

## **Planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión considerando contingencias y demanda incierta**

### **Transmission network expansion planning considering contingencies and uncertain demand**

*Luis Alfonso Gallego Pareja<sup>1</sup>, Rubén Augusto Romero<sup>1</sup>, Jesús María López Lezama<sup>2\*</sup>*

<sup>1</sup>Laboratorio de Planeamiento de Sistemas de Energía Eléctrica. Universidad Estadual Paulista. Av. Brasil Centro, 56 CEP 15385-000. Ilha Solteira, SP, Brasil.

<sup>2</sup>Grupo Gimel. Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia, A.A. 1226, Medellín, Colombia

(Recibido el 12 de agosto de 2008. Aceptado el 12 de marzo de 2009)

#### **Resumen**

En este artículo se presenta una metodología y un modelo matemático para resolver el problema del planeamiento de la expansión cuando se considera desde la etapa del planeamiento el efecto de las contingencias y se introduce la demanda como una variable aleatoria que se encuentra dentro de un rango probable de ocurrencia. De este modo, es posible encontrar una solución que minimiza el costo de inversión garantizando confiabilidad y minimizando racionamientos futuros. El modelo matemático del planeamiento de la expansión se representa mediante un problema de programación no lineal entero mixto. Para resolver este problema se implementó un Algoritmo Genético especializado combinado con Programación Lineal.

----- *Palabras clave:* Planeamiento de la transmisión, algoritmos genéticos, confiabilidad en sistemas de potencia, demanda incierta

#### **Abstract**

This paper presents a methodology and a mathematical model to solve the expansion planning problem that takes into account the effect of contingencies in the planning stage, and considers the demand as a

---

\* Autor de correspondencia: teléfono: + 57 + 4 + 219 55 55, fax: + 57 + 4 + 219 05 07, correo electrónico: lezama@udea.edu.co (J.M López).

stochastic variable within a specified range. In this way, it is possible to find a solution that minimizes the investment costs guarantying reliability and minimizing future load shedding. The mathematical model of the expansion planning can be represented by a mixed integer nonlinear programming problem. To solve this problem a specialized Genetic Algorithm combined with Linear Programming was implemented.

----- *Keywords:* Transmission planning, genetic algorithms, power system reliability, uncertain demand

## Introducción

El problema del planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión de energía eléctrica tiene como objetivo determinar la red de transmisión que se debe construir para atender los requerimientos de la demanda proyectada para un escenario de largo plazo, minimizando la inversión y abasteciendo de energía eléctrica a todos los usuarios. La primera aproximación a la solución del problema de planeamiento eléctrico fue formulada por Garver [1] en 1970. En su trabajo utilizó un algoritmo de Programación Lineal (PL) para determinar las mejores trayectorias entre los puntos de generación y carga. En esta misma década se presentaron otros trabajos abordando el problema de planeamiento usando Programación Dinámica [2] y una combinación de Programación Dinámica con Programación Lineal [3]. A partir de la década de los 90, en parte gracias a la rápida evolución de la computación, han aparecido en la literatura una gran variedad de técnicas para resolver el problema de planeamiento. Estos métodos se pueden clasificar en técnicas heurísticas, metaheurísticas y optimización matemática. Las técnicas metaheurísticas son una evolución de las técnicas heurísticas y no garantizan (al menos desde un punto de vista teórico) encontrar un punto óptimo. En su lugar, estas técnicas permiten encontrar un conjunto de soluciones subóptimas, dentro de las cuales podría estar eventualmente la solución óptima. Dentro de estas técnicas se destacan los Algoritmos Genéticos [4], Recocido Simulado [5] y Búsqueda Tabú [6]. Por otro lado,

algoritmos que utilizan Programación Lineal [7], Programación No Lineal [8], Programación Entera Mixta [9], Métodos de Punto Interior [10] y Branch and Bound [11] son clasificados como métodos basados en optimización matemática. En [12] se presenta una revisión de los algoritmos utilizados para abordar el problema del planeamiento de la expansión en los sistemas de transmisión. En general, para sistemas de pequeño y mediano porte, las técnicas de optimización matemática permiten encontrar la solución óptima del problema. Sin embargo, cuando se abordan sistemas de gran tamaño (como la mayoría de los sistemas de la vida real), estas técnicas resultan inadecuadas debido a la explosión combinatorial que se produce en el espacio de soluciones. En este caso, se recurre a técnicas metaheurísticas. En particular, para el caso de planeamiento de sistemas de potencia de gran tamaño y complejidad, los Algoritmos Genéticos y la Búsqueda Tabú, combinados con Programación Lineal han mostrado ser eficientes en la obtención de soluciones de alta calidad. En la técnica de Algoritmos Genéticos los últimos trabajos en revistas especializadas reportan muy buenos resultados cuando se aplica el Algoritmo Genético de Chu-Beasley [13]. Existe poca literatura referente a la inclusión de criterios de confiabilidad en el problema de planeamiento de la expansión. Algunas contribuciones se pueden encontrar en [14, 15]. Normalmente, las propuestas de expansión que incluyen criterios de confiabilidad son realizadas en dos fases. En la primera fase se elabora una propuesta de expansión sin considerar criterios de confiabilidad, en

la segunda fase se usa la propuesta de expansión obtenida en la fase uno y se adicionan circuitos hasta cumplir con los criterios de confiabilidad. La ventaja de esta estrategia es que se puede encontrar una propuesta de expansión con relativamente poco esfuerzo computacional. Por otro lado, la principal desventaja, es que la propuesta de expansión no es óptima y está fuertemente influenciada por los resultados obtenidos en la fase uno. La mejor estrategia en este caso, es considerar los criterios de confiabilidad desde la primera etapa de planeamiento como se sugiere en [16], sin embargo, el tamaño y la complejidad del problema aumentan de forma considerable. En lo concierne a la demanda futura, esta es considerada de manera estática en la mayoría de los estudios de planeamiento de la expansión. En [17] se propone tratar la demanda futura como variable en un rango de valores igualmente probables, considerando la propuesta de expansión como válida para cualquier valor en este intervalo. Esta propuesta se basa principalmente en el hecho de que el planeamiento considerando demanda estática con frecuencia requiere la adición de circuitos muy costosos para atender cortes de carga que pueden ser despreciables en el proceso de expansión a largo plazo. Por tanto, al obtener los datos actualizados del proceso de expansión a corto plazo, se puede verificar que si la demanda esperada es menor de lo que se había previsto para el largo plazo, estos circuitos no serían necesarios y la propuesta de inversión resulta ser más económica. En este artículo, se combinan los modelos propuestos en [16, 17] para presentar un nuevo modelo y una metodología de solución para el problema de planeamiento de la expansión a largo plazo considerando al mismo tiempo incerteza en la demanda y el efecto de contingencias simples. Para validar la metodología se utilizaron varios sistemas conocidos en la literatura especializada. Finalmente se realizó una comparación de los resultados cuando se considera por separado la incerteza en la demanda y las contingencias;

y cuando ambos efectos se consideran al mismo tiempo. Los resultados muestran que en este último caso, es posible encontrar propuestas de inversión más atractivas.

### ***Modelos matemático***

En la literatura especializada se han propuesto diferentes modelos para abordar el problema del planeamiento de la expansión. Los modelos descritos en este artículo corresponden de forma general al modelo DC. Sin embargo, existen modelos más relajados como el modelo de transportes o el modelo híbrido, y modelos más completos como el modelo AC [18]. En lo concerniente al horizonte de planeamiento, este puede ser considerado en una sola etapa (planeamiento estático) o en diferentes etapas (planeamiento dinámico). Los modelos presentados en este artículo corresponden al planeamiento de la expansión estático, sin embargo, la metodología puede ser fácilmente extendida al planeamiento dinámico.

### ***Modelo tradicional***

Los modelos tradicionales para el planeamiento de la expansión de sistemas de transmisión incluyen el modelo de transportes, modelo DC y modelo híbrido, siendo este último una combinación de los dos primeros. El modelo de transportes considera solamente la primera ley de Kirchhoff (ley de corrientes) y la capacidad de transmisión de las líneas. Las ventajas de esta representación radican en la facilidad para trabajar con modelos lineales y adicionalmente, su formulación permite trabajar con sistemas no conexos y conexos prácticamente de la misma forma. Por otro lado, el modelo DC permite una representación mas aproximada del sistema de potencia, ya que considera las dos leyes de Kirchhoff y la capacidad de transmisión de las líneas. Sin embargo, esta representación más exacta, introduce una no linealidad en el problema. El modelo DC es el más utilizado para abordar el problema de planeamiento, y se puede representar como se muestra en (1):

$$\begin{aligned}
 \min v &= \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \\
 \text{s.a} & \\
 S f + g &= d \\
 f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^o + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) &= 0 \\
 |f_{ij}| &\leq (n_{ij}^o + n_{ij}) f_{ij}^{\max} \\
 0 \leq g &\leq g^{\max} \\
 0 \leq n_{ij} &\leq n_{ij}^{\max} \\
 n_{ij} &\text{ entero} \\
 (i, j) &\in \Omega
 \end{aligned} \tag{1}$$

donde  $c_{ij}$ ,  $\gamma_{ij}$ ,  $n_{ij}^o$ ,  $n_{ij}$ ,  $f_{ij}^o$ ,  $f_{ij}^{\max}$  representan respectivamente el costo del circuito que puede ser adicionado entre el corredor  $i$ - $j$ , la susceptancia del circuito, el número de circuitos a ser adicionados entre el corredor  $i$ - $j$ , el número de circuitos de la red base y el flujo de potencia en el corredor  $i$ - $j$ . Por otro lado,  $f_{ij}^{\max}$  representa el flujo de potencia máximo por circuito permitido en el corredor  $i$ - $j$ ,  $v$  representa el costo de inversión,  $S$  es la matriz de incidencia transpuesta rama-nodo del sistema de potencia,  $d$  es el vector de demanda y  $\Omega$  es el conjunto de todas las posibles ramas (líneas y transformadores) del sistema. La restricción  $S f + g = d$  representa el conjunto de ecuaciones que atiende la ley de corrientes de Kirchhoff. En este caso la restricción indica que la demanda en cualquier barra debe ser igual a la generación en esta barra más los flujos de las líneas que converjan en esta. Si tanto la generación como la demanda son modeladas como inyecciones de potencia se obtiene una analogía de la primera ley de Kirchhoff. Por otro lado, la restricción  $f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^o + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) = 0$  representa el conjunto de ecuaciones que satisface la segunda ley de Kirchhoff y es la responsable de la no linealidad del modelo. Se puede observar que la no linealidad se debe a la multiplicación de dos variables de optimización del modelo, correspondientes al número de circuitos por corredor y a la diferencia angular entre las barras

donde se encuentren dichos circuitos. Para una propuesta de inversión dada  $n_{ij}$ , esta restricción se convierte en una restricción lineal. Las restricciones  $|f_{ij}| \leq (n_{ij}^o + n_{ij}) f_{ij}^{\max}$ ,  $0 \leq g \leq g^{\max}$  y  $0 \leq n_{ij} \leq n_{ij}^{\max}$  imponen límites en los flujos a través de los circuitos, la generación en las barras de generación y el número de circuitos que se pueden adicionar por corredor respectivamente.

### Modelo considerando demanda incierta

El planeamiento de sistemas eléctricos de potencia implica el conocimiento futuro de la demanda del sistema. Esta variable es determinada mediante técnicas de pronóstico y está sujeta a la incertidumbre presentada por la dependencia a factores externos (económicos, políticos, sociales, etc). Para incorporar la variabilidad de la demanda en cada nodo, ésta se puede introducir como una ecuación de desigualdad dentro de las restricciones del problema. De esta manera, para cada nodo, la demanda puede ser modelada dentro de un rango de incertidumbre dado por  $[d^{\min} d^{\max}]$ . El modelo DC presentado en (1) incorporando demanda incierta toma la forma que se indica en (2).

$$\begin{aligned}
 \min v &= \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_{k \in \sigma} r_k - \beta \sum_{k \in \sigma} d_k \\
 \text{s.a} & \\
 S f + g + r + d &= 0 \\
 f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^o + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) &= 0 \\
 |f_{ij}| &\leq (n_{ij}^o + n_{ij}) f_{ij}^{\max} \\
 0 \leq g &\leq g^{\max} \\
 0 \leq n_{ij} &\leq n_{ij}^{\max} \\
 0 \leq r &\leq d^{\max} \\
 d^{\min} &\leq d \leq d^{\max} \\
 n_{ij} &\text{ entero} \\
 (i, j) &\in \Omega
 \end{aligned} \tag{2}$$

Donde  $\beta$  (US\$/MW) es un parámetro que maximiza la demanda entregada en cada bus y debe ser ajustado para cada sistema de prueba y  $\sigma$  es el conjunto de barras de carga. En este caso se busca maximizar la demanda individual en cada barra  $d_k$ , para ello, se incorpora como una variable más del problema y se adiciona en la función objetivo con signo negativo. Adicionalmente, se introducen generadores ficticios  $r_k$  acompañados de un factor de penalización  $\alpha$  (US\$/MW). La potencia entregada por los generadores ficticios representa el corte de carga para una propuesta de inversión dada. Los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  se deben seleccionar de tal manera que las topologías con pequeños cortes de carga y bajos costos de inversión puedan ser preservados en la población actual del Algoritmo Genético, de tal manera que se conserve la diversidad (es probable que la recombinación de dos topologías con pequeños cortes de carga y bajos costos de inversión generen una propuesta de inversión sin corte de carga y a la vez con bajo costo de inversión). Los valores típicos de  $\alpha$  oscilan entre 500.000 y 1.000.000 US\$/MW, (dependiendo del sistema) lo que indica que un corte de carga de 1MW es competitivo con una inversión de un millón de dólares en una línea de transmisión. Si los valores de los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  son iguales, una demanda adicional de 1MW podría ser atendida por una generación ficticia de igual cantidad sin afectar la función objetivo. Una buena solución para el planeamiento de la expansión no debe considerar corte de carga, por lo tanto  $\alpha$  debe ser mayor que  $\beta$ . En general, se pueden obtener resultados satisfactorios haciendo  $\alpha = 10\beta$ .

### Modelo considerando el efecto de las contingencias

Las contingencias son los eventos que ocurren cuando un elemento es retirado del sistema en forma imprevista o programada. La salida de un elemento o de varios puede producir la operación anormal del sistema e incluso puede provocar su colapso. Por otro lado, si se planean las redes de transmisión futuras considerando desde el inicio las contingencias, el costo global (plan de expansión más solución de contingencias), resulta infe-

rior que el que se obtendría si se realizan por separado el plan óptimo de expansión y la solución de contingencias para el plan óptimo resultante. Para incluir el efecto de contingencias simples (n-1) en un sistema con  $nl$  ramas, se debe adicionar al modelo (1) el conjunto de restricciones que se indica en (3):

$$\begin{aligned}
 & S f^p + g^p + r^p - d = 0 \\
 & f_{ij}^p - \gamma_{ij}(n_{ij}^o + n_{ij})(\theta_i^p - \theta_j^p) = 0 \\
 & \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \ y (i, j) \neq p \\
 & f_{ij}^p - \gamma_{ij}(n_{ij}^o + n_{ij} - 1)(\theta_i^p - \theta_j^p) = 0 \\
 & \text{para } (i, j) = p \\
 & |f_{ij}| \leq (n_{ij}^o + n_{ij}) f_{ij}^{\max} \\
 & \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \ y (i, j) \neq p \\
 & |f_{ij}| \leq (n_{ij}^o + n_{ij} - 1) f_{ij}^{\max} \quad \text{para } (i, j) = p \\
 & 0 \leq g^p \leq g^{\max} \\
 & 0 \leq n_{ij} \leq n_{ij}^{\max} \\
 & 0 \leq r^p \leq d^{\max} \\
 & (n_{ij}^o + n_{ij} - 1) \geq 0 \quad \text{y entero para } (i, j) = p \\
 & n_{ij} \quad \text{entero} \quad \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \ y (i, j) \neq p \\
 & (i, j) \in \Omega \quad \text{y } p = 1, 2, \dots, nl
 \end{aligned} \tag{3}$$

donde  $p=(i,j) \in \Omega$  y  $r^p$  es la generación entregada por los generadores ficticios de racionamiento considerando contingencias. En este caso, el número de variables de operación se incrementa  $nl$  veces, sin embargo, el número de variables de inversión  $n_{ij}$  es igual al del problema sin contingencias. De forma similar al modelo presentado (2), se debe adicionar a la función objetivo el efecto de los cortes de carga penalizado por un parámetro  $\alpha$ .

### Modelo considerando contingencias y demanda incierta

Los modelos presentados en las secciones anteriores se pueden combinar para obtener un modelo matemático que considere al mismo

tiempo el efecto de contingencias simples (n-1) y demanda incierta. Este modelo es presentado en (4):

$$\begin{aligned}
 \min v = & \sum_{(i,j) \in \Omega} c_{ij} \cdot n_{ij} + \alpha \left[ \sum_{k \in \sigma} r_k^0 + \sum_{i=1}^{nl} \sum_{k \in \sigma} r_k^i \right] - \beta \sum_{k \in \sigma} d_k \\
 \text{s.a} & \\
 & sf + g + r_g + d = 0 \\
 & f_{ij} - \gamma_{ij} \cdot (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) = 0 \\
 & \left| f_{ij} \right| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) f_{ij}^{\max} \\
 & 0 \leq g \leq g^{\max} \\
 & 0 \leq r_g \leq d^{\max} \\
 & d^{\min} \leq d \leq d^{\max} \\
 & n_{ij} \text{ entero} \\
 & Sf^P + g^P + r_g^P + d = 0 \\
 & f_{ij}^P - \gamma_{ij} \cdot (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i^P - \theta_j^P) = 0 \\
 & \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \text{ y } (i, j) \neq p \\
 & f_{ij}^P - \gamma_{ij} \cdot (n_{ij}^0 + n_{ij} - 1) (\theta_i^P - \theta_j^P) = 0 \\
 & \text{para } (i, j) = p \\
 & \left| f_{ij} \right| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) f_{ij}^{\max} \\
 & \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \text{ y } (i, j) \neq p \\
 & \left| f_{ij} \right| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij} - 1) f_{ij}^{\max} \text{ para } (i, j) = p \\
 & 0 \leq g^P \leq g^{\max} \\
 & 0 \leq n_{ij} \leq n_{ij}^{\max} \\
 & 0 \leq r_c^P \leq d^{\max} \\
 & d^{\min} \leq d^P \leq d^{\max} \\
 & \left( n_{ij}^0 + n_{ij} - 1 \right) \geq 0 \text{ y entero para } (i, j) = p \\
 & n_{ij} \text{ entero } \forall (i, j) \in 1, 2, \dots, nl \text{ y } (i, j) \neq p \\
 & f_{ij}^P \text{ y } \theta_j^P \text{ irrestrictos} \\
 & (i, j) \in \Omega \text{ y } p = 1, 2, \dots, nl
 \end{aligned} \tag{4}$$

Donde  $r_k^0$  representa la potencia ficticia entregada en la barra  $k$  para el caso sin contingencias y  $r_k^i$  representa la potencia entregada por el generador ficticio de la barra  $k$  para al  $i$ -ésima contingencia. Se puede observar que el modelo presenta una

estructura similar al modelo presentado en (1), sin embargo, el número de restricciones se ha incrementado de manera considerable. El Modelo matemático propuesto puede ser resuelto usando diferentes métodos de optimización como las técnicas heurísticas, optimización matemática y técnicas metaheurísticas. En este artículo se presenta el Algoritmo Genético de Chu-Beasley que pertenece al grupo de las técnicas metaheurísticas. La ventaja principal del algoritmo presentado es que para una propuesta específica de codificación donde las variables de inversión  $n_{ij}$  son conocidas, el problema (4) se puede separar en  $(nl+1)$  problemas de Programación Lineal independientes. Como resultado, el problema de planeamiento con restricciones de confiabilidad y demanda incierta se puede resolver usando el mismo algoritmo metaheurístico utilizado en el planeamiento sin contingencias. Obviamente, el esfuerzo computacional para encontrar buenas soluciones es  $nl$  veces mayor comparado con el problema de planeamiento tradicional. Los detalles del Algoritmo Genético implementado se presentan en la siguiente sección.

### Algoritmo especializado de Chu-Beasley

El algoritmo genético de Chu-Beasley AGCB fue diseñado inicialmente para el resolver el problema de la designación generalizada [13]. El AGCB está basado en la teoría fundamental de los Algoritmos Genéticos, pero presenta algunas diferencias que lo hacen un algoritmo muy competitivo para evaluar sistemas de gran tamaño. Las principales características del AGCB son: 1) emplea la función *fitness* para identificar el valor de la función objetivo y una función de penalización para cuantificar la infactibilidad de las propuestas de solución; 2) la diferencia entre el Algoritmo Genético propuesto por Holland y el algoritmo propuesto por Chu-Beasley, consiste principalmente en que el Algoritmo Genético de Chu-Beasley sólo sustituye un individuo a la vez en la población, en cada ciclo generacional; 3) el individuo que entra a hacer parte de la población no puede existir en tal población, lo que evita la homogeneidad de la población conservando la diversidad en todos los individuos.

### Codificación del problema

En el problema de planeamiento de redes de transmisión de energía eléctrica, un individuo de la población es representado por un vector de tamaño igual al número de ramas. Cada elemento de éste vector es un número entero que representa la cantidad de líneas/transformadores del sistema, y puede ir desde 0 hasta el número máximo de circuitos permitidos por corredor. En la figura 1 se ilustra la propuesta de codificación, en este caso, a la rama 2-3 se adicionan dos líneas nuevas, a la rama 4-7 se adicionan tres líneas nuevas, etc.

1-5	2-3	2-7	3-1	3-5	3-8	4-7	5-2
1	2	0	0	0	1	3	0

Figura 1 Propuesta de codificación

### Población inicial

En sistemas de baja o media complejidad es común generar la población inicial de manera aleatoria. Sin embargo, para sistemas de mediano y grande porte es recomendable utilizar una versión relajada del modelo DC para generar la población inicial. En general, siempre que pueda aprovecharse algún conocimiento inicial respecto al problema, este debe ser utilizado. En [16] se recomienda usar el modelo de transporte para generar la población inicial.

### Función objetivo e infactibilidad

Para cada individuo de la población se debe evaluar su función objetivo (*fitness*). La función objetivo representa el costo total de las líneas que se deben adicionar a la red inicial para cumplir con los requerimientos de demanda proyectada. También se debe evaluar la función de penalización la cual representa el corte de carga, o potencia no servida (PNS) por la propuesta de inversión. La PNS representa la potencia total entregada por los generadores ficticios (para el caso base y el caso con contingencia) este cálculo se debe hacer para cada individuo de la población. Al igual que en el Algoritmo Genético de Holland, en el AGCB la función objetivo es usada para implementar el mecanismo de selección y para sustituir un indi-

viduo en la población cuando todos los miembros de la población son factibles. Además, la infactibilidad es usada para sustituir un individuo de la población cuando las propuestas de solución son infactibles en toda la población.

### Selección

En la teoría fundamental de los Algoritmos Genéticos existen varias propuestas de selección: 1) selección proporcional con ruleta, 2) selección por torneo. En éste caso la selección se realizó usando torneo. Este mecanismo de selección consiste en elegir de forma aleatoria un número reducido de *k* configuraciones de la población actual, para competir entre ellas con el fin de seleccionar la mejor configuración (mejor función objetivo) que se denominará padre. Este proceso se repite y se seleccionan las dos mejores configuraciones.

### Recombinación

Las dos configuraciones escogidas por el mecanismo de selección son sometidas a recombinación. La recombinación en los algoritmos genéticos consiste en intercambiar partes de dos vectores para formar dos nuevos vectores donde uno de los vectores nuevos tiene parte de los elementos de un vector y parte de los elementos del otro vector. Este procedimiento es también conocido como *crossing over*. Generalmente las configuraciones seleccionadas (originales) se denominan configuraciones padres y a las nuevas configuraciones se les denominan configuraciones hijas. En la figura 2 se ilustra el proceso de recombinación.

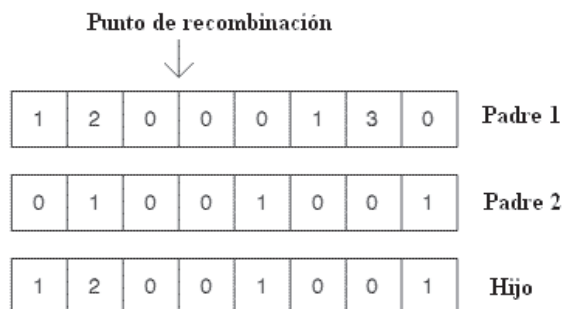
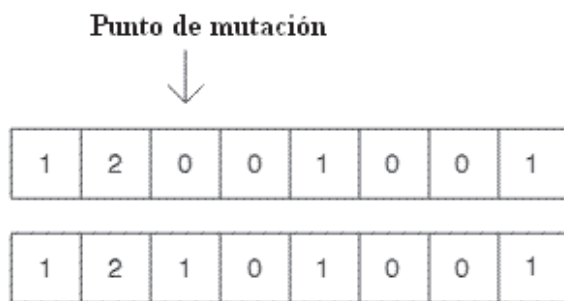


Figura 2 Proceso de recombinación

### Mutación

La operación de mutación termina el proceso de obtención del nuevo descendiente. La mutación, en la codificación binaria, implica cambiar el valor de una variable de 0 a 1 ó viceversa. Así, por ejemplo, si en la posición  $i$  todas las configuraciones de la población actual tienen un valor de 0 en la representación binaria y en la configuración óptima el valor correcto en esa posición es 1, entonces la recombinación no puede generar un 1 en esa posición mientras que el proceso de mutación puede resolver esta dificultad. La tasa de mutación varía entre 0.001 y 0.050, en problemas de planeamiento de redes de transmisión de energía eléctrica. En la figura 3 se ilustra el proceso de mutación.



**Figura 3** Proceso de mutación

### Mejoramiento de la infactibilidad

En este algoritmo la infactibilidad de las propuestas de inversión disminuyen gradualmente a medida que el proceso de búsqueda avanza. Una configuración es infactible cuando la propuesta de inversión tiene un corte de carga diferente de cero, y la propuesta es factible cuando el corte de carga es cero. No significa esto último que la configuración sea la óptima. Además, esta configuración debe cumplir con los requerimientos eléctricos del sistema (modelo DC). Si la configuración propuesta tiene un corte de carga menor que alguna configuración de la población actual se reemplaza esta configuración en la población, además, se debe verificar que la nueva configuración no este presente en la población actual.

### Mejoramiento de la optimalidad

Cuando el descendiente es factible (corte de carga cero), y ha pasado por los procesos de selección, recombinación y mutación, pueden existir circuitos innecesarios, que encarecen la función objetivo. Para determinar que circuitos sobran en esta configuración, se realiza un ordenamiento descendente, desde los circuitos más costosos hasta llegar a los circuitos con menores costos, entonces el circuito que no produce infactibilidad (corte de carga igual a cero) en el caso base y en caso con contingencias es eliminado. Si existen varios circuitos en paralelo se repite el proceso hasta que al retirar un circuito se produzca infactibilidad, lo cual indica que el circuito retirado es necesario.

### Modificación de la población

En el AGCB en la población sólo se cambia un individuo a la vez en cada ciclo generacional, a diferencia del algoritmo genético tradicional que en cada ciclo generacional modifica toda la población. El descendiente es incorporado a la población actual de acuerdo a los siguientes criterios:

- Si el descendiente es infactible, sólo se puede reemplazar por el más infactible de la población actual, desde que sea más infactible que el descendiente.
- Si el descendiente es factible, y en la población hay configuraciones infactibles, se puede reemplazar por el más infactible de la población. Si todos los individuos de la población son factibles, entonces el descendiente puede sustituir el individuo peor calificado (mayor función objetivo), si y solo si, el descendiente tiene mejor función objetivo que el peor individuo de la población.
- El descendiente debe ser diferente a todos los individuos de la población actual, si es igual a cualquier miembro de la población, el reemplazo es descartado.

Pseudo-Código del algoritmo especializado de Chu-Beasley implementado.



- 1 Especificar los parámetros de control
- 2 Crear la población inicial
- 3 Realizar selección: Escoger dos configuraciones padres usando selección por torneo
- 4 Realizar recombinación: Realizar recombinación de los dos padres, y escoger la mejor configuración (hijo)
- 5 Realizar mutación: Realizar mutación al hijo escogido en el proceso de recombinación
- 6 Aplicar los criterios de aceptación: Si el criterio de parada es satisfecho, PARE, de lo contrario regresar a 3

El proceso para si la incumbente (mejor solución encontrada durante el proceso evolutivo) no mejora después de un número determinado de iteraciones o un número máximo de problemas de Programación Lineal es ejecutado.

### Pruebas y resultados

La metodología propuesta para el planeamiento de la expansión considerando contingencias y demanda incierta fue evaluada usando tres sistemas de prueba ampliamente utilizados en la literatura especializada: 1) sistema de Garver de 6 barras, 2) sistema IEEE de 24 barras, y 3) sistema Sur brasileño de 46 barras. Los datos eléctricos de estos los sistemas pueden ser consultados en [19]. Los resultados fueron comparados con los obtenidos usando el modelo DC tradicional, el modelo con incerteza en la demanda y el modelo con contingencias. En [16] y [17] se pueden consultar con mayor detalle los resultados de aplicar de estos modelos al problema de planeamiento. Para todos los casos se utilizó una incertidumbre de 10% en la demanda.

### Sistema Garver de 6 barras

El sistema Garver se ilustra en la figura 4. Este sistema consta de 6 barras, 15 líneas candidatas a ser adicionadas, una demanda de 760 MW y un número máximo de 5 líneas que se pueden adicionar por corredor.

La solución óptima encontrada por el AGCB para el problema del planeamiento de la expansión considerando contingencias y demanda variable tiene un costo de inversión de US\$ 160.000, con corte de carga 0 MW y demanda de 798 MW. La población inicial fue de 40 individuos, con una tasa de mutación 0,02 y una selección por torneo con  $k = 3$ . Para resolver el problema se resolvieron 1054 PLs. En la figura 5 se comparan los costos de inversión en miles de dólares cuando se utilizan los siguientes modelos:

PT: modelo tradicional (sin restricciones de confiabilidad ni demanda incierta);

PDI: modelo de planeamiento con demanda incierta;

PC: modelo de planeamiento con contingencias;

PCDI: modelo de planeamiento con contingencias y demanda incierta.

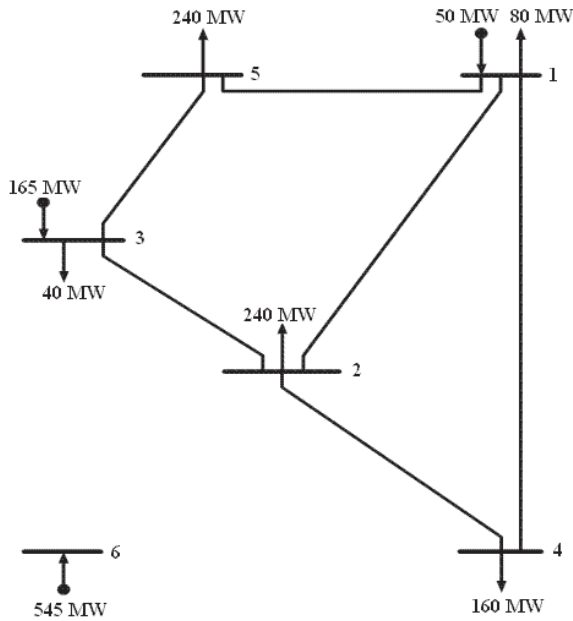
En la tabla 1 se indican los circuitos que se deben adicionar al sistema Garver cuando se usa cada uno de los modelos de planeamiento.

### Sistema IEEE de 24 Barras

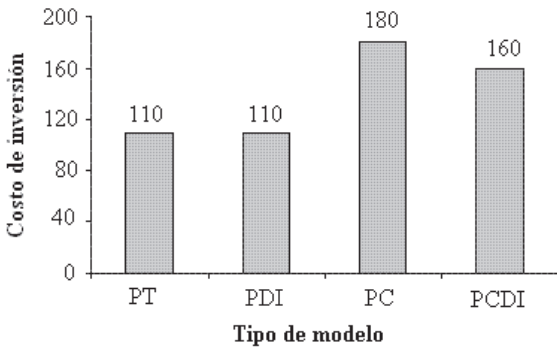
Este sistema consta de 24 barras, 41 líneas, una demanda total de 8.550 MW, y se pueden adicionar 3 líneas por corredor. La topología inicial es presentada en la figura 6.

**Tabla 1** Soluciones para el sistema Garver usando diferentes modelos de planeamiento

PT	PDI	PC	PCDI
$n_{4-6}=3, n_{3-5}=1$	$n_{2-6}=1, n_{3-5}=1,$ $n_{4-6}=2$	$n_{2-6}=4, n_{3-6}=1,$ $n_{3-5}=2, n_{4-6}=3$	$n_{2-6}=1, n_{3-5}=2$ $n_{4-6}=3$



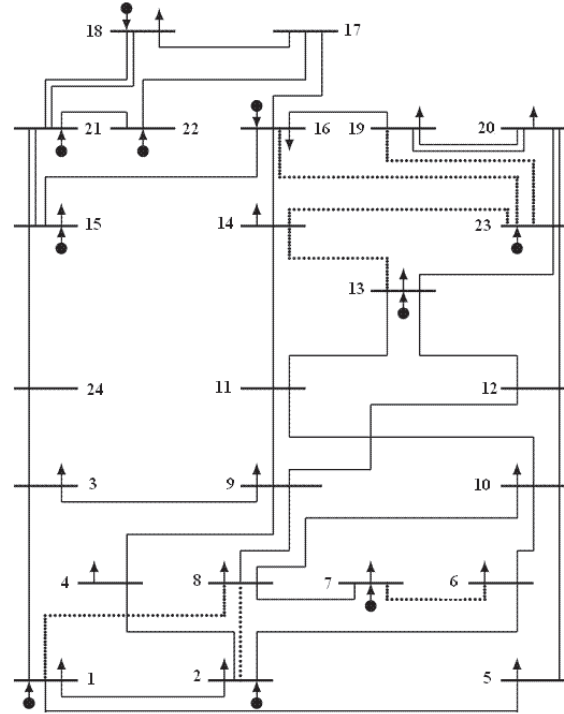
**Figura 4** Sistema Garver de 6 barras



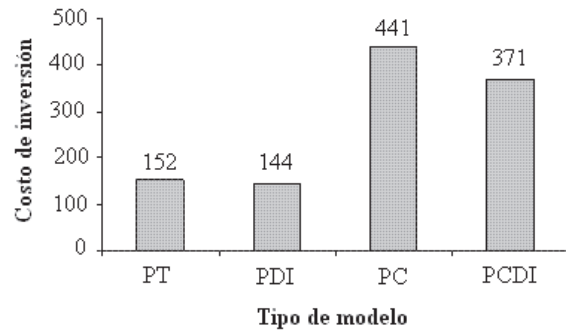
**Figura 5** Costos de inversión en miles de dólares usando diferentes modelos de planeamiento en el sistema Garver de 6 barras

La solución óptima encontrada por el AGCB para el problema del planeamiento de la expansión considerando contingencias y demanda incierta tiene un costo de inversión de 371 millones de dólares, con corte de carga 0 MW y demanda de 8.977 MW. La población inicial fue de 50 individuos, con una tasa de mutación de 0,02 y una selección por torneo con  $k = 4$ . Para resolver el problema fue necesario resolver 21200 PLs. En la figura 7 se ilustran los costos de inversión en

millones de dólares para los planes de expansión cuando se utilizan los diferentes modelos. En la tabla 2 se indican los circuitos que se deben adicionar cuando se aplican estos modelos.



**Figura 6** Sistema IEEE de 24 barras



**Figura 7** Costos de inversión en millones de dólares usando diferentes modelos de planeamiento en el sistema IEEE de 24 barras

### **Sistema Sur Brasileño de 46 barras**

Este sistema consta de 46 barras, una demanda total de 6.880 MW y no tiene límite máximo de

líneas que pueden ser adicionadas por corredor. La topología inicial es presentada en la figura 8. La solución óptima encontrada por el AGCB para el problema del planeamiento de la expansión considerando contingencias y demanda variable tiene un costo de inversión de 207,292 millones de dólares, con una demanda despachada de 7.224 MW. La población inicial fue de 100

individuos con una tasa de mutación 0,05 y una solución por torneo con  $k = 3$ . Para resolver el problema se ejecutaron 78.219 PLs. En la figura 9 se ilustran los costos de inversión en millones de dólares para los planes de expansión usando se utilizan diferentes modelos de planeamiento. En la tabla 3 se indican los circuitos que se deben adicionar cuando se aplican estos modelos.

**Tabla 2** Soluciones para el sistema IEEE de 24 barras usando diferentes modelos de planeamiento

<i>PT</i>	<i>PDI</i>	<i>PC</i>	<i>PCDI</i>
$n_{06-10}=1, n_{07-08}=2, n_{10-12}=1, n_{14-16}=1$	$n_{01-05}=1, n_{06-10}=1, n_{07-08}=2, n_{14-16}=1$	$n_{01-05}=1, n_{03-24}=1, n_{04-09}=1, n_{06-10}=2, n_{07-08}=2, n_{10-11}=1, n_{11-13}=1, n_{14-16}=1, n_{15-24}=1, n_{16-17}=1$	$n_{01-05}=1, n_{03-24}=1, n_{04-09}=1, n_{06-10}=2, n_{07-08}=2, n_{10-12}=1, n_{15-24}=1, n_{14-23}=1$

**Tabla 3** Soluciones para el sistema Sur Brasileño de 46 barras usando diferentes modelos de planeamiento

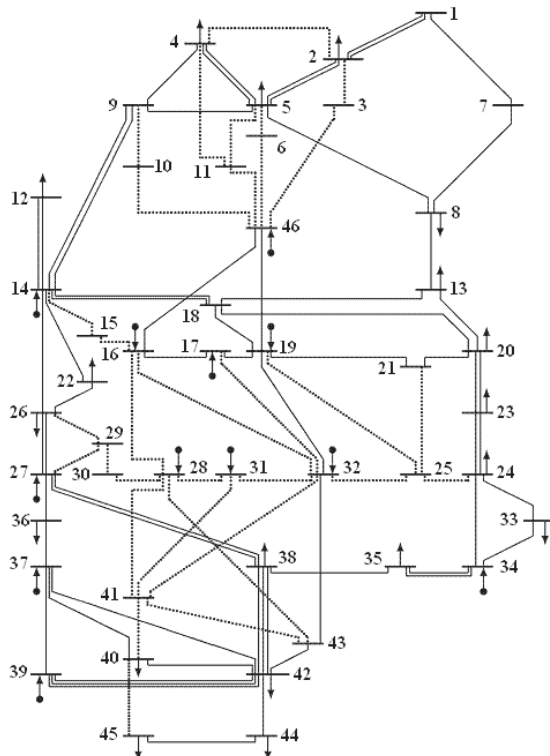
<i>PT</i>	<i>PDI</i>	<i>PC</i>	<i>PCDI</i>
$n_{02-05}=1, n_{20-23}=1, n_{05-06}=2, n_{42-43}=1, n_{13-20}=1, n_{46-06}=1, n_{20-21}=2$	$n_{20-21}=2, n_{46-06}=1, n_{20-23}=1, n_{05-06}=2, n_{42-43}=1$	$n_{02-05}=1, n_{05-06}=3, n_{12-14}=1, n_{19-21}=1, n_{20-21}=3, n_{20-23}=2, n_{31-32}=1, n_{32-43}=1, n_{42-43}=2, n_{42-44}=1, n_{44-45}=1, n_{46-06}=2$	$n_{02-05}=1, n_{05-06}=3, n_{12-14}=1, n_{19-21}=1, n_{20-21}=3, n_{20-23}=2, n_{31-32}=1, n_{32-43}=1, n_{42-43}=2, n_{40-45}=1, n_{46-06}=2$

### Conclusiones

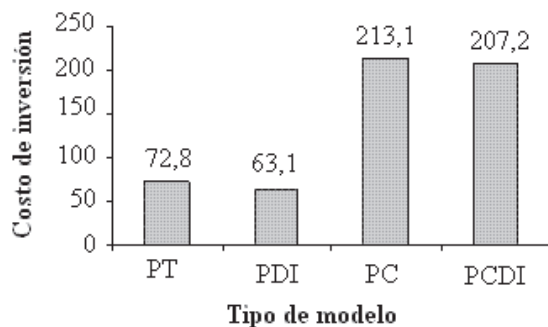
En este artículo se presentó un modelo y una metodología para resolver el problema de planeamiento de la expansión a largo plazo de sistemas de transmisión. El modelo propuesto considera simultáneamente incerteza en la demanda y el efecto de contingencias simples. Para resolver el problema se utilizó un Algoritmo Genético especializado combinado con Programación Lineal. Los resultados obtenidos en sistemas de pequeño y mediano porte comprueban la eficiencia de la metodología propuesta. Los resultados obtenidos muestran que usando el modelo con contingencias y demanda incierta es posible obtener propuestas de inversión más económicas, si se comparan con el modelo que solamente considera contingencias. Esto se debe a que en el modelo

propuesto la demanda puede variar en un rango de incerteza, con lo cual, es probable que algunos circuitos que fueron adicionados en el modelo con demanda estática para atender un corte de carga muy pequeño ya no sean necesarios en el nuevo modelo. Incluir el efecto de las contingencias en la etapa de planeamiento implica mayor esfuerzo computacional, sin embargo, es posible obtener mejores propuestas que las obtenidas mediante el método tradicional de dos fases. El AGCB ha mostrado ser una herramienta eficiente en la solución del problema de planeamiento. El buen desempeño del algoritmo se debe principalmente a que preserva la diversidad de los individuos incorporando en cada generación únicamente individuos diferentes y mejor calificados que los de la población actual. En el AGCB existen parámetros de control que se deben ajustar. La eficiencia

del algoritmo depende principalmente de la sincronización de estos parámetros y de la calidad de las configuraciones que conforman la población inicial. En el proceso de selección el valor de  $k$  deber estar entre 3 y 6. Además, la tasa de mutación debe ser un poco más alta que la utilizada en un Algoritmo Genético tradicional.



**Figura 8** Sistema Sur Brasileño de 46 barras



**Figura 9** Costos de inversión en millones de dólares usando diferentes modelos de planeamiento en el sistema Sur Brasileño de 46 barras

## Referencias

1. L. L. Garver. "Transmission Network Estimation Using Linear Programming". *IEEE Trans. on PAS*. Vol. 89. 1970. pp.1688-1697.
2. J. C. Kaltenbatch, J. Person, E. H. Gehrig. "A Matemathical Optimization Technique for the Expansion of Electrical Power Transmission Systems". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 89. 1970. pp. 113-119.
3. D. P. Dusonchet, A. H. El-Abiad. "Transmission Planning Using Discrete Dynamic Optimization". *IEEE Trans. on PAS*. Vol. 92. 1973. pp. 1358-1371.
4. E. Da Silva, H. Gil, J. Areiza. "Transmission Network Expansion Planning Under an Improved Genetic Algorithm". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 15. 2000. pp. 1168-1175.
5. R. Gallego, A. Monticelli, R. Romero. "Transmission System Expansion Planning by Simulating Annealing". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 11. 1996. pp. 364-369.
6. R. Gallego, R. Romero, A. Monticelli. "Tabu Search Algorithm for Network Synthesis". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 11. 2000. pp. 490-495.
7. R. Villanasa, L. L. Garver, S.J. Salon. "Transmission Network Planning Using Linear Programming". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 104. 1985. pp. 349-356.
8. H. K. Youseff, R. Hackam. "New Transmission Planning Model". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 4. 1989. pp. 9-18.
9. N. Alguacil, A. L. Motto, A. J. Conejo. "Transmission Expansion Planning: A Mixed-Integer LP Approach". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 18. 2003. pp. 1070-1077.
10. L. Bahienese, G.C. Oliviera, M. Pereira, S. Granville. "A Mixed Integer Disjunctive Model for Transmission Expansion". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 16. 2001. pp. 560-565.
11. I. G. Sánchez, R. Romero, J. R. S. Mantovani, M. J. Rider. "Transmission Expansion Planning Using the DC Model and Nonlinear Programming Technique". *IEE Proceeding of GT&D*. Vol. 152. 2005. pp. 763-769.
12. G. Latorre, R. D. Cruz, J. M. Areiza, A. Villegas. "Classification of Publications and Models on Transmission Expansion Planning". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 18. 2003. pp. 938-946.
13. P. C. Chu, J. E. Beasley. "A genetic algorithm for the generalized Assignment Problem". *Computers Operations Research*. Vol. 24. 1997. pp. 17-23.

14. A. Seifu, S. Salon, G. List. "Optimization of Transmission Line planning Including Security Constraints". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 4. 1989. pp. 1507-1513.
15. A. Monticelli, A. Santos, J. R. Pereira. "Interactive Transmission Network Planning Using a Leat-Effort Criterion". *IEEE Transactions on PAS*. Vol. 101.1982. pp. 3919-3925.
16. I. de J. Silva, M. J. Rider, R. Romero, A. V. Garcia, C. A. Murari. "Transmission Network Expansion Planning With Security Constraints". *IEE Proceedings on Transmission and Distribution*. Vol. 152. 2005. pp. 828-836.
17. I. de J. Silva, M. J. Rider, R. Romero, A. V. Garcia, C. A. Murari. "Transmission Network Planning Considering Uncertainty in Demand". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 21. 2006. pp. 1565-1573.
18. M. J. Rider, A. V. Garcia, R. Romero. "Power System Transmission Network Expansion Planning Using AC Model". *IET GT&D* . Vol. 1. 2007. pp. 75-83.
19. L. A. Gallego. *Planeamiento de la Expansión de Sistemas de Transmisión de Energía Eléctrica Considerando Contingencias*. Tesis de Maestría, Universidad Tecnológica de Pereira. Colombia. Noviembre de 2005. pp. 186-205.