

MODELO MULTIOBJETIVO PARA EL PLANEAMIENTO DE LA TRANSMISIÓN USANDO UNA TÉCNICA EVOLUTIVA Y PUNTOS INTERIORES

Multiobjective model for transmission planning using an evolutionary algorithm and interior point

RESUMEN

El presente trabajo propone una metodología multiobjetivo para dar solución al problema del planeamiento de la transmisión teniendo en cuenta seguridad y costo mínimo. El problema es solucionado mediante una combinación de puntos interiores y programación evolutiva. La metodología se prueba sobre el sistema IEEE de 24 nodos.

PALABRAS CLAVES: Planeamiento de la transmisión, Modelo DC, Optimización Multiobjetivo, Puntos Interiores, Contingencias.

ABSTRACT

This work proposes an approach on the multiobjective modeling of transmission expansion planning problem considering security constraints and minimum cost. The problem is solved through a combination of interior point and evolutionary programming. The methodology is tested on 24 bus IEEE system.

KEYWORDS: *Transmission expansion planning, DC model, multiobjective programming, interior point, contingency.*

CARLOS ADRIÁN CORREA

Ingeniero Electricista.
Profesor Catedrático.
Universidad Tecnológica de Pereira.
adrian@ohm.utp.edu.co

RICARDO ANDRÉS BOLAÑOS

Ingeniero Electricista.
Profesor Catedrático.
Universidad Tecnológica de Pereira.
rbolanos@utp.edu.co

ALEJANDRO GARCÉS RUIZ

Ingeniero Electricista, M.Sc.
Profesor Auxiliar
Universidad Tecnológica de Pereira
alejandrog@ohm.utp.edu.co

Integrantes Grupo de Planeamiento en Sistemas Eléctricos

1. INTRODUCCIÓN

El problema del planeamiento de la transmisión consiste en determinar el plan de expansión de mínimo costo teniendo en cuenta las restricciones de la red. Dicho plan debe dar respuesta en cuanto a cantidad, ubicación y tiempo para la construcción de las diferentes líneas de transmisión; esto permite abordar el problema desde diversos puntos de vista: el modelo estático presenta un único horizonte de planeamiento, mientras que el modelo dinámico se realiza para varias etapas interdependientes [6, 10]. El modelamiento se puede clasificar también de acuerdo al grado de complejidad, a saber: modelos de transportes [6, 7, 11], híbrido [6, 11], DC [4, 8, 11] y modelo AC [9]. La diferencia entre uno y otro radica en la forma en que se consideran las restricciones de kirchhoff para sistemas de potencia. En este artículo se aborda el problema de la expansión de la transmisión mediante el modelo DC, que resulta en un problema de optimización del tipo no lineal entero mixto de gran complejidad. Existen múltiples propuestas para resolver dicho problema empleando métodos exactos [10] o algoritmos combinatoriales [12]. No obstante, estos algoritmos fueron diseñados para minimizar exclusivamente la inversión y en algunas circunstancias, teniendo en cuenta la seguridad como una restricción adicional o una penalización en la función objetivo [4], en ningún caso se utiliza el concepto de dominancia de pareto el cual es un elemento fundamental en la teoría de optimización multiobjetivo.

La seguridad y el planteamiento multiobjetivo son dos elementos que adicionan una gran carga computacional a la ya compleja estructura del problema, por tal razón se propone un índice aproximado para determinar el grado de seguridad sin el cálculo de las contingencias.

El artículo está dividido de la siguiente forma: en la primera parte se presenta los conceptos de seguridad y el modelo de planeamiento utilizado, posteriormente se describe el algoritmo de solución usando puntos interiores, finalmente se presenta el algoritmo multiobjetivo utilizado y su aplicación al sistema de prueba IEEE de 24 nodos.

2. PLANEAMIENTO DE LA TRANSMISIÓN

El modelo matemático usado para el planeamiento de la transmisión, basado en el modelo DC [4, 8], asume la siguiente forma para minimizar costos de inversión:

$$\min f_1 = \sum_{i,j \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (1)$$

$$\text{S.a.} \quad Sf + g = d \quad (2)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij} + n_{ij}^0) (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij} + n_{ij}^0) \bar{f}_{ij} \quad (4)$$

$$0 \leq g \leq \bar{g} \quad (5)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij} \quad (6)$$

$$n_{ij} \text{ entero, } i, j \in \Omega$$

donde ij representa el circuito entre la barras i y j y por ende c_{ij} , f_{ij} , γ_{ij} , n_{ij} , n_{ij}^0 y $\overline{f_{ij}}$, $\overline{n_{ij}}$ representan respectivamente, el costo, el flujo, la susceptancia, los circuitos adicionales, los circuitos del caso base, el flujo máximo y el número máximo de circuitos por corredor, en todos los casos, de la rama ij ; S es la transpuesta de la matriz de incidencia elemento nodo, f es un vector cuyos elementos son los f_{ij} , g y d son vectores con las generaciones y demandas nodales respectivamente, θ_i es el ángulo en el nodo i , y Ω es el conjunto de ramas candidatas, se define entonces un conjunto de variables dependientes del número de líneas por corredor dado por:

$$x(n) = [f_{ij} \ r_g \ r_c \ \theta]^T \quad (7)$$

La ecuación (2) representa la conservación de potencia en cada nodo, es decir, la primera ley de Kirchhoff de la red DC equivalente. A su vez, la ecuación (3) modela la segunda de Kirchhoff. El modelo DC, suele dividirse en dos subproblemas, donde un algoritmo combinatorial realiza una propuesta de inversión (número de líneas a ser adicionadas, n_{ij}), y el subproblema operativo es convertido en un problema de programación lineal (PL) [7]. Además, si a dicho subproblema se le adicionan generadores y cargas ficticias para evitar infactibilidades, el modelo se convierte en [8, 10]:

$$\min \hat{f}_1 = \alpha \sum_{i \in N} r_{g_i} \quad (8)$$

$$s.a. \quad \begin{bmatrix} S & I_g & -I_c & 0 \\ I_f & 0 & 0 & -N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f \\ r_g \\ r_c \\ \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} DG \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$L \leq f_{ij} \leq U \quad (11)$$

$$0 \leq r_g \leq d \quad (12)$$

$$0 \leq r_c \leq g \quad (13)$$

$$\theta_i \text{ ilimitado } \quad i, j \in \Omega$$

donde I_f, I_g e I_c son matrices identidad apropiadas, DG es un vector de la diferencia entre d y g , y N es una matriz que agrupa las variables $\gamma_{ij}, n_{ij} + n_{ij}^0$ de (3) reduciéndola a la forma presentada en (10); $U = -L = (n_{ij} + n_{ij}^0) \overline{f_{ij}}$, r_g y r_c son los límites superior e inferior de los flujos, los generaciones y cargas ficticias respectivamente. El objetivo del problema se convierte en determinar dónde y cuántos circuitos se deben adicionar para que el corte de carga sea nulo (subproblema operativo) y que además el costo sea mínimo (problema de inversión).

3. SEGURIDAD EN SISTEMAS DE POTENCIA.

La seguridad es uno de los elementos más importantes en el planeamiento de los sistemas eléctricos de potencia, no obstante, la topología más segura no es siempre la más económica por lo que el problema debe plantearse bajo un enfoque multiobjetivo. Un sistema nunca opera de forma totalmente segura, pero puede operar bajo un riesgo predeterminado, que puede ser calculado por medio de un índice; para determinar este índice normalmente se simula la operación futura del sistema bajo condiciones de contingencias, en general, considerando la salida de un elemento, este criterio es llamado contingencia simple o criterio N-1 [4].

Se acepta el sistema como “seguro” cuando es capaz de abastecer toda la demanda sin corte de carga bajo todas las contingencias supuestas. Bajo el anterior esquema, se denomina “seguro correctivo” al sistema que en caso de presentar violaciones, puede llevarse a un punto estable mediante un redespacho. Finalmente, si no es posible solucionar el problema de carga por medio de redespachos, se dice que el sistema se encuentra en estado de alerta. El índice de contingencias permite llevar estos criterios cualitativos a una forma cuantitativa sujeta a ser optimizada, sin embargo, es necesario realizar varios cálculos adicionales por cada iteración aumentando el tiempo de cómputo del proceso iterativo. Una forma aproximada de determinar la seguridad de un sistema consiste en calcular la holgura entre los flujos de potencia y la capacidad máxima en cada una de las líneas, dado que cuanto más descargado esté el sistema mayor es la probabilidad de afrontar una contingencia en forma exitosa. En este trabajo, se evaluará la seguridad del sistema por medio de la cargabilidad como índice aproximado para implementar el modelo de optimización multiobjetivo.

4. MÉTODO DE PUNTOS INTERIORES

La idea central del Método de Puntos Interiores (MPI), es que a partir de un punto inicial, se obtienen las direcciones de búsqueda que dirigen el método al interior del poliedro convexo hacia un óptimo local x^* . El MPI permite resolver problemas de optimización tanto lineales (PL) como de programación no lineal (PNL), como se muestra ampliamente en [5]. Se hace referencia directa al método de puntos interiores primal dual para programación lineal.

4.1 Método de Primal – Dual (MPD)

El problema del planeamiento de la transmisión tal como fue descrito anteriormente puede expresarse de la siguiente forma:

$$\min \hat{f}_1 = c^T x \quad (14)$$

$$Ax = b \quad (15)$$

$$x^l \leq \hat{I}x \leq x^u \quad (16)$$

además, \hat{f}_1 , $Ax = b$, $\hat{I}x$, x^l , x^u son el corte de carga (8), el conjunto de restricciones de igualdad (9,10), el conjunto de variables canalizadas (11-13), y los límites superior e inferior de las variables canalizadas respectivamente. Se debe anotar que este problema no posee restricciones de desigualdad lo cual reduce el número de variables resultantes en el método de puntos interiores, que da un enfoque diferente respecto al modelo tratado en [4].

Usando las variables de holgura ($s_i > 0$) para transformar las restricciones de desigualdad en restricciones de igualdad e introduciendo las condiciones de no negatividad en la función objetivo como términos de barrera logarítmica, el sistema es transformado en:

$$\min \quad c^T x - \mu^k \sum_{j=1}^{ndx} (\ln s_{3j} + \ln s_{4j}) \quad (17)$$

S.a. $Ax = b \quad (18)$

$$-s_3 - s_4 - x^l + x^u = 0 \quad (19)$$

$$-\hat{I}x - s_4 + x^u = 0 \quad (20)$$

Donde ndx es el número de variables canalizadas del problema y μ^k es un parámetro de barrera que decrece en forma monótona a cero en el proceso iterativo.

Llevando las restricciones de igualdad a la función objetivo, se obtiene la función *Lagrangiana* L_u dada por:

$$L_u = c^T x - \mu^k \sum_{j=1}^{ndx} (\ln s_{3j} + \ln s_{4j}) - y^T (Ax - b) - z_3^T (-s_3 - s_4 - x^l + x^u) - z_4^T (-\hat{I}x - s_4 + x^u) \quad (21)$$

Aplicando las condiciones necesarias de optimalidad de primer orden de Karush – Kuhn – Tucker y teniendo en cuenta que $F(w) = 0$, se tiene:

$$F(w) = \begin{bmatrix} -\mu^k e + S_3 z_3 \\ -\mu^k e + S_4 (z_3 + z_4) \\ s_3 + s_4 + x^l - x^u \\ \hat{I}x + s_4 - x^u \\ c - A^T y + \hat{I}^T z_4 \\ -Ax + b \end{bmatrix}, w = \begin{bmatrix} s_3 \\ s_4 \\ z_3 \\ z_4 \\ x \\ y \end{bmatrix} \quad (22)$$

El sistema de ecuaciones $F(w) = G(w^k) - \mu^k u = 0$, es lineal y puede ser resuelto por el método de Newton, así:

$$\Delta w^k = -[J_F(w^k)]^{-1} F(w^k) \quad (23)$$

La solución explícita de (23) no es computacionalmente eficiente, debido a la alta dispersidad, sin embargo, el uso de matrices dispersas agiliza el proceso de búsqueda.

Los elementos de la matriz $J_F(w_k)$ se obtienen con las derivadas parciales de segundo orden de $F(w)$. Considerando: S_i : matrices diagonales con las

componentes s_i y Z_i : matrices diagonales con las componentes z_i ; para el modelo (23), se tiene entonces:

$$\begin{bmatrix} Z_3 & 0 & S_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Z_3 + Z_4 & S_4 & S_4 & 0 & 0 \\ I & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & \hat{I} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{I}^T & 0 & -A^T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -A & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta s_3 \\ \Delta s_4 \\ \Delta z_3 \\ \Delta z_4 \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu^k e - S_3 z_3 \\ \mu^k e - S_4 (z_3 + z_4) \\ -s_3 - s_4 - x^l + x^u \\ -\hat{I}x - s_4 + x^u \\ -c + A^T y - \hat{I}^T z_4 \\ Ax - b \end{bmatrix} \quad (24)$$

4.1.1 Inicialización de Variables y sus Características.

El punto inicial debe cumplir con:

$$s_3^0, s_4^0, z_3^0, (z_3^0 + z_4^0) > 0 \quad (25)$$

Para lo anterior se define:

$$\xi_1 = 1 \quad ; \quad \xi_3 = 0.01 \quad ; \quad \xi_2 = 1 + \xi_3 \|c\|$$

Y las variables del problema se inicializan como:

$$x = \xi_1 \quad (26)$$

Las variables de holgura primales:

$$s_3 = \max \{ \xi_1, \max(\hat{I}x - x_i) \}; s_4 = \max \{ \xi_1, \max(x_u - \hat{I}x) \} \quad (27)$$

donde el valor de cada componente de s_k está asociado a cada una de las variables canalizadas. Las variables y_i son cero al inicio del proceso y para las variables de holgura dual se tiene:

$$z_3 = \hat{c} + \xi_2 \quad ; \quad z_4 = \xi_2 \quad (28)$$

siendo \hat{c} el costo asociado a las variables canalizadas.

4.1.2 Actualización de las Variables Primal y Dual

Como el MPI es iterativo, después de obtener las direcciones Δw^k , los nuevos valores de las variables para la iteración $k+1$ son obtenidos de:

$$x^{k+1} = x^k + \gamma \alpha_p^k \Delta x^k \quad (29)$$

$$s_i^{k+1} = s_i^k + \gamma \alpha_p^k \Delta s_i^k \quad ; \quad i = 3, 4 \quad (30)$$

$$y^{k+1} = y^k + \gamma \alpha_d^k \Delta y^k \quad (31)$$

$$z_i^{k+1} = z_i^k + \gamma \alpha_d^k \Delta z_i^k \quad ; \quad i = 3, 4 \quad (32)$$

El valor de $\gamma \in (0,1)$ y es un parámetro de seguridad para garantizar que el próximo punto satisfaga las condiciones de no negatividad. Un valor típico es $\gamma = 0.99995$.

Los escalares α_p^k y $\alpha_d^k \in (0, 1]$, son las longitudes de paso primal y dual, respectivamente para la iteración k . Estos valores son obtenidos así:

$$\alpha_p^k = \min_j \left\{ 1, \min_{\Delta s_{3j}^k < 0} \left(\frac{-s_{3j}^k}{\Delta s_{3j}^k} \right), \min_{\Delta s_{4j}^k < 0} \left(\frac{-s_{4j}^k}{\Delta s_{4j}^k} \right) \right\} \quad (33)$$

$$\alpha_d^k = \min_j \left\{ 1, \min_{\Delta z_{3j}^k < 0} \left(\frac{-z_{3j}^k}{\Delta z_{3j}^k} \right), \min_{\Delta z_{3j}^k + \Delta z_{4j}^k < 0} \left(\frac{-(z_{3j}^k + z_{4j}^k)}{\Delta z_{3j}^k + \Delta z_{4j}^k} \right) \right\} \quad (34)$$

4.1.3 Reducción del Parámetro de Barrera.

El valor residual de la condición de complementariedad es llamado *gap de complementariedad*, y es calculado en cada iteración k por:

$$\rho^k = \left(z_3^k \right)^T s_3^k + \left(z_3^k + z_4^k \right)^T s_4^k \quad (35)$$

La secuencia $\{\rho^k\}_{k=1}^\infty$ debe tender a cero, y la relación entre ρ^k y μ^k , podría ser reducida en cada iteración k en función a la disminución del *gap de complementariedad*, según la expresión:

$$\mu^{k+1} = \beta^k \frac{\rho^k}{2n dx} \quad (36)$$

donde β es un *parámetro de centralización*. Para compensar los objetivos de reducir μ^k y mejorar la dirección central, β^k se escoge dinámicamente como $\beta^{k+1} = \max\{0.95\beta^k, 0.1\}$, con $\beta^0 = 0.2$.

4.1.4 Criterios de Convergencia.

El sistema (19) debe ser resuelto hasta que los siguientes criterios de convergencia sean cumplidos:

➤ **Factibilidad Primal**

$$\max \left\{ \|Ax - b\|_\infty, \max \{x^l - x^k\}, \max \{x^k - x^u\} \right\} \leq \epsilon_f \quad (37)$$

➤ **Factibilidad Dual**

$$\max \frac{\|c - A^T y^k + \hat{I}^T z_4^k\|_\infty}{1 + \|x^k\|_2} \leq \epsilon_f \quad (38)$$

➤ **Condición de Optimalidad**

$$\frac{\rho^k}{1 + \|x^k\|_2} \leq \epsilon_0 \quad (39)$$

5. MODELO MULTI-OBJETIVO.

Los problemas de optimización clásicos solucionados por técnicas evolutivas, presentan una única función objetivo sujeta a un conjunto de restricciones. Sin embargo, en algunos problemas reales, tales como el planeamiento de la transmisión, se pueden presentar funciones objetivo de diversa índole las cuales normalmente se encuentran en conflicto. Desde el punto de vista del planeamiento, el

sistema más económico es aquel que presente un menor costo de inversión y permite abastecer la demanda de todos lo usuarios del sistema. En este sentido, se espera que la solución óptima presente pocas líneas de transmisión adicionales (solo las que son estrictamente necesarias para satisfacer la demanda sin sobrecargas). No obstante, si se desea encontrar la red más segura, la mejor solución consiste en una topología con gran cantidad de líneas de transmisión. Es de esperarse que la solución más segura sea la más costosa mientras que la solución más económica presente un nivel de seguridad relativamente bajo.

Este conflicto, presente en los problemas multiobjetivo, es solucionado mediante el concepto de dominancia: en un problema de minimización, se dice que una solución A domina a una solución B si en todos los objetivos la función de A es menor o igual a la de B y por lo menos en un objetivo es estrictamente menor. Las soluciones de interés para los problemas multiobjetivo son las no dominadas. Para el caso bi-objetivo, dos soluciones no dominadas indican que cada una es mejor que la otra en un objetivo. Esto permite ampliar la gama de posibilidades en el momento de tomar una decisión.

El problema de optimización puede ser representado de la siguiente forma:

$$\min \{f_1(n, x(n)), f_2(n, x(n))\} \quad (40)$$

sa

$$n_{ij} \in \{0, 1, 2, n_{ij \max}\}$$

$$x(n) \in X(n)$$

donde n_{ij} son las variables de decisión del problema (líneas de transmisión adicionales) mientras x es el conjunto de variables de operación (7) que pertenecen al conjunto de soluciones factibles X. Las funciones objetivos f_1 y f_2 corresponden respectivamente a los costos de inversión y el nivel de seguridad.

$$f_1(n, x(n)) = c^T \cdot n \quad (41)$$

donde c es el vector de costos asociado a la construcción de líneas en los diferentes corredores. De otro lado, el nivel de seguridad está dado por la relación porcentual del flujo por el corredor más cargado:

$$f_2(n, x(n)) = \max \left(\frac{|f_{ij}|}{f_{ij \max}} \right) \quad (42)$$

En general, en los problemas multiobjetivo no existe una solución óptima, sino un conjunto de soluciones con diferente grado de optimalidad en donde ninguna de estas soluciones es preferible a las demás en todos los aspectos, es decir, cada solución tiene un grado de

optimalidad diferente respecto a cada uno de los objetivos. Aunque los algoritmos evolutivos permiten encontrar varias soluciones en problemas con óptimos alternativos, no son éstos el objetivo del problema, pues se desea encontrar soluciones con grado de optimalidad diferente respecto a dos criterios (f_1, f_2) que se encuentran en contradicción.

La metodología basada en el algoritmo SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [2] utiliza el concepto de elitismo manteniendo dos poblaciones, donde la primera maneja los operadores genéticos [13] mientras la segunda, denominada “élite”, almacena los resultados obtenidos. En cada generación se modifica la población insertando la población elite; sobre esta población aumentada se calculan las soluciones no dominadas las cuales constituirán la nueva población elite. A las soluciones dominadas se les asigna una función *fitness* equivalente al número de soluciones que cada una de éstas domina sobre las demás. Dado el grado de elitismo implícito en la metodología y al aumento considerable en el número de soluciones no dominadas, es necesario introducir una técnica de agrupamiento en cada generación tanto sobre la población elite como sobre la población base, de esta forma se mantiene la diversidad y se asegura un frente de Pareto más denso. La metodología propuesta maneja en realidad tres objetivos fundamentales: el costo de inversión, la cargabilidad de las líneas y el corte de carga; no obstante, el tercer objetivo es transversal a los demás por lo cual es tenido en cuenta en el momento de la selección por torneo [2, 13] con un criterio de predominio de la factibilidad frente a la optimalidad. Si dos soluciones son factibles (corte de carga cero) se elige la de mejor función *fitness*, si dos soluciones son infactibles se elige la de menor grado de infactibilidad, finalmente, si una solución es factible y otra es infactible, se elige la solución factible.

La extensión del modelo a un nivel multiobjetivo supone un obstáculo adicional a la ya compleja estructura matemática del problema de planeamiento de la transmisión y es la determinación de las soluciones no dominadas. Este proceso consiste en un algoritmo de comparación de cada una de las soluciones con las demás, para determinar a cuantas soluciones de la población actual domina y cuantas son dominadas por ésta. Esta subrutina requiere un importante esfuerzo computacional y es la principal razón para añadir una fase de clusterización que permita mantener la población por debajo de un límite máximo en las siguientes generaciones. Desde luego, el algoritmo de clusterización empleado en aquellas generaciones en donde la población aumenta por encima del límite establecido, supone un elemento de complejidad adicional que debe ser llevado en cuenta y que impide el uso de poblaciones muy grandes.

Otro elemento importante que define una clara diferencia entre los algoritmos mono-objetivo y los multiobjetivo es la necesidad de un frente de Pareto diverso y en la mayoría de los casos, continuo. Esto requiere que se

establezca un equilibrio entre diversidad y elitismo pues este último es necesario si se desea un tiempo de cálculo adecuado. El elitismo se introduce por medio de la población elite mientras que la diversidad la proporcional la mutación y la clusterización.

A continuación se muestra el algoritmo utilizado.

Algoritmo Utilizado

```

Datos ← Líneas,Nodos,Demanda,Generacion
P ← Aleatorio
E ← Vacío
For i = 1:N
    (f1,f2) ← PuntoInterior(P,Datos)
    P ← P ∪ E
    ND ← Dominancia(P,f1,f2)
    E ← P(ND)
    If (E > Emax)
        E ← Clusterizar(E)
    Endif
    F ← fitness(fo1,fo2)
    S ← Selección(F)
    P ← Recombinacion(S,P)
    P ← Mutacion(P)

```

Endfor

donde P es la población base y E corresponde a la población elite. La función *fitness* es calculada proporcional al número de soluciones que son dominadas, de esta forma la selección realizada por torneo da mayor prioridad a las soluciones no dominadas. La mutación y recombinación son realizadas bajo el esquema convencional presentado en [13].

6. RESULTADOS OBTENIDOS

La metodología propuesta fue implementada usando Matlab 7.0 y el sistema de prueba IEEE de 24 nodos. La población principal fue de 50 individuos inicializada de forma aleatoria; la población elite se restringió a un máximo de 30 individuos. El número de generaciones necesarias fue de 4000 lo cual significa el llamado de la subrutina de punto interior en 200 000 oportunidades, muy superior a las 300 generaciones reportadas en [4]. El frente de Pareto resultante se muestra en la figura 1.

La tabla 1 muestra los resultados obtenidos. Finalizado el proceso iterativo, se realizó un análisis de contingencias N-1 sobre el conjunto elite resultante con el fin de validar la función objetivo 2. Se determinó el número de contingencias, en las cuales se presentó corte de carga bajo el criterio N-1. Las soluciones deben estar ordenadas de forma creciente con respecto a la función objetivo 1 y de forma decreciente con respecto a la función objetivo 2, no obstante, se observa que 7 de las 30 soluciones presentan un número de contingencias críticas superior a las presentadas por la solución anterior lo cual significa que el índice utilizado es adecuado solo el 76 % de los casos. Este rango de exactitud es tolerable en algunas aplicaciones pues evita cálculos adicionales.

7. CONCLUSIONES

Se presentó una metodología de solución del problema multiobjetivo del planeamiento de la transmisión considerando niveles de seguridad. Para ello se definió un índice de seguridad aproximado que evita el cálculo de las contingencias N-1.

El número de generaciones necesarias para dar solución al problema multiobjetivo aumenta significativamente respecto al planteamiento mono-objetivo.

El método de puntos interiores demuestra ser una técnica rápida, robusta y apropiada para resolver el problema operativo de flujo de carga.

El uso de un índice aproximado para el cálculo de la seguridad del sistema no garantiza totalmente una buena medida de la misma pero es un acercamiento significativo al modelo multiobjetivo deseado.

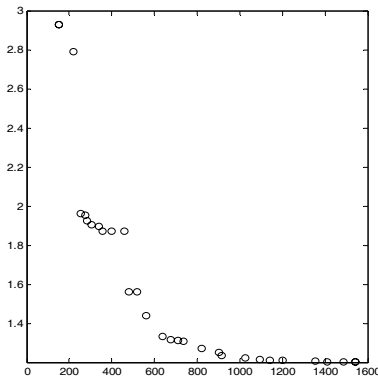


Figura 1 Frente de Pareto resultante.

<i>f1</i>	<i>f2</i>	Contingencias
152	29.318	23
218	27.944	16
252	19.630	21
274	19.567	18
284	19.242	21
306	19.056	16
338	18.979	15
356	18.720	12
400	18.718	13
457	18.714	11
478	15.622	21
518	15.619	20
562	14.413	20
638	13.333	19
676	13.146	21
712	13.145	21
734	13.068	19
820	12.698	22
901	12.522	18
915	12.331	18
1025	12.215	18

1095	12.148	16
1140	12.100	14
1203	12.094	14
1355	12.041	19
1410	12.029	15
1486	12.022	8
1541	12.009	8
2187	10.015	0

Tabla 1. Soluciones encontradas.

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan sus agradecimientos al Grupo de Planeamiento de la Universidad Tecnológica de Pereira y al Ph.D. Marcos J. Rider de la Unicamp, Brasil, por sus oportunos aportes en el desarrollo del presente trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] ASHLOCK, D. "Evolutionary Computation for modelling, and Optimization. Ed. Springer. 2000".
- [2] KALYANMOY, Deb. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms John Wiley and Sons Ltda.
- [3] ALVES M.J, VLIMACO J. A review of interactive methods for multiobjective integer and mixed integer programming. European Journal of operation research. 180(2007) 99-115.
- [4] GALLEGO, L. A. "Planeamiento de la expansión de Redes de Transmisión de energía eléctrica Considerando Contingencias", Tesis de Maestría Universidad Tecnológica de Pereira, Noviembre de 2005.
- [5] RIDER, M. J. "Método de puntos interiores para optimización en sistemas eléctricos". *Seminario de optimización en sistemas de potencia*. Pereira, Nov 2004.
- [6] ESCOBAR, Z. A., "Planeamiento Dinámico de la Transmisión en Sistemas de Transmisión Usando Algoritmos Combinatoriales", Tesis de Maestría, Universidad Tecnología de Pereira, Feb. de 2002.
- [7] L. L GARVER, "Transmission network estimation using linear programming", IEEE Trans. Power App. Syst., Vol. 89, pp. 1688-1697, Sep./Oct. 1970.
- [8] RIDER, M. J., ROMERO, R., MANTOVANI, J.R.S., "Transmission Expansion Planning Using the DC Model and Nonlinear-Programming Technique", IEE Proc-Gener. Transm. Distrib. Vol. 152, Nov. 2005.
- [9] RIDER, M. J., ROMERO, R., GARCIA, A. V., "Heuristic Algorithm Solve the Short Term Transmission Network Expansion Planning", IEE Proc. Generation, Transmission & Distribution. Abril de 2006.
- [10] ASADA, E. N., CARREÑO, E., ROMERO, R., GARCÍA, A. V. "A Branch-and-Bound Algorithm for the Multi-Stage Transmission Expansion Planning", IEEE, Transactions on Power Systems, X, 2005.
- [11] GALLEGO, R. A., ROMERO, R., ESCOBAR, A., "Flujo de Carga en Redes de Energía Eléctrica", Universidad Tecnológica de Pereira, Cap. 9, P. 226-242.
- [12] MONTICELLI A., GALLEGO R. A., ROMERO R., "Comparative Studies on Non-Convex Optimization Methods for transmission Network Expansion Planning", IEEE, Transactions on Power Systems, Vol. 13, 1998.
- [13] GALLEGO, R. A., ROMERO, L. R., ESCOBAR, A. "Técnicas de Optimización Combinatorial", Universidad Tecnológica de Pereira, Abril de 2006, Cap. 2, P. 19-77.