PLANEAMIENTO DE LA TRANSMISIÓN UTILIZANDO PUNTO INTERIOR NO LINEAL Y ALGORITMO GENÉTICO DE CHU-BEASLEY

Transmission Planning Using Non-linear Interior Point and Chu-Beasley Genetic Algorithm

RESUMEN
El presente artículo presenta el problema del planeamiento de la transmisión, utilizando el método de punto interior como herramienta de programación lineal y no lineal. El problema operativo es resuelto mediante el punto interior lineal y la versión no lineal es usada para la generación de la población inicial del algoritmo genético y para la búsqueda de mejores soluciones dentro del mismo. El esquema de planeamiento está basado en el algoritmo genético especializado de Chu-Beasley.

PALABRAS CLAVES: Algoritmo genético, Planeamiento de la transmisión, programación lineal, programación no lineal, Punto interior.

ABSTRACT
This paper presents the transmission planning problem using linear and non-linear interior point method. Operative problem is solved though linear interior point and the non-linear version is used for generating the initial population of the genetic algorithm and finding better solutions. The planning strategy is based on the specialized Chu-Beasley genetic algorithm.

KEYWORDS: *Genetic algorithm, linear programming, non-linear programming, interior point, transmission planning.*

CARLOS ADRIÁN CORREA
Ingeniero Electricista
Profesor catedrático
Universidad Tecnológica de Pereira
correa@utp.edu.co

RICARDO ANDRÉS BOLAÑOS
Ingeniero Electricista
Analista Eléctrico
XM – Expertos en Mercados
rbolanos@utp.edu.co

ANTONIO ESCOBAR
Ingeniero Electricista, M.Sc.
Profesor titular
Universidad Tecnológica de Pereira.
aescobar@utp.edu.co

1. INTRODUCCIÓN

El planeamiento de los sistemas de transmisión (PST) de energía eléctrica requiere de un minucioso análisis de tal forma que se pueda desarrollar un plan que beneficie tanto a las empresas como a los usuarios del servicio de energía eléctrica. En este sentido, es necesario que dicho plan sea muy económico, es decir, que los refuerzos en la red sean de bajo costo, pero a la vez, se debe garantizar que se puede llevar la energía hacia los centros de consumo, entonces el plan debe ser de mínimo costo y no puede generar cortes de carga.

Este problema tiene un espacio de solución muy grande, y por lo tanto se debe implementar un algoritmo que permita realizar una búsqueda eficiente de todo este espacio. Diferentes autores a través del tiempo han planteado diversas metodologías que van desde técnicas exactas [1, 2] hasta la utilización de algoritmos combinatoriales [3,4,5], estos últimos han ganado un espacio importante dentro del espectro de los problemas eléctricos, debido a que pueden manejar las características de no linealidad y espacios de búsqueda grandes presentes en este tipo de problemas.

También se debe anotar que el PST puede realizarse de forma estática [6] o dinámica [5], es decir, considerando una sola o varias etapas de planeación respectivamente.

En este trabajo se presenta una fusión de un método determinístico como el punto interior no lineal (PINL) y una técnica combinatorial como el algoritmo genético (AG), utilizando el PINL con el fin de generar candidatos de buena calidad para que conformen la población del AG.

2. MODELO DC

El modelo matemático para el PST utilizando el modelo DC es el siguiente [7]:

$$\min \quad f = \sum_{i,j\in\Omega} c_{ij} n_{ij} \tag{1}$$

$$\text{s.a.} \quad Sf + g = d \tag{2}$$

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

$$\left|f_{ij}\right| \le \left(n_{ij} + n_{ij}^0\right)\overline{f_{ij}} \tag{4}$$

$$0 \le g \le \overline{g} \tag{5}$$

$$0 \le n_{ij} \le \overline{n_{ij}} \tag{6}$$

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

donde *ij* representa el corredor entre la barras *i* y *j*, a su vez, las variables c_{ij}, $f_{ij}, \gamma_{ij}, n_{ij}, n_{ij}^0$, $\overline{f_{ij}}$ y $\overline{n_{ij}}$, representan respectivamente, el costo, el flujo, la susceptancia, el número de circuitos adicionados, el número de circuitos

Fecha de Recepción: 25 de Enero de 2008
Fecha de Aceptación: 14 de Marzo de 2008

del caso base, el flujo máximo y el número máximo de circuitos por corredor de la rama *ij*; *S* es la matriz de incidencia nodo elemento*, g y d,* son los vectores de generación y demanda respectivamente, *f* es un vector cuyos elementos son los flujos f_{ij}, θ_i es el ángulo en el nodo *i*, y Ω es el conjunto de ramas candidatas. Las ecuaciones (2) y (3) representan la primera y segunda ley de Kirchhoff (1LK y 2LK) respectivamente. Se debe mencionar que el anterior modelo es no lineal debido a la presencia de la restricción de la 2LK, y además, las variables n_{ij} son enteras, lo cual hace este problema del tipo no lineal entero mixto (PNLEM). Si se está resolviendo el problema operativo, es decir, si existe una propuesta de inversión y se desea analizar el estado de la red bajo estas condiciones, el modelo DC sufre algunos cambios como la inclusión del corte de carga r_g, generación ficticia r_g, y demanda ficticia r_c. Este modelo tiene la característica de ser lineal y tiene la siguiente presentación:

$$\min \quad f = \alpha \sum_{i \in N} r_{g_i} \tag{7}$$

$$\text{s.a.} \qquad Sf + g + r_g - r_c = d \tag{8}$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij}\left(n_{ij} + n_{ij}^0\right)\left(\theta_i - \theta_j\right) = 0 \tag{9}$$

$$\left|f_{ij}\right| \le \left(n_{ij} + n_{ij}^0\right)\overline{f_{ij}} \tag{10}$$

$$0 \le g \le \overline{g} \tag{11}$$

$$0 \le r_g \le d \tag{12}$$

$$0 \le r_c \le \overline{g} \tag{13}$$

$$i, j \in \Omega$$

2. PUNTO INTERIOR

El PI es un método eficiente para problemas de gran tamaño ya que reduce el tiempo de cómputo cuando se compara con otros métodos [8]. El modelo DC relajado se forma a partir de la ecuaciones (1) a (6), con la única diferencia que el corte de carga también es introducido en el problema, entonces la función objetivo resulta de sumar las ecuaciones (1) y (7). A continuación se describe el PINL utilizado para resolver el modelo DC relajado, es decir, tomando las variables n_{ij} continuas (PNL).

Una forma canónica de un problema de programación no lineal con restricciones de desigualdad toma la siguiente forma:

$$\min \quad f(x) \tag{14}$$

$$s.a. \quad g(x) = 0 \tag{15}$$

$$h(x) \le 0 \tag{16}$$

$$x^l \le \hat{I}x \le x^u \tag{17}$$

donde, *f(x), g(x), h(x),* $\hat{I}x$, x^u y x^l son la función de costos, el conjunto de restricciones de igualdad y de desigualdad, el conjunto de variables canalizadas y los límites superior e inferior de las variables canalizadas respectivamente*.* Además, se nombran las cantidades *nx, ndx, ndg, ndh,* como el número de variables del problema, número de variables canalizadas, número de restricciones de igualdad y el número de restricciones de desigualdad, respectivamente.

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

$$\begin{aligned} L_u = {} & f(x) - \mu^k \sum_{j=1}^{ndh}\left(\ln s_{2j}\right) - \mu^k \sum_{j=1}^{ndx}\left(\ln s_{3j} + \ln s_{4j}\right) - y^T g(x) \\ & - z_2^T\left(-h(x) - s_2\right) - z_3^T\left(-s_3 - s_4 - x^l + x^u\right) - z_4^T\left(-\hat{I}x - s_4 + x^u\right) \end{aligned} \tag{18}$$

donde μ^k es un parámetro de barrera que decrece en forma monótona a cero en el proceso iterativo. Si se aplican las condiciones necesarias de optimalidad de primer orden de *Karush–Kuhn–Tucker* (KKT), $\left(\nabla L_\mu = 0\right)$, se obtiene un conjunto de ecuaciones denominado *F(w)=0*. Si este conjunto se resuelve mediante el método de Newton, se obtiene:

$$\left[J_F\left(w^k\right)\right]\Delta w^k = -F\left(w^k\right) \tag{19}$$

Los elementos de la matriz J_F *(w^k)* se obtienen con las derivadas parciales de segundo orden de *F(w).* Definiendo S_i y Z_i como matrices diagonales con las componentes s_i. y z_i respectivamente, el modelo (19), es dado por:

$$\begin{bmatrix} Z_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & S_2 & 0 & 0 \\ 0 & Z_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_3 + Z_4 & S_4 & S_4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 & \hat{I} & 0 \\ I & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & J_h & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \hat{I}^T & 0 & J_h^T & \nabla_x^2 L_u & -J_g^T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -J_g & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta s_2 \\ \Delta s_3 \\ \Delta s_4 \\ \Delta z_3 \\ \Delta z_4 \\ \Delta z_2 \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla_{S_2} L \\ \nabla_{S_3} L \\ \nabla_{S_4} L \\ \nabla_{Z_3} L \\ \nabla_{Z_4} L \\ \nabla_{Z_2} L \\ \nabla_X L \\ \nabla_Y L \end{bmatrix} \tag{20}$$

donde $\nabla f \in R^{nx}$ es el gradiente de la función objetivo, $J_g \in R^{ndg}$ y $J_h \in R^{ndh}$, son las matrices *jacobianas* de las restricciones de igualdad y desigualdad respectivamente.

$$\nabla_x^2 L_\mu = H_f\left(x^k\right) - \sum_{j=1}^{ndg} y_j^k H_{gj}\left(x^k\right) + \sum_{j=1}^{ndh} z_{2j}^k H_{hj}\left(x^k\right) \tag{21}$$

es el término complicante del problema tipo PNL, dado que exige el cálculo de *ndg + ndh + 1* matrices hessianas en cada iteración.

El punto inicial debe cumplir con la condición $s_2^0, z_2^0, s_3^0, s_4^0, z_3^0, \left(z_3^0 + z_4^0\right) > 0$. Para ello, dado que el proceso de convergencia es sensible al punto inicial, una manera de inicializar las variables primales consiste en tomar el punto medio entre los límites superior e inferior de aquellas variables canalizadas y ceros para las variables libres. Las variables y_j son 0 o -1 al inicio del proceso y para las variables de holgura primales se tiene:

$$s_{2i}^0 = \left\| h\left(x^0\right) \right\| \quad ;$$
$$s_{3j}^0 = \min\left\{\max\left\{\tau x_j^\Delta, \hat{I}x^0 - x_j^l\right\}, (1-\tau)x_j^\Delta\right\} \quad ; \tag{22}$$
$$s_{4j}^0 = x_j^\Delta - s_{3j}^0$$

típicamente, $\tau = 0.25$, además, $x^\Delta = x^u - x^l$ y las variables de holgura duales son inicializadas como:

$$z_2^0 = \mu^0 (S_2^0)^{-1} e \quad ; \quad z_3^0 = \mu^0 (S_3^0)^{-1} e \quad ; \tag{23}$$
$$z_4^0 = \mu^0 (S_4^0)^{-1} e - z_3^0$$

Después de obtener las direcciones Δw^k de la solución de (20)**,** los nuevos valores de las variables primales, duales y de holgura para la iteración *k+1* son obtenidos de:

$$x^{k+1} = x^k + \gamma \alpha_p^k \Delta x^k \quad ; \quad y^{k+1} = y^k + \gamma \alpha_d^k \Delta y^k \tag{24}$$

$$s_i^{k+1} = s_i^k + \gamma \alpha_p^k \Delta s_i^k \quad ; \tag{25}$$
$$z_i^{k+1} = z_i^k + \gamma \alpha_d^k \Delta z_i^k \quad ; \quad i = 2,3,4$$

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 tanto para PL como para PNL 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*. En PNL, se acostumbra elegir $\alpha = \min\left\{\alpha_p^k, \alpha_d^k\right\}$. Estos valores son obtenidos así:

$$\alpha_p^k = \min_{ij}\left\{1, \min_{\Delta s_{2i}^k<0}\left(\frac{-s_{2i}^k}{\Delta s_{2i}^k}\right), \min_{\Delta s_{3j}^k<0}\left(\frac{-s_{3j}^k}{\Delta s_{3j}^k}\right), \min_{\Delta s_{4j}^k<0}\left(\frac{-s_{4j}^k}{\Delta s_{4j}^k}\right)\right\} \tag{26}$$

$$\alpha_d^k = \min_{ij}\left\{1, \min_{\Delta z_{1i}^k+\Delta z_{2i}^k<0}\left(\frac{-z_{2i}^k}{\Delta z_{2i}^k}\right), \min_{\Delta z_{3j}^k<0}\left(\frac{-z_{3j}^k}{\Delta z_{3j}^k}\right), \right. \tag{27}$$
$$\left. \min_{\Delta z_{3j}^k+\Delta z_{4j}^k<0}\left(\frac{-\left(z_{3j}^k + z_{4j}^k\right)}{\Delta z_{3j}^k + \Delta z_{4j}^k}\right)\right\}$$

El valor residual de la condición de complementariedad tiende monótonamente a cero durante el proceso iterativo y llamado *gap de complementariedad* ρ^k, que junto con el parámetro de barrera μ^k son calculados en cada iteración *k,* como:

$$\rho^k = \left(z_2^k\right)^T s_2^k + \left(z_3^k\right)^T s_3^k + \left(z_3^k + z_4^k\right)^T s_4^k \quad ;$$
$$\mu^{k+1} = \beta^k \frac{\rho^k}{2\left(ndx + ndh\right)} \tag{28}$$

donde $\beta \in (0,1)$ 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 $\beta^0 = 0.2$. Generalmente $\mu^0 = 0.1$, 1 o 10.

El sistema (20) debe ser resuelto hasta que cada uno de los siguientes criterios de convergencia sea cumplido:

Factibilidad Primal

$$\max\left\{\begin{matrix} \left\|g(x)\right\|_\infty, \max\left\{x^l - x^k\right\}, \max\left\{x^k - x^u\right\}, \\ \max\left\{h^l - h\left(x^k\right)\right\}, \max\left\{h\left(x^k\right) - h^u\right\} \end{matrix}\right\} \le \epsilon_f \tag{29}$$

Factibilidad Dual, Condición de Optimalidad y Desvío de la Función Objetivo

$$\frac{\left\|\nabla f\left(x^k\right) - J_g^T\left(x^k\right) y^k + J_h^T\left(x^k\right) z_2^k + \hat{I}^T z_4^k\right\|_\infty}{1 + \left\|x^k\right\|_2} \le \epsilon_f \quad ; \tag{30}$$
$$\frac{\rho^k}{1 + \left\|x^k\right\|_2} \le \epsilon_0 \quad ; \quad \frac{\left|f\left(x^k\right) - f\left(x^{k-1}\right)\right|}{1 + \left|f(x^k)\right|} \le \epsilon_f$$

Cuando se resuelve el problema relajado o PNL, éste retorna valores continuos de propuestas de adiciones de circuitos, información que es usada para incializar la población del AG.

El PI es también utilizado para resolver el problema operativo que tiene la característica de ser lineal, es decir, es un caso particular del problema no lineal. El PI utilizado es muy similar al algoritmo anteriormente descrito y ampliamente desarrollado en [9].

3. ALGORITMO GENÉTICO DE CHU-BEASLEY

Los AG han sido ampliamente usados en problemas de optimización de diferentes disciplinas, y en caso de los problemas eléctricos caracterizados por tener una alta explosión combinatorial han sido muy exitosos [3,5]. Los AG tradicionales, tienen asociado un alto costo computacional, por el hecho de tener que evaluar la función objetivo en cada ciclo generacional para un número de hijos igual al tamaño de la población, y de esta manera la población es modificada ciclo tras ciclo. Los AG básicos y sus respectivos operadores selección, cruzamiento y mutación, se explican ampliamente en [10].

El AG modificado de Chu-Beasley propuesto en este trabajo posee varias ventajas con respecto al AG tradicional, como mantener el tamaño de la población constante para analizar solamente un hijo por cada ciclo generacional, disminuyendo el número de evaluaciones de la función objetivo, que en este caso se traduce en PLs (problema operativo) para encontrar el corte de carga. Además de lo anterior, un hijo es aceptado dentro de la población solamente cuando cumple con criterios de diversidad. Esto restringe la homogenización de la población y garantiza la búsqueda de soluciones en diferentes puntos.

1. Las notas de pie de página deberán estar en la página donde se citan. Letra Times New Roman de 8 puntos

En el presente trabajo se utilizó la codificación decimal, por ser apropiada para el problema del PST [5].

A continuación se describen las principales etapas del AG propuesto.

3.1. Inicialización de la población

Esta etapa es clave para el éxito de todo el proceso, debido a que una inicialización inteligente puede guiar el algoritmo por espacios que estén cercanos a configuraciones de buena calidad.

El proceso comienza con la evaluación de un PNL que tiene como red base el estado actual del sistema que se esté analizando, entonces el PNL arroja valores continuos de n_{ij} que corresponden a circuitos que seguramente son importantes y que con una alta probabilidad puedan estar presentes en la solución del problema. Por la forma del problema relajado, dichos circuitos tienen la característica de tener una bajo costo con relación a la cantidad de potencia que pueden transportar y/o que sean indispensables para aliviar los problemas de corte de carga. Es importante tener en cuenta que uno de los factores que garantiza el éxito del AGCB es la diversidad, por lo tanto, si bien las propuestas n_{ij} son un buen indicador de los caminos importantes, no es seguro que absolutamente todos los caminos estén presentes en la solución final, entonces, dicha solución relajada se utiliza para generar solo algunos individuos, en donde la decisión de adicionar una línea en los caminos con $n_{ij} \neq 0$ se toma de manera aleatoria, de esta forma un individuo tiene adiciones únicamente en algunos de los caminos con $n_{ij} \neq 0$.

Después de lo anterior, el mecanismo de generación del resto de individuos se realiza mediante el bloqueo de los corredores que en el caso base tuvieron $n_{ij} \neq 0$. Lo que se busca con esto es que el PNL se abstenga de ubicar circuitos en algunos de los corredores que ya se utilizaron para generar algunos individuos. Esto hace que el problema relajado se vea forzado a buscar nuevas soluciones que también son de buena calidad y que pueden arrojar corredores con $n_{ij} \neq 0$, que sean importantes en el proceso del planeamiento. La generación del resto de individuos pasa entonces por un proceso cíclico de bloqueo y asignación de circuitos, que se repite un número de veces determinado.

3.2. Verificación de diversidad

Después de la generación de la población es posible que algunos individuos tengan un alto grado de similitud, hecho que reduce la diversidad de la población y que disminuye las posibilidades de éxito del AG (ya se ha mencionado que la diversidad es una de las características que hace que el AG pueda converger a respuestas de buena calidad). Para afrontar esta situación se emplea un mecanismo para verificar la diversidad de la población que consiste en realizar una comparación de cada uno de los individuos con el resto para determinar en cuantos corredores (bits) son iguales dos configuraciones. En este caso la similitud de una configuración con otra se establece por la existencia o no de circuitos en un corredor, de acuerdo a lo anterior, si en una posición de la configuración 1 hay una propuesta de 2 líneas, y para la misma posición la configuración 2 tiene un valor de 3, el proceso de diversidad concibe esta posición como no diversa. Cuando se verifica la diversidad de una configuración con otra el número de casillas similares no debe sobrepasar un valor predeterminado (ρ_{div}) no demasiado alto ya que esto modificaría sustancialmente la población haciendo que se pueda perder información valiosa otorgada por el PNL. Un valor común de ρ_{div} puede ser 2.

3.2. Selección

En el proceso de selección se realizan dos torneos para escoger dos padres. Dentro de cada torneo puede existir un número variable de padres, si dicho número es alto, es claro que se prioriza el elitismo y viceversa. En cada torneo gana un derecho como padre el individuo que mejor función *fitness* posea. Así, después de dos procesos de torneo se tienen dos padres listos para entrar en la etapa de cruzamiento.

3.3. Cruzamiento

El cruzamiento se realiza de manera tradicional, teniendo en cuenta que solo se elige un único punto para su implementación. Es de aclararse que en la implementación del AGCB no hay necesidad de definir un (tasa de cruzamiento) por el hecho de que la población mantiene intacta y solo cambia en una configuración cuando un individuo cumple ciertos criterios de diversidad y optimalidad, a diferencia del AG convencional que realiza un cambio de toda la población en cada ciclo generacional y resulta interesante que algunas configuraciones padre tengan la posibilidad de sobrevivir completamente. Después del cruzamiento de los padres se generan dos hijos que deben ser evaluados con el fin de descartar el hijo con peor función *fitness*.

3.4. Mutación

En la etapa de mutación se prioriza la adición de circuitos cuando la configuración tiene un alto corte de carga y viceversa cuando la configuración tiene un corte de carga bajo o nulo. También se puede incluir la posibilidad de realizar un intercambio o *swap* cuando la configuración es factible.

3.5. Mejoramiento

Otro de los elementos que diferencian el AGCB implementado del AG tradicional, es la inclusión de una etapa de mejoramiento en donde la configuración resultante de la mutación es sometida a un minucioso análisis para determinar qué circuitos se encuentran en calidad de sobrantes, es decir, cada uno éllos es retirado temporalmente para encontrar el corte de carga bajo esta nueva condición, y si dicho corte se mantiene igual o disminuye, entonces el circuito es definitivamente retirado, de esta manera se logra encontrar configuraciones con igual o menor grado de infactibilidad pero con menor costo. Este proceso de mejoramiento aumenta de manera considerable el esfuerzo computacional ya que requiere de la solución de tantos PLs como caminos con circuitos haya en el individuo analizado.

El individuo que resulte del proceso anterior solo se introduce a la población si mejora la incumbente o si cumple con criterios de diversidad.

4. RESULTADOS

La metodología propuesta se valida sobre los sistemas de prueba de 6 barras de Garver, sistema IEEE de 24 barras y el sistema Sur Brasilero de 46 Barras.

A continuación se muestran los resultados obtenidos después de solucionar el problema relajado con la red base y sin bloqueo de posiciones, para los diferentes sistemas de prueba, además de la solución final entregada por el AGCB.

4.1. Sistema de Garver de 6 barras

Para este sistema de prueba se obtuvieron los valores de n_{ij} mostrados en la tabla 1, después de solucionar el problema relajado. La función objetivo bajo estas condiciones es de 180.313 mil dólares.

Corredor		n_{ij}
2	6	3.5062
3	5	0.8406
4	6	1.9438

Tabla 1. Valores de n_{ij} para el sistema de Garver

Cuando se genera la población inicial, ésta ya contiene la mejor solución, hecho que se explica por las características del sistema de prueba de tener un número de reducido tanto de barras como de corredores. La solución encontrada tiene un costo de 200mil dólares y las adiciones necesarias son: $n_{2\text{-}6} = 4$, $n_{3\text{-}5} = 1$; $n_{4\text{-}6} = 2$.

4.2. Sistema IEEE de 24 barras

Los valores de la tabla 2 muestran las adiciones después de solucionar el problema relajado. El costo del plan de expansión en estas condiciones es de 87.43 mil dólares.

Corredor		n_{ij}
1	5	0.1413
3	24	0.0622
6	10	0.6034
7	8	2.0000
10	12	0.3025
14	16	0.4524

Tabla 2. Valores de n_{ij} para el sistema IEEE de 24 barras

El AGCB se ejecutó con una población de 30 individuos y una tasa de mutación de dos bits. Se realizaron 10 pruebas en donde siempre se alcanzó a la solución óptima y se resolvieron 81, 53, 114, 63, 56, 61, 41, 119, 30 y 46 PLs en cada caso. La solución encontrada tiene un costo de 152mil dólares y las adiciones necesarias son: $n_{6\text{-}10} = 1$; $n_{7\text{-}8} = 2$; $n_{10\text{-}12} = 1$; $n_{14\text{-}16} = 1$.

4.2. Sistema Sur Brasilero de 46 barras

La tabla 3 muestra los valores de la adiciones después de solucionar el problema relajado. El costo del plan de expansión en estas condiciones es de 47,0825 millones de dólares.

Corredor		n_{ij}
20	21	1.0599
42	43	0.7949
46	6	0.3674
19	25	0.2819
24	25	0.6578
5	6	1.2245

Tabla 3. Valores de n_{ij} para el sistema Sur Brasilero de 46 barras

El tamaño de la población inicial es de 100, la mutación en cada ciclo generacional se realizó en 2 corredores. La solución se encontró después de 2297 PLs y tiene un costo de 72,87 millones de dólares y las adiciones necesarias son: $n_{2\text{-}5} = 1$; $n_{5\text{-}6} = 2$; $n_{13\text{-}20} = 1$; $n_{20\text{-}21} = 2$; $n_{20\text{-}23} = 1$; $n_{42\text{-}43} = 1$; $n_{46\text{-}6} = 1$

5. CONCLUSIONES

1. Las notas de pie de página deberán estar en la página donde se citan. Letra Times New Roman de 8 puntos

Los resultados muestran claramente la similitud existente entre la solución del problema relajado y la solución entera. En todos los casos existen corredores del problema entero contenidos en la solución del PNL inicial. Lo anterior muestra la importancia de aprovechar de manera adecuada esta información y como un algoritmo combinatorial puede realizar esta tarea.

Con la implementación del AGCB se reduce de forma sustancial el tiempo de cómputo, debido a que la evaluación de la función objetivo se realiza en menos ocasiones que el AG convencional. Este hecho en planeamiento implica el número de llamado de PLs (problema operativo) que se debe realizar en el proceso. Este hecho es muy importante porque en un problema de planeamiento, alrededor del 90% del esfuerzo computacional es destinado a la solución de los PLs, entonces una técnica que reduzca el número total de llamados de PL y encuentre buenas soluciones se considera una técnica adecuada para este tipo de problemas.

El método de punto interior es una herramienta adecuada tanto para la solución del problema operativo como para el problema relajado. Este último, con una información de alto valor, por tratarse de un método basado en estrategias determinísticas. Lo anterior hace que la información arrojada por el PNL sea muy cercana a la solución del problema de planeamiento, de tal forma que con una posterior manipulación (AG) de dicha información se tiene una alta certeza de encontrar la solución óptima del problema.

La inicialización de la población por medio del PNL, ubica el AG en regiones altamente promisorias, además, un cuidadosa selección de una tasa de mutación asegura que la configuraciones no sufran grandes alteraciones y se pierda la información arrojada por el PNL. Adicionalmente, la estrategia de bloquear algunos corredores aumenta la diversidad de la población inicial y la posibilidad de tener la solución óptima distribuida en algunas de las configuraciones iniciales.

6. BIBLIOGRAFÍA

[1] R. Romero, A. Monticelli, *"A hierarchical decomposition approach for transmission network expansion planning"*, IEEE transactions on power systems, Vol 9, pp 373-380, 1994.

[2] R. Romero, A. Monticelli, "A zero-one implicit enumeration method for optimizing investments in transmission expansion planning", IEEE Transactions on Power Systems, Vol 9, No 3, Aug. 1994.

[3] R. Gallego, A. Monticelli, R. Romero, *"Transmission system expansion planning by extended genetic algorithm"*, IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, Vol 145, No 3, pp 329-335, May 1998.

[4] R. Gallego, A. Monticelli, R. Romero, *"Tabu search algorithm for network synthesis"*, IEEE Transactions on Power Systems, Vol 15, No 2, pp 490-495, May 2000.

[5] A. Escobar, "Planeamiento Dinámico de la Transmisión en Sistemas de Transmisión Usando Algoritmos Combinatoriales", Tesis de Maestría, Universidad Tecnología de Pereira, Feb. 2002.

[6] L. Gallego, "Planeamiento de la expansión de Redes de Transmisión de energía eléctrica Considerando Contingencias", Tesis de Maestría Universidad Tecnológica de Pereira, Noviembre de 2005.

[7] R. Gallego, A. Escobar, R. Romero, A. Monticelli, *Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión de Energía Eléctrica*, 2007, Universidad Tecnológica de Pereira.

[8] M. Rider, "Método de puntos interiores para optimización en sistemas eléctricos". S*eminario de optimización en sistemas de potencia.* Universidad Tecnológica de Pereira, Nov 2004.

[9] R. Bolaños, C. Correa, A. Garcés, "Planeamiento de la expansión de la transmisión considerando contingencias mediante el algoritmo multiobjetivo NSGA-II", *Scientia e Technica*, Vol 3, año XIII, No 35. 2007.

[10] R. Gallego, A. Escobar, R. Romero, *Técnicas de Optimización Combinatorial*. Universidad Tecnológica de Pereira. 2006.

7. 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 Universidad de Campiñas.