conllevar a que las soluciones se recombinen continuamente, para dar mejor diversidad a las poblaciones y dar lugar a una mejor convergencia. No obstante, de acuerdo a la complejidad del problema se suele cambiar este valor a uno menor, para que las áreas de búsqueda en el espacio de solución no se dispersen demasiado entre iteraciones del AG.

Si la tasa de crossover mínima necesaria es sobrepasada dado un evento aleatorio, el cruzamiento genético de los individuos se lleva a cabo y lo que se hace inmediatamente es definir de manera aleatoria una posición o punto de cruce entre los cromosomas padre.

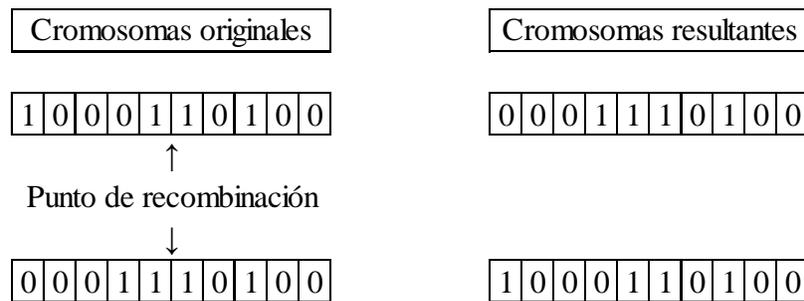


Figura A.3. Ejemplo de recombinación

A continuación se ilustran tres maneras de efectuar el crossover entre un par de individuos, las cuales son empleadas en la literatura especializada. Estas son:

- **Recombinación sencilla (Single-point Crossover):** se usa un único punto para la recombinación. Se emplea en problemas con soluciones de corta longitud cromosómica.
- **Recombinación multipunto (Multipoint Crossover):** se usan varios puntos para efectuar la recombinación. Se emplea en problemas con soluciones de larga longitud cromosómica.

- **Mutación por población:** la mutación bit a bit puede llegar a consumir mucho tiempo computacional, esto es evidente en la medida que se presenten problemas de enorme tamaño en donde se obtienen cadenas cromosómicas de gran longitud y es en estos casos donde evaluar la mutación en cada bit puede presentar mayor trabajo. La mutación por población ofrece una manera más rápida y práctica tomando la población como un todo, es decir, como un gran cromosoma de longitud de n veces la longitud de uno de sus individuos, siendo n el número de individuos y en donde la cantidad de mutaciones estará dada por el producto de ρm por la longitud del cromosoma. Luego las posiciones que serán mutadas, corresponderán a una cantidad de números aleatorios (correspondiente a la cantidad de mutaciones encontradas), cada uno lanzado entre 1 y la longitud del nuevo cromosoma. En dichas posiciones se hace el cambio del valor existente a un valor inmediatamente superior o inferior de la secuencia denotada por la codificación empleada.

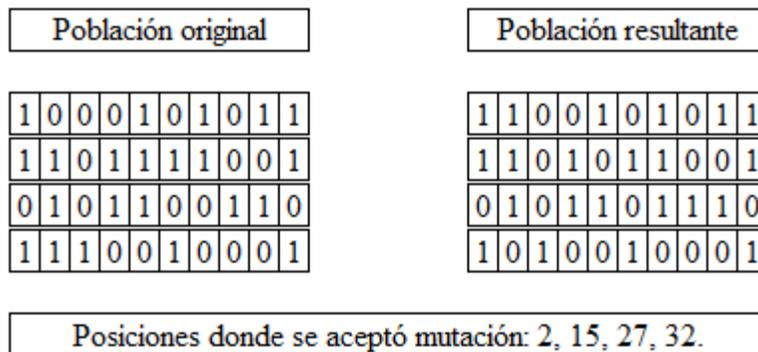


Figura A.5. Ejemplo de mutación por población

A3.5. Ciclo generacional y criterio de parada

Al someter una población de soluciones a este proceso de transformaciones, en donde se le aplican los operadores genéticos en la misma secuencia que se expusieron, se obtiene una población nueva que se denominará descendiente de la anterior y hasta este punto se puede decir que ha transcurrido una generación o un ciclo generacional. El AG es un proceso iterativo que consiste en someter la población resultante de cada ciclo generacional (iteración), al proceso genético nuevamente y así sucesivamente, generando nuevos individuos (soluciones), propagando a lo largo sus buenas características hasta que se cumpla uno de los criterios de parada.

El AG es un algoritmo iterativo el cual se puede parar si sucede alguna de las siguientes situaciones:

- Se ha alcanzado un número de ciclos generacionales especificado.
- Se ha obtenido una solución con calidad mínima especificada.
- Se llega a sucesivas poblaciones homogéneas, es decir, el proceso evolutivo finaliza porque pierde diversidad.

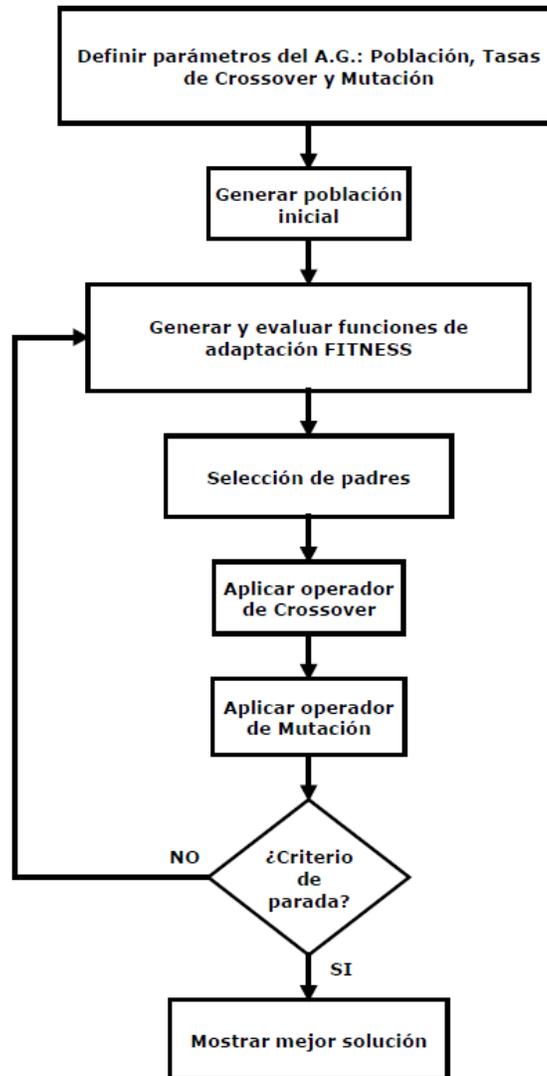


Figura A.6. Algoritmo genético básico

A3.6. Variables de control del AG

La efectividad del AG para resolver un problema específico depende en buena parte de la codificación como se comentó anteriormente y si ha sido diseñada adecuadamente la población, convergerá hacia una buena solución, sin embargo, que esta solución sea la de mejor calidad no está del todo garantizado. Algunas veces, de acuerdo al tamaño del problema, para encontrar soluciones de mejor calidad se procede a calibrar el comportamiento del AG, modificando los parámetros de control de este (el tamaño de la población, la tasa de crossover p_c y la tasa de mutación p_m).

A3.7. Consideraciones adicionales

Las restricciones del problema son el conjunto de funciones que determinan si una configuración o individuo es factible o infactible, lo que no siempre indica si es válida o no para satisfacer la función objetivo. El AG genera continuamente poblaciones de soluciones

independientemente de que sean o no factibles, que pueden dar con valores de función objetivo más atractivos pero que no deben tenerse en cuenta por su infactibilidad.

Este problema es ajeno a los AG. Sin embargo, para remediar esto se recurre, dependiendo si el problema lo posibilita, a tener en cuenta las soluciones infactibles, castigando o empeorando su función objetivo correspondiente (sumándole cantidades a problemas de minimización y sustrayéndole a los problemas de maximización) con la finalidad de poder desplazarse por áreas infactibles del espacio de búsqueda, que en el AG significa mayor diversidad en los individuos y por ende mejores convergencias.

A4. Bibliografía del anexo A

Gallego, R.A., Escobar, A.H., Toro, E.M. “Técnicas metaheurísticas de optimización”. Universidad Tecnológica de Pereira. Segunda edición. Pereira, Julio de 2008.

ANEXO B: ALGORITMO MULTI OBJETIVO NSGA-II

B1. Introducción

Un problema de optimización multiobjetivo requiere utilizar simultáneamente un cierto número de objetivos con diferentes soluciones óptimas individuales, donde un objetivo no puede ser mejorado sin la degradación de otro objetivo. Debido a esto, en lugar de encontrar una única solución óptima del problema, se encuentran un conjunto de soluciones de buena calidad entre los diferentes objetivos considerados, las cuales son llamadas soluciones óptimas de Pareto.

Matemáticamente un problema de optimización multiobjetivo puede ser escrito como:

$$\begin{aligned} \min(z) &= f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)\} \\ \text{s. a.} \quad h(x) &= \{h_1(x), h_2(x), \dots, h_n(x)\} = 0 \\ g(x) &= \{g_1(x), g_2(x), \dots, g_n(x)\} \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

Donde x es el vector de decisión y $f_i(x)$ corresponde a cada función objetivo del problema.

El conjunto de soluciones factibles S^* del modelo descrito en (1), es definido como las variables de decisión que satisfacen las restricciones de igualdad $h_i(x)$ y desigualdad $g_i(x)$. Por lo tanto:

$$S^* = \{\bar{x} \in \bar{S} / g(x) \geq 0 \quad \wedge \quad h(x) = 0\} \quad (2)$$

Cualquier punto x en S^* define una solución factible. El diagrama del espacio de soluciones factibles S^* es denominada espacio objetivo factible. Este espacio es representado por Z^* y es definido como:

$$Z^* = f(S^*) = \{[f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)], x \in S^*\} \quad (3)$$

B2. Optimalidad de Pareto

Para un conjunto finito de soluciones, se puede realizar una comparación entre todos los pares posibles de soluciones para determinar cuál solución domina a cuál y además, cuales soluciones son no-dominadas (Gallego et al, 2008). Al final, se espera obtener un conjunto de soluciones que son no-dominadas entre sí, de las cuales, por lo menos una domina a otra solución que no pertenece a este conjunto. Este conjunto entonces tiene la propiedad de

dominar al resto de soluciones que no pertenecen a él, es decir, las soluciones de este conjunto son mejores a las demás de soluciones. Dicho conjunto se denomina no-dominado.

Para un conjunto de soluciones P , el conjunto no dominado de soluciones o frente de Pareto P lo forman aquellas soluciones que no son dominadas por ninguna otra solución del conjunto P .

Cuando el conjunto P es el espacio de búsqueda ($P = S$), el conjunto no dominado P' resultante es el conjunto óptimo de Pareto. En la figura B1 se muestran los conjuntos óptimos de Pareto para diferentes escenarios con dos objetivos y para el mismo espacio de soluciones. En cualquier caso, el óptimo de Pareto siempre está compuesto por soluciones ubicadas en el borde de la región factible del espacio de soluciones (S).

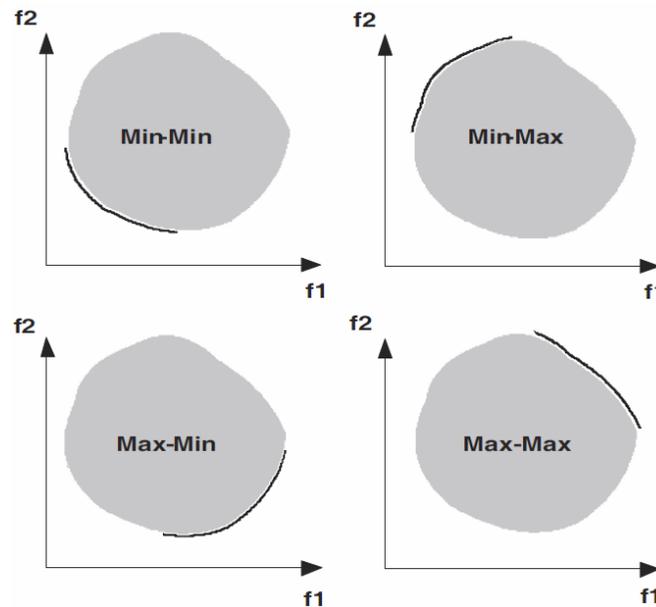


Figura B.1. Conjuntos óptimos de Pareto

Una población puede ser clasificada en diferentes niveles de no dominancia. Cuando el procedimiento es aplicado por primera vez en una población, el conjunto resultante es el conjunto no dominado de mejor nivel (primer frente de Pareto). Para obtener otras clasificaciones, estas soluciones no dominadas pueden ser temporalmente omitidas del conjunto original para aplicar nuevamente el procedimiento. Lo que resulta es un conjunto no dominado de soluciones de segundo nivel (o el siguiente mejor nivel). Este proceso puede ser repetido hasta que todos los miembros de la población sean clasificados dentro de un nivel o frente de Pareto.

B3. Algoritmo genético elitista de ordenamiento no dominado (NSGA-II)

El algoritmo NSGA-II es un algoritmo evolutivo propuesto por Deb et al. en 2002. Este algoritmo además de garantizar diversidad en el proceso de solución, se caracteriza por ser elitista, es decir, las mejores soluciones encontradas en el proceso de búsqueda son consideradas. En este, en la generación t , la población descendiente Q_t (de tamaño N) es creada de la población de padres P_t (de tamaño N) y para esto hace uso de los operadores

genéticos de selección, recombinación y mutación. Después de aplicar estos operadores, las dos poblaciones (padre e hijo) son combinadas para formar el vector R_t , el cual es de tamaño $2N$. Posteriormente mediante un ordenamiento no dominado se clasifica la población R_t en frentes de Pareto, lo cual consiste en determinar para cada individuo un nivel de dominancia frente a las demás soluciones, clasificándolas; y de acuerdo a esto las mejores N soluciones harán parte de la población P_{t+1} en donde el proceso vuelve a comenzar.

Como la población R_t es de tamaño $2N$, y solamente existen N configuraciones que conforman la población descendiente, no todas las configuraciones de los frentes pertenecientes a la población R_t podrán hacer parte de la nueva población. Aquellos frentes que no pueden hacer parte de la nueva población son eliminados. Cuando se está considerando el frente que ocupa la parte final de la nueva población, puede ocurrir que no todas las soluciones que hacen parte de este puedan colocarse en la nueva población debido a la limitación de tamaño de la población. Esta situación corresponde a la del frente F_3 de la figura B1. En este caso debe emplearse alguna estrategia para determinar las configuraciones de este frente que serán seleccionadas para pasar a la nueva población. Una estrategia eficiente consiste en seleccionar las soluciones situadas en áreas poco pobladas (alejadas de las demás soluciones) para ocupar las posiciones restantes de la población descendiente. Otra forma menos eficiente consiste en seleccionar estas configuraciones en forma aleatoria.

Lo anterior es poco relevante en los primeros ciclos generacionales del algoritmo, ya que en esta etapa existen muchos frentes que pasan a la siguiente generación. A medida que el proceso avanza, muchas configuraciones pasan a ser parte del primer frente inclusive haciendo que dicho frente tenga más de N individuos, por lo que se hace importante que las configuraciones no rechazadas sean de buena calidad y seleccionadas mediante una metodología que garantice la diversidad. La idea es que siempre se promuevan las configuraciones que aseguren diversidad dentro del mismo frente de Pareto. Cuando la población en su totalidad converge al frente de Pareto óptimo, el algoritmo asegura que las soluciones están distanciadas una de otra.

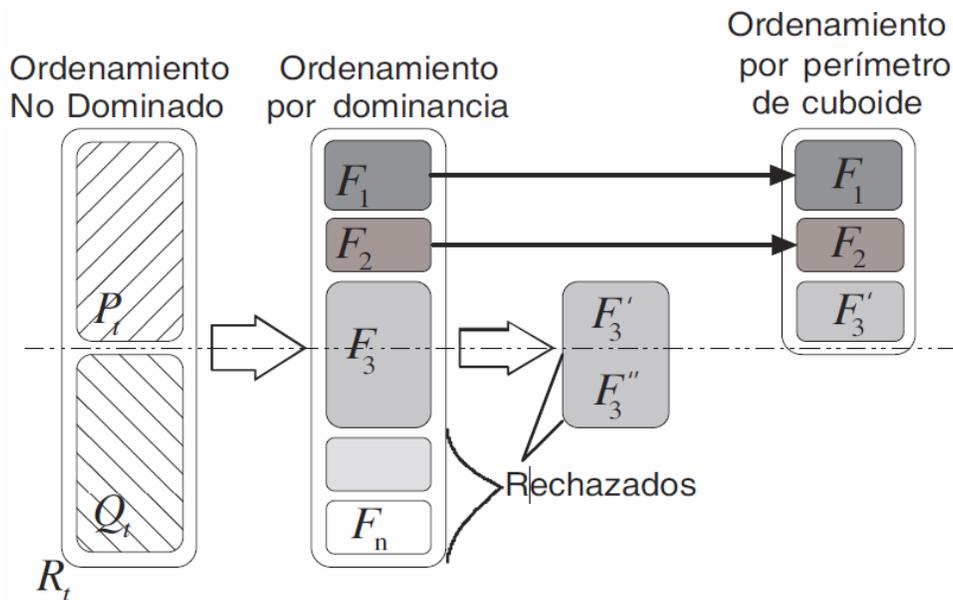


Figura B.2. Diagrama esquemático del algoritmo NSGA-II

En el algoritmo NSGA-II inicialmente se crea una población de padres P_0 (aleatoriamente o a través de una técnica de inicialización). La población se ordena de acuerdo a los niveles de no dominancia (ordenamiento de los frentes de Pareto, F_1, F_2, \dots). A cada solución se le asigna una función fitness de acuerdo a su nivel de no dominancia (1 es el mejor nivel) y se entiende que durante el proceso de debe disminuir dicha función. La selección por torneo (empleando un operador de torneo para apilamiento descrito posteriormente), recombinación y mutación son utilizados para crear la población de descendientes Q_0 de tamaño N . Los pasos del algoritmo NSGA-II se describen a continuación:

1. Combinar las poblaciones de padres y descendientes para crear $R_t = P_t \cup Q_t$. Realizar el ordenamiento no dominado a R_t e identificar los frentes $F_i, i = 1, 2, \dots$, etc.
2. Hacer $P_{t+1} = \emptyset$, e $i = 1$. Mientras $|P_{t+1}| + |F_i| < N$ hacer $|P_{t+1}| = |P_{t+1}| \cup |F_i|$ e $i = i + 1$.
3. Realizar un ordenamiento por apilamiento ($F_i, <_c$ que se describe posteriormente) e incluir en P_i las $(N - |P_{t+1}|)$ soluciones más aisladas usando los valores de distancia de apilamiento asociadas al frente F_i .
4. Crear la población descendiente Q_{t+1} a partir de P_{t+1} usando selección por torneo para apilamiento, recombinación y mutación.

En el paso 3, el ordenamiento por apilamiento de las configuraciones del frente i (el último frente que no pudo ser introducido totalmente en la nueva población) se realiza a través de una métrica de distancia de apilamiento. La población es ordenada en forma descendente de acuerdo a la magnitud de dicha distancia. En el paso 4, se emplea el operador de selección por torneo para apilamiento.

B3.1. Operador de selección por torneo para apilamiento

El operador de comparación de apilamiento ($<_c$), compara dos soluciones y retorna el ganador del torneo. Este asume que cada solución i tiene 2 atributos:

1. Un rango (r_i) de no dominancia en la población.
2. Una distancia (d_i) de apilamiento local en la población.

La distancia de apilamiento d_i de una solución i es una medida del espacio de búsqueda alrededor de i que no está ocupado por otra solución de la población. Por medio de estos dos atributos, se puede definir el operador de selección por torneo para apilamiento de la siguiente manera.

Una solución i gana un torneo con otra solución j si cualquiera de las siguientes condiciones se cumple:

1. La solución i tiene mejor rango que la solución j , es decir, $r_i < r_j$.
2. Si tienen el mismo rango pero la solución i tiene mayor distancia de apilamiento, es decir, $r_i = r_j$ y $d_i > d_j$.

La primera condición asegura que la solución seleccionada se encuentra en un mejor frente de Pareto. La segunda condición es útil cuando las dos soluciones se encuentran en el mismo frente, y en ese caso la decisión se toma con base en la distancia de apilamiento.

Aquella solución cuya región circundante sea menos poblada (alta distancia de apilamiento) gana el torneo.

Para obtener una idea de la densidad de soluciones alrededor de una solución particular i , se toma la distancia entre las dos soluciones que se encuentran a lado y lado de la solución i a lo largo de cada uno de los objetivos. Esta distancia sirve como un estimativo del perímetro del cuboide formado al usar los vecinos más cercanos como vértices opuestos de dicho cuboide (ver figura B3).

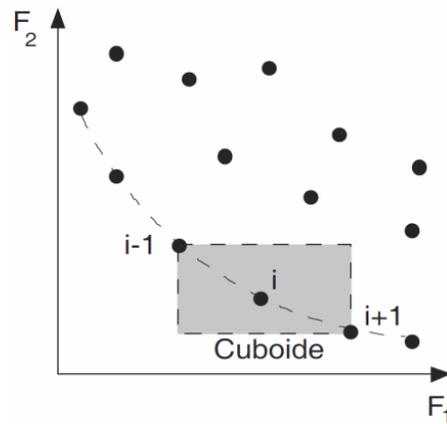


Figura B.3. Diagrama esquemático del algoritmo NSGA-II

B4. Bibliografía

Deb, K. “Multiobjective optimization using evolutionary algorithms”. Chichester, England: John Wiley and Sons, 2002.

Gallego, R.A., Escobar, A.H., Toro, E.M. “Técnicas metaheurísticas de optimización”. Universidad Tecnológica de Pereira. Segunda edición. Pereira, Julio de 2008.