

Metodología para el planeamiento de sistemas de distribución considerando incertidumbre en la demanda

Methodology to distribution system planning considering demand uncertainty

Horus Emmanuel Salazar García¹, Ricardo Alberto Hincapié Isaza^{2*}, Ramón Alfonso Gallego Rendón³.

¹*Estudiante de Ingeniería Eléctrica, Ingeniería Eléctrica, Grupo de Investigación Planeamiento de Sistemas Eléctricos, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia*

hoemmsaga@gmail.com

^{2,3}*Docente, Ingeniería Eléctrica, Ingeniería Eléctrica, Grupo de Investigación Planeamiento de Sistemas Eléctricos, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia*

ricardohincapie@utp.edu.co

ragr@utp.edu.co

Resumen—Con el fin de solucionar el problema del planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica considerando incertidumbre en la demanda, se propone en este trabajo una metodología empleando para su solución un Algoritmo Genético de Chu-Beasley. Para involucrar la incertidumbre en la metodología se emplea un método de Simulación de Montecarlo, donde la demanda es modelada como una función de distribución normal. En el modelo matemático del problema se consideran costos de instalación de nuevos elementos (tramos de red y subestaciones), repotenciación de subestaciones y tramos de red existentes, y costos operativos relacionados con las pérdidas técnicas del sistema. El conjunto de restricciones está compuesto por las ecuaciones de balance nodal, capacidades máximas permitidas para los elementos, máxima caída de tensión permitida y radialidad de la red. La metodología es aplicada a un sistema de prueba de la literatura, en el cual los resultados obtenidos reflejan la validez de la metodología, aportando al estado del arte en esta temática.

Palabras clave— Algoritmo Genético de Chu-Beasley, incertidumbre en la demanda, optimización combinatorial, planeación de sistemas de distribución, simulación de Montecarlo.

Abstract—In order to solve the problem of distribution system planning considering demand uncertainty, this work proposes a methodology for its solution using a Chu-Beasley Genetic Algorithm. To involve uncertainty in the methodology a Montecarlo simulation method is employed, where demand is modeled as a normal distribution function. In the mathematical model of the problem are considered costs of new elements (branches and substations), upgrading of existing substations and branches, and operating costs related to technical losses of the system. The set of constraints consists of the nodal balance equations, maximum allowable capacity of the system elements, maximum allowable voltage drop and radiality of the network. The methodology is applied to a test system from the literature, in which the results obtained show the validity of the methodology, providing to state of the art in this area.

Key Word— Chu-Beasley Genetic Algorithm, demand uncertainty, combinatorial optimization, distribution system planning, Montecarlo simulation

I. INTRODUCCIÓN

El constante crecimiento poblacional repercute en un incremento de la demanda de energía eléctrica razón por la cual las empresas de energía eléctrica se ven obligadas a aumentar su capacidad de generación, transmisión y distribución. En el caso de las empresas de distribución donde el objetivo es entregar energía eléctrica de forma continua y estable al menor costo posible y teniendo en cuenta la alta inversión requerida en la construcción de estas redes y la proximidad de estos con los usuarios, hacen que el planeamiento de los sistemas de distribución adquieran gran importancia ya que un buen plan de expansión reducirá costos y permitirá a la empresa abastecer la totalidad de la demanda; por el contrario un mal planeamiento eléctrico puede ocasionar un mal dimensionamiento de elementos y diversos problemas operativos [1].

El planeamiento de sistemas de distribución consiste en realizar un proceso metódico que permita abastecer de energía eléctrica los futuros centros de consumo ya sea mediante la construcción de nuevas subestaciones y líneas de distribución o repotenciando y reconductorizando las subestaciones y líneas existentes. La gran cantidad de variables y el tamaño de los sistemas de distribución hacen de este un problema matemático complejo por lo que es necesario utilizar técnicas computacionales avanzadas. El problema del planeamiento consiste en determinar donde, cuantos y cuando deben ser instalados o repotenciados los elementos de la red eléctrica,

con los cuales se logra un mínimo costo y el cumplimiento de restricciones operativas.

Para solucionar este problema en la literatura especializada han sido empleadas diversas formulaciones para el modelo matemático así como diferentes técnicas de solución [2-11]. Independiente del modelo matemático o de la técnica de solución empleada, este problema ha sido tratado tradicionalmente empleando valores determinísticos, es decir, los valores de algunos aspectos son conocidos durante todas las etapas de planeamiento, lo cual está alejado de la realidad pues algunas veces tienen incorporado cierto grado de incertidumbre. La incertidumbre en estos sistemas se debe principalmente a errores en los cálculos de los parámetros de los componentes del sistema, y error en la medida, cálculo o pronóstico de los valores de demanda futura en las barras de carga del sistema.

No considerar la incertidumbre presente en algunas variables del sistema puede llevar a que en algunos casos la respuesta de los estados operativos esté alejada de su comportamiento real, ocasionando como resultado que la solución del problema del planeamiento pueda llevar a elementos sobredimensionados o sobrecargados, lo cual se ve reflejado en problemas operativos y económicos.

En la literatura especializada son pocas las metodologías propuestas para solucionar el problema del planeamiento considerando incertidumbre en la demanda, al compararlos con las metodologías que emplean valores determinísticos.

Carvalho et al. en 1998 [12] consideran la incertidumbre en la demanda a través de varios escenarios, los cuales involucran las características estocásticas de la demanda de acuerdo a un peso específico relacionado con la probabilidad de ocurrencia. Para solucionar el problema es empleado un algoritmo evolutivo.

Ramírez y Domínguez en 2004 [13] presentan un modelo probabilístico de la demanda para el planeamiento multiobjetivo de sistemas de distribución de energía eléctrica. La probabilidad durante el proceso de solución es llevada en cuenta a través de modelos difusos (fuzzy). La técnica de solución empleada es un algoritmo basado en Búsqueda Tabú.

Chen et al. en 2007 [14] proponen un modelo mono-objetivo para el planeamiento el cual considera la demanda como una variable estocástica a través de modelos difusos. Un algoritmo genético es desarrollado y adaptado para solucionar el problema.

Khodr et al. en 2009 [22] presentan una comparación de diversas técnicas de solución considerando incertidumbre en la demanda. Las técnicas empleadas son: Colonia de Hormigas, Algoritmos Genéticos, Búsqueda Tabú, Branch Exchange y descomposición de Benders. La incertidumbre asociada a la demanda y a inyecciones de potencia de

generadores distribuidos son integradas a la solución del problema a través de un flujo de carga probabilístico.

En este trabajo se propone una metodología para solucionar el problema del planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica empleando un Algoritmo Genético de Chu-Beasley (AGCB). La incertidumbre en la demanda es involucrada dentro de la metodología usando Simulación de Montecarlo, donde la demanda es modelada como una función de distribución normal [23]. Para describir el problema se emplea un modelo del tipo no lineal entero mixto, el cual considera en la función objetivo los costos de instalación de nuevos elementos (tramos de red y subestaciones), repotenciación de subestaciones y tramos de red existentes y costos operativos relacionados con las pérdidas técnicas del sistema. El conjunto de restricciones está compuesto por las ecuaciones de balance nodal, capacidades máximas permitidas para los elementos del sistema, máxima caída de tensión permitida y radialidad de la red.

Este artículo está presentado de la siguiente forma. En la sección II se describe la formulación del problema. En la siguiente sección se ilustra la metodología propuesta. En sección IV se presenta la aplicación de la metodología propuesta y los resultados obtenidos. Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones derivadas de este artículo y la bibliografía respectiva.

II. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

A. Descripción del problema

Con un crecimiento en la demanda se presenta un crecimiento en los sistemas de distribución al presentarse la necesidad de atenderla adecuadamente. Este crecimiento en los sistemas de distribución se traduce en: instalación de nuevos alimentadores en la red de distribución, cambio del calibre de los alimentadores existentes, instalación de nuevas subestaciones en el sistema, ampliación de las subestaciones existentes y reconfiguración de la topología de la red.

Si el crecimiento de los sistemas de distribución no se efectúa en la forma adecuada se pueden presentar los siguientes problemas: sobrecargas en los alimentadores cuando su capacidad máxima de potencia es excedida, sobrecargas en los transformadores cuando su capacidad máxima de potencia es excedida, violación de límites de tensión, incremento en las pérdidas en transformadores y alimentadores y bajo nivel de confiabilidad y calidad del suministro de la energía.

En conjunto con las estrategias mencionadas anteriormente, debe ser incorporada la incertidumbre en la demanda a lo largo de las etapas del planeamiento, lo cual podría evitar la instalación de elementos sobredimensionados que produzcan elevados costos de inversión y/o sobrecargados que pueden

ocasionar problemas operativos como bajos voltajes, altos niveles de pérdidas y congestamiento de líneas y transformadores, entre otros.

Con el objetivo de evitar que se presenten los problemas anteriormente mencionados las empresas operadoras de red deben realizar un estudio cuidadoso del comportamiento presente y futuro de la demanda de energía eléctrica con el fin de planificar de manera óptima la expansión del sistema de distribución. Debido a la cantidad de soluciones que existen para obtener un adecuado plan de expansión, esta situación se conoce como el problema del planeamiento de sistemas de distribución, el cual tiene como propósito principal encontrar una solución que sea factible (que cumpla las restricciones técnicas) al menor costo posible.

B. Nomenclatura empleada

- f(x): función objetivo.
- c,d: tipo de conductor y de subestación, respectivamente.
- t: etapa de planeamiento.
- T: período de planeamiento en horas-año (8760 horas-año).
- N: número total de etapas de planeamiento.
- CF_{ij,c,t}: costo de instalación de un alimentador tipo c, entre los nodos i-j, en la etapa t.
- CR_{ij,c,t}: costo de reconductorizar un alimentador tipo c, entre los nodos i-j, en la etapa t.
- CR_{i,d,t}: costo de ampliación de una subestación existente en el nodo i, tipo d, en la etapa t.
- CF_{i,d,t}: costo de instalación de una subestación tipo d, en el nodo i, en la etapa t.
- CE_i: costo de la energía en la etapa t.
- ΩAE: conjunto de rutas asociadas con líneas existentes.
- ΩAN: conjunto de rutas asociadas con líneas nuevas.
- ΩA: conjunto conformado por rutas asociadas con líneas existentes y nuevas.
- ΩC: conjunto de tipos de conductores nuevos.
- ΩD: conjunto de tipos de subestaciones nuevas.
- ΩSE: conjunto de nodos asociados con subestaciones existentes.
- ΩSN: conjunto de nodos asociados con subestaciones nuevas.
- XR_{ij,c,t}: variable binaria para reconductorizar una línea tipo c, entre los nodos i-j, etapa t.
- X_{ij,c,t}: variable binaria para instalación de un conductor tipo c, entre los nodos i-j, etapa t.
- XR_{i,d,t}: variable binaria para ampliación de una subestación tipo d, en el nodo i, etapa t.
- X_{i,d,t}: variable binaria para la instalación de una subestación tipo d, en el nodo i, etapa t.
- R_{ij,c}: resistencia de un conductor tipo c, en la ruta i-j (Ω/km).
- I_{ij,c,t}: corriente por el conductor tipo c, etapa t, entre los nodos i-j.

- I_{ij,c,t}: corriente por el conductor tipo c, etapa t, entre los nodos j-i.
- V_i: magnitud del voltaje en el nodo i.
- θ_i: ángulo del voltaje en el nodo i.
- I_{ij,c}: magnitud de la corriente que circula por el conductor tipo c en el tramo de red i-j.
- I_{ij,c}^{max}: corriente máxima que puede circular por el conductor tipo c en el tramo de red i-j.
- S_{i,d}: potencia que entrega la subestación tipo d en el nodo i.
- S_{i,d}^{max}: potencia máxima que puede entregar la subestación tipo d en el nodo i.
- V_i^{max}: límite de voltaje máximo permitido.
- V_i^{min}: límite de voltaje mínimo permitido.
- NL: número de tramos de red del sistema.
- n: número de nodos del sistema.
- f_a: factor de actualización para expresar los costos operativos en valor presente.
- f_{an}: factor para anualizar los costos del proyecto.

C. Modelo matemático

A continuación se muestra de forma detallada el modelo matemático usado para resolver el problema de planeamiento en sistemas de distribución. El problema se formula mediante una sola función objetivo la cual consiste en minimizar los costos fijos y variables del sistema. Los costos fijos están asociados a la instalación y repotenciación tanto de subestaciones como de circuitos primarios y los costos variables están asociados a los costos de pérdidas de energía en los tramos de red. El conjunto de restricciones está compuesto por las ecuaciones de balance nodal, radialidad de la red, regulación de voltaje en los nodos, máxima capacidad de corriente por las líneas y máxima capacidad de potencia en las subestaciones. El modelo matemático que se plantea para resolver el problema tratado en este proyecto es del tipo no lineal entero mixto.

$$\min f(x) = f_{an} * \sum_{t=1}^N \left[\begin{aligned} & \sum_{ij \in \Omega AN} \sum_{c \in \Omega C} CF_{ij,c,t} * X_{ij,c,t} + \\ & \sum_{i \in \Omega SN} \sum_{d \in \Omega D} CF_{i,d,t} * X_{i,d,t} + \\ & \sum_{ij \in \Omega AE} \sum_{c \in \Omega C} CR_{ij,c,t} * XR_{ij,c,t} + \\ & \sum_{i \in \Omega SE} \sum_{d \in \Omega D} CR_{i,d,t} * XR_{i,d,t} + \\ & f_a * \sum_{ij \in \Omega A} \sum_{c \in \Omega C} CE * T * R_{ij,c} * (I_{ij,c,t}^2 + I_{ji,c,t}^2) \end{aligned} \right] \quad (1)$$

$$\text{s.a. } G(V_i, \theta_i) \quad (2)$$

$$I_{ij,c} \leq I_{ij,c}^{\max} \quad (3)$$

$$S_{i,d} \leq S_{i,d}^{\max} \quad (4)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (5)$$

$$NL = n-1 \quad (6)$$

La función objetivo a minimizar está descrita por cinco términos. El primer término describe el costo de instalación de nuevos tramos de red. El segundo término está asociado al costo de instalación de nuevas subestaciones. El tercer término representa la reconductorización de tramos de red existentes. El cuarto término describe la ampliación de subestaciones existentes. El quinto término está asociado a los costos de pérdidas de energía en los tramos de red del sistema.

Las restricciones están compuestas por un conjunto de cinco ecuaciones. La ecuación (2) representa el conjunto de ecuaciones de balance nodal. La ecuación (3) define los límites de capacidad de tramos de red. La ecuación (4) está asociada a los límites operativos de subestaciones. La ecuación (5) impone el cumplimiento de los límites de tensión. La última ecuación, en conjunto con la ecuación (2), garantiza el cumplimiento de la radialidad de la red.

III. METODOLOGÍA PROPUESTA

En esta sección se presenta la metodología propuesta para solucionar el problema del planeamiento de sistemas de distribución considerando incertidumbre en la demanda.

A. Estimación de la demanda

Una simulación es la imitación de la operación en el tiempo, de un proceso o sistema representado por un modelo para analizar su comportamiento y hacer inferencias acerca de las características y del comportamiento real del sistema. El objetivo de una simulación puede ser el análisis y la evaluación del sistema o proceso, el análisis de las alternativas de diseño o de optimización, la predicción de resultados, estudios de sensibilidad o toma de decisiones [17].

Las variables aleatorias pueden también simularse a través de la realización repetida de experimentos y su análisis estadístico. Estas simulaciones de experimentos aleatorios se realizan con base en la generación de números aleatorios o valores de las variables que siguen diferentes distribuciones de probabilidad. Estos métodos se denominan métodos de Montecarlo y a través de estas simulaciones se pueden realizar operaciones matemáticas con variables aleatorias, que de manera analítica resultarían imposibles. La base del método de Simulación de Montecarlo es la generación de números aleatorios.

Los números aleatorios de cualquier distribución se generan utilizando números aleatorios uniformes. Una vez se cuenta con un número aleatorio uniforme, se puede generar una

observación de la variable aleatoria de interés. Luego se puede obtener artificialmente una observación de la variable hallando la función inversa de la distribución de probabilidad. Este procedimiento se denomina método de transformación inversa el cual es utilizado en el presente trabajo.

En [16] se demostró que la demanda en un sistema de distribución puede ser modelada como una distribución normal a partir de su valor nominal. De acuerdo a esto, en este trabajo se generan números aleatorios para cada uno de los nodos del sistema con base a una distribución normal, con el fin de generar un escenario de demanda aleatorio en un rango del $\pm 5\%$ con respecto al valor nominal de demanda que presenta cada nodo.

B. Codificación del problema

La codificación del problema se realiza por medio de un vector de variables enteras el cual está dividido en cuatro partes. En la primera parte se encuentran $n1$ posiciones correspondientes a $n1$ tramos de red existentes. En la segunda parte se hallan $n2$ posiciones asociados a $n2$ nuevos tramos de red que pueden ser instalados en el sistema. En la tercera parte se encuentran $m1$ posiciones dadas por las $m1$ subestaciones existentes. La última parte contiene $m2$ posiciones asociadas a las $m2$ subestaciones propuestas.

Cada tipo de calibre o tamaño de subestaciones está asociado a un número entero. Por ejemplo si se tienen tres tipos de conductores para emplear en la planeación, cada uno de estos estaría asociado a un número entero entre 1 y 3. De igual forma ocurre para las subestaciones. Si un tramo de red o una subestación no es propuesta por la metodología, entonces su posición correspondiente en el vector tendrá asociado un cero.

En la siguiente figura se muestra la codificación empleada.

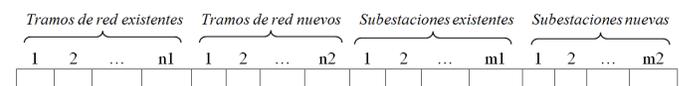


Figura 1. Codificación empleada

C. Técnica de solución

En la década de los años 90 el algoritmo genético básico (AG) tomó gran popularidad y desde entonces ha sido acogido para resolver problemas complejos de optimización matemática. Sin embargo en 1997 surge una versión modificada del AG, planteada por P.C. Chu y J. Beasley [18] (AGCB), el cual lo mejora en alto grado en cuanto a la orientación de la búsqueda hacia un óptimo global del problema y disminución de tiempo computacional. En el AGCB se ha tomado como prioridad garantizar la diversidad entre los cromosomas que conforman la población durante todo el proceso reemplazando solo un individuo (cromosoma) por cada ciclo generacional bajo unas condiciones de optimalidad y/o factibilidad establecidas.

De igual manera que el AG básico, el AGCB usa los operadores de selección, recombinación y mutación en el mismo orden [19]. Este algoritmo toma unas ligeras variaciones siendo la más notable la inclusión de una función que devuelve el grado de infactibilidad de una configuración que trabaja en conjunto con la función de adaptación. De acuerdo a esto, el AGCB puede presentarse como el conjunto de los siguientes pasos:

- Generar una población inicial: al igual que el algoritmo genético básico, la población inicial en el AGCB puede ser generada en forma aleatoria o usando un algoritmo heurístico constructivo.
- Diversidad: garantizar una diversidad en una población es el factor más importante en el AGCB, por lo tanto desde la población inicial y en todos sus descendientes se debe cumplir que todos sus individuos se diferencian en al menos N posiciones entre sí, en donde N indica la diversidad existente en la población.
- Selección: este operador define las configuraciones padres de la próxima generación. En el AGCB se debe generar cada vez un solo individuo, es decir, seleccionar dos padres y hacerse de manera completamente aleatoria. El tipo de operador de selección que mejor se ajusta a este algoritmo es la selección por torneo.
- Recombinación: los dos padres seleccionados en los dos torneos se emparejan mediante la recombinación de un punto, dando como resultado dos descendientes genéticamente complementarios, de quienes se tendrá en cuenta sólo el mejor en cuanto a optimalidad y factibilidad; también podrá escogerse alguno de manera aleatoria. Este descendiente posteriormente será sometido a una evaluación para determinar si podrá entrar a la población para continuar con el proceso.
- Mutación: luego de conformados los dos nuevos descendientes se aplica el operador de mutación de igual manera que en el AG.
- Etapa de mejoramiento y evaluación del descendiente: después de la mutación, el individuo se somete a una etapa de mejoramiento que consiste en aplicar una técnica heurística constructiva para mejorar su calidad. Este proceso se realiza con la finalidad de reducir la infactibilidad y de mejorar la calidad del individuo en cuestión.

Los siguientes criterios son usados para reemplazar la peor configuración de la población con el nuevo descendiente:

- Preferencia por optimalidad: una configuración factible siempre es mejor que cualquier infactible, pero sólo es mejor que otra factible siempre y cuando esta última tenga peor función de adaptación.
- Preferencia por factibilidad: una configuración infactible es mejor que alguna otra infactible siempre y cuando esta última tenga mayor valor de función de infactibilidad.
- Preferencia por diversidad: si una configuración factible es de mejor calidad que todas las existentes en una

población (mejor que la incumbente actual), así incumpla la diversidad mínima requerida, dicha configuración podrá entrar en la población y se deben eliminar las configuraciones en ella que no le permitan entrar. Esto es conocido como criterio de aspiración. De lo contrario, si no es mejor que la incumbente actual, esta nueva configuración se descarta por incumplir la diversidad requerida.

La efectividad del AGCB para resolver un problema específico depende en buena parte de la codificación. Si ha sido diseñada adecuadamente la población, convergerá hacia una buena solución, sin embargo, que esta solución sea la de mejor calidad no está del todo garantizado. Algunas veces para encontrar soluciones de mejor calidad se procede a calibrar el comportamiento del AGCB, modificando sus parámetros de control (tamaño de la población, tasa de recombinación, tasa de mutación e índice de diversidad).

D. Evaluación de las configuraciones

El flujo de carga empleado para evaluar las configuraciones está basado en el método de barrido iterativo para sistemas radiales [20]. Este método supone un ordenamiento de las barras del sistema de acuerdo a la forma presentada en [21]. Una vez la red ha sido ordenada, el método de barrido iterativo se realiza en dos etapas consecutivas. La primera, consiste en aplicar la primera ley de Kirchhoff en cada nodo comenzando desde los nodos terminales hasta llegar a la subestación (barrido hacia arriba). Para esto, es necesario suponer un perfil de tensión inicial. La segunda etapa, consiste en aplicar la segunda ley de Kirchhoff para obtener las caídas de tensión en cada línea, comenzando desde la subestación hasta los nodos terminales (barrido hacia abajo). Para ello se utilizan los datos de corrientes encontrados en la primera etapa. La segunda etapa permite obtener nuevos valores para las tensiones nodales. La realización de las dos etapas anteriores constituye una iteración del proceso de convergencia global. El método converge cuando la diferencia de pérdidas activas entre dos iteraciones sucesivas es menor que un error establecido.

E. Criterio de parada

Para dar final al proceso iterativo del AGCB se definieron 2 criterios de parada: por número de generaciones especificado y por cantidad de iteraciones sin evolución. Los valores de dichos números dependen exclusivamente del tamaño del problema y se encuentran empíricamente por pruebas de ensayo y error.

F. Metodología propuesta

En forma general la metodología consta de los siguientes pasos:

- **Paso 1.** Lectura de datos del problema.

- **Paso 2.** Definir el número de iteraciones de la Simulación de Montecarlo.
- **Paso 3.** Generar los valores de la demanda, a partir de la función de distribución normal.
- **Paso 4.** Ejecutar el AGCB.
- **Paso 5.** Almacenar la mejor configuración encontrada por el AGCB.
- **Paso 6.** Verificar el criterio de parada de la Simulación de Montecarlo. Si cumple ir al paso 7. En caso contrario volver al paso 3.
- **Paso 7.** Parar y mostrar resultados.

IV. APLICACIÓN Y RESULTADOS

Con el fin de probar la metodología propuesta en este trabajo se empleó un sistema de distribución de diez nodos, ocho de los cuales son de carga [22]. Este sistema posee tres tramos de red existentes y una subestación. Para abastecer la demanda futura se tienen como alternativas: diez nuevos tramos de red primaria y una nueva subestación.

Se empleó una sola etapa de planeamiento de 1 año (8760 horas), \$250 el valor del kW-h, 500 iteraciones para la Simulación de Montecarlo y una variación de la demanda de $\pm 5\%$ con respecto al valor nominal de demanda. Para la implementación de la metodología propuesta y su aplicación se empleó el software Matlab en la versión R2009b [23].

En la figura 2 se ilustra la configuración inicial del sistema. Las líneas continuas corresponden a tramos de red existentes y las líneas punteadas a tramos de red propuestos. Los cuadrados corresponden a subestaciones de distribución, donde la subestación ubicada en el nodo 9 es existente y en el nodo 10 propuesta. La subestación y los tramos de red existentes son tipo 1. El voltaje nominal de este sistema es 13.2 kV. Se usaron cuatro tipos de calibres de conductores y dos tipos de subestaciones, cuyos datos se ilustran en las tablas 1 y 2, respectivamente, donde CF y CR corresponden a costos de instalación y repotenciación (o ampliación) de conductores (subestaciones). La demanda nominal del sistema se ilustra en la tabla 3, la cual corresponde al valor medio de la función de distribución empleada.

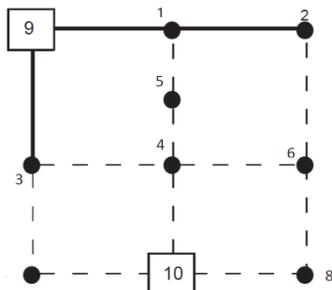


Figura 2. Configuración inicial del sistema

Tipo	R [Ω /km]	X [Ω /km]	Amperios	CF [M\$/km]	CR [M\$/km]
1	0,8	0,45	454,54	12	4
2	0,65	0,42	606,06	20	8
3	0,52	0,38	909,08	25	10
4	0,4	0,34	1893,94	35	14

Tabla 1. Datos de conductores empleados

Tipo	MVA	CF [M\$]	CR [M\$]
1	20	400	100
2	30	600	200

Tabla 2. Datos de subestaciones empleadas

Nodo	kW	kVAr	Nodo	kW	kVAr
1	4000	1000	5	3200	800
2	4000	1000	6	4000	1000
3	1500	500	7	5500	1500
4	4000	1000	8	4000	1000

Tabla 3. Demanda nominal del sistema

Los parámetros del algoritmo que presentan el mejor comportamiento se determinaron con pruebas de ensayo y error. El tamaño de la población es de 50 individuos. Las tasas de recombinación y mutación son 0.9 y 0.05, respectivamente. Como criterio de parada se establecieron un total de 200 iteraciones o 50 generaciones sin que se presente mejora en la solución.

Los resultados obtenidos con la Simulación de Montecarlo son presentados en grupos de 10, 20 y 30 intervalos de igual rango, los cuales se presentan en las tablas 4, 5 y 6, respectivamente.

Grupo	Soluciones	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	4	549,6	575,5
2	24	575,5	601,4
3	61	601,4	627,3
4	117	627,3	653,2
5	122	653,2	679,1
6	93	679,1	705,0
7	49	705,0	730,9
8	17	730,9	756,8
9	7	756,8	782,7
10	6	782,7	808,6

Tabla 4. Agrupación de las soluciones en 10 intervalos

Grupo	Soluciones	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	3	549,6	562,5
2	3	562,5	575,5
3	5	575,5	588,4
4	17	588,4	601,4
5	22	601,4	614,3
6	45	614,3	627,3
7	57	627,3	640,2

8	58	640,2	653,2
9	67	653,2	666,1
10	55	666,1	679,1
11	46	679,1	692,0
12	48	692,0	705,0
13	26	705,0	717,9
14	21	717,9	730,9
15	13	730,9	743,8
16	4	743,8	756,8
17	5	756,8	769,7
18	3	769,7	782,7
19	0	782,7	795,6
20	2	795,6	808,6

Tabla 5. Agrupación de las soluciones en 20 intervalos

Grupo	Soluciones	Límite mínimo [M\$]	Límite máximo [M\$]
1	2	549,6	558,2
2	2	558,2	566,9
3	1	566,9	575,5
4	5	575,5	584,1
5	6	584,1	592,8
6	12	592,8	601,4
7	14	601,4	610,0
8	19	610,0	618,7
9	29	618,7	627,3
10	40	627,3	635,9
11	38	635,9	644,6
12	39	644,6	653,2
13	48	653,2	661,8
14	37	661,8	670,5
15	34	670,5	679,1
16	30	679,1	687,8
17	29	687,8	696,4
18	33	696,4	705,0
19	20	705,0	713,7
20	16	713,7	722,3
21	12	722,3	730,9
22	8	730,9	739,6
23	8	739,6	748,2
24	3	748,2	756,8
25	4	756,8	765,5
26	5	765,5	774,1
27	3	774,1	782,7
28	1	782,7	791,4
29	1	791,4	800,0
30	1	800,0	808,6

Tabla 6. Agrupación de las soluciones en 30 intervalos

A continuación en las figuras 3, 4 y 5 se presentan las configuraciones encontradas por el algoritmo para los valores de demanda determinística, y el valor máximo y mínimo considerando incertidumbre. En las configuraciones de las figuras 3 y 4 ambas subestaciones son del tipo 2. En la configuración de la figura 5 ambas subestaciones son del tipo 1. En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

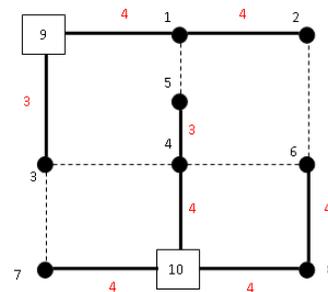


Figura 3. Configuración final – Demanda determinística

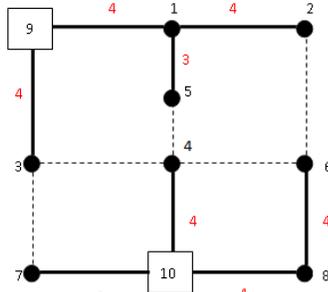


Figura 4. Configuración final – Máxima demanda con incertidumbre

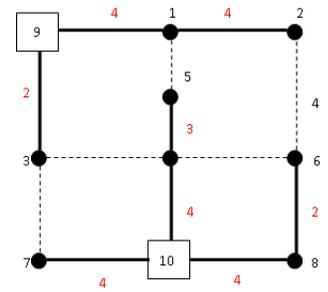


Figura 5. Configuración final – Mínima demanda con incertidumbre

Para los grupos de 10, 20 y 30 intervalos se seleccionó aleatoriamente una configuración del intervalo con mayor ocurrencia, las cuales se presentan en las figuras 6 (obtenida del grupo 5), 7 (obtenida del grupo 9) y 8 (obtenida del grupo 13), respectivamente. En todas las configuraciones presentadas en estas figuras ambas subestaciones son del tipo 2. En todas las figuras los tipos de calibres seleccionados se encuentran al lado de cada tramo de red.

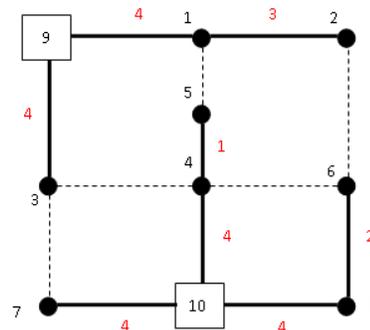


Figura 6. Configuración del grupo 5 – Agrupación de 10 intervalos

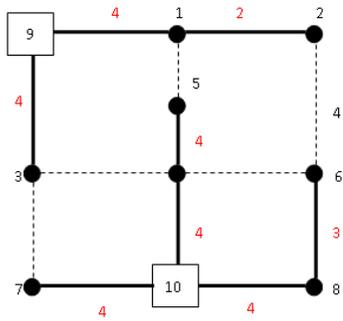


Figura 7. Configuración del grupo 9 – Agrupación de 20 intervalos

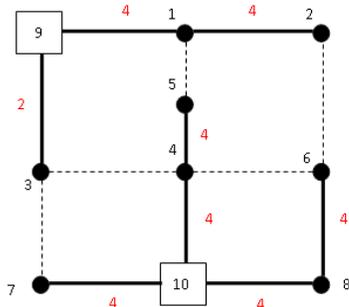


Figura 8. Configuración del grupo 13 – Agrupación de 30 intervalos

En la tabla 7 se presenta en forma detallada el costo de cada una de las configuraciones ilustradas previamente, donde MejorG10, MejorG20 y MejorG30 corresponden a la configuración seleccionada de los grupos de 10, 20 y 30 intervalos con mayor ocurrencia.

Configuración	Costos fijos	Costos variables	Función objetivo
Determinística	439,3	226,3	665,6
Demanda máxima	485,2	323,4	808,6
Demanda mínima	340,7	208,8	549,6
MejorG10	460,1	206,7	666,8
MejorG20	418,3	235,3	653,6
MejorG30	434,0	223,6	657,5

Tabla 7. Resultados de las 6 configuraciones analizadas en M\$

La configuración obtenida con valores de demanda determinística presenta un valor de función objetivo menor en un 21% y mayor en un 17% con respecto a los valores de demanda máxima y mínima considerando incertidumbre, respectivamente. Sin embargo al comparar el valor obtenido con demanda determinística con respecto a las configuraciones con mayor probabilidad de ocurrencia en los grupos de 10, 20 y 30 intervalos, se encuentra que la diferencia está alrededor del 1.06%.

A pesar del amplio rango encontrado en los valores de las funciones objetivo, se nota que la solución con valores

determinísticos se encuentra cerca al grupo con la gran mayoría de las soluciones. Esto se puede observar al verificar los intervalos con mayor cantidad de soluciones en los grupos de 10, 20 y 30, ya que en algunas ocasiones la solución determinística se encuentra en este intervalo y en otros escenarios se encuentra bastante cerca.

Para este sistema de prueba se estudiaron seis configuraciones que abarcan el espacio de solución, las cuales corresponden a valores de demanda determinístico, máximo y mínimo con incertidumbre y soluciones de los grupos de 10, 20 y 30 intervalos con mayor ocurrencia. Al analizar las soluciones encontradas se observa que existe una tendencia en las topologías, independiente del valor de cada función objetivo; la gran diferencia radica en los tipos de conductores y tamaños seleccionados de las subestaciones. Encontrar este tipo de tendencias permite disminuir el espacio de solución a través de especies de cortes generados.

En la figura 9 se presenta la tendencia encontrada en las seis topologías analizadas. En esta figura se puede observar que existe una demanda sin alimentar; sin embargo al ser solamente una se puede analizar con un espacio de solución reducido, dado que se tiene definido una parte de la topología del sistema. Adicionalmente se pueden realizar nuevamente simulaciones, pero considerando un rango menor de incertidumbre en la demanda (alrededor de las soluciones con mayor probabilidad de ocurrencia).

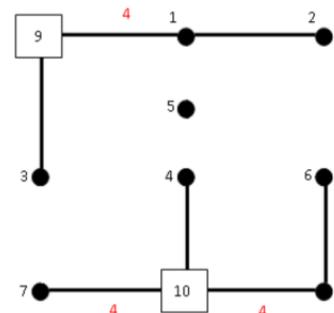


Figura 9. Tendencia encontrada para el sistema de prueba

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso e implementó una metodología para solucionar el problema del planeamiento de sistemas de distribución, minimizando costos fijos y variables y considerando restricciones operativas; para solucionar este problema se empleó un algoritmo genético de Chu-Beasley. Esta metodología fue verificada con un sistema de prueba de la literatura, obteniendo resultados que reflejan su validez al aportar al estado del arte en esta temática.

La demanda fue modelada como una distribución normal y para analizar su incertidumbre se empleó Simulación de Montecarlo.

Todas las configuraciones obtenidas en cada iteración de la Simulación de Montecarlo son de buena calidad al cumplir criterios técnicos y económicos al menor costo posible.

La metodología propuesta refleja la importancia que tiene la incertidumbre de la demanda en el planeamiento de sistemas de distribución. Se observa que las soluciones muestran elementos comunes en los escenarios estudiados y que son necesarios para el plan de expansión. Estos elementos marcan una tendencia de las soluciones, lo cual es similar a realizar cortes en el espacio de solución, ya que al fijar los elementos comunes se reducen el número de posibles alternativas de solución. De esta forma se identifican algunos de los componentes del sistema, quedando por identificar un grupo reducido el cual puede ser obtenido usando técnicas de optimización exacta.

La metodología propuesta es general y flexible y puede ser empleada en la solución del problema del planeamiento de sistemas de distribución realizando un planeamiento en una sola etapa (estático) o por etapas (multietapa), con la ventaja de obtener soluciones con buenas condiciones operativas sin importar el tamaño o la topología del sistema empleado.

REFERENCIAS

- [1] R.A. Hincapié, M. Granada, R.A. Gallego, “Planeamiento del sistema eléctrico de la ciudad de Pereira usando una metodología matemática exacta”, *Revista de Ingeniería*, Universidad de Los Andes, No. 28, pp. 51-58, Noviembre de 2008.
- [2] R.A. Hincapié, “Planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica usando un algoritmo de Branch and Bound”, Tesis de Maestría en Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2004.
- [3] R.N. Adams, M.A. Laughton, “Optimal Planning of Power Networks using Mixed-Integer Programming”, *Proceedings IEE*, Vol. 121, No.2, pp. 139-147, 1974.
- [4] D. L. Wall, G.L. Thompson, J.E.D. Northcote-Green, “An optimization Model for Planning Radial Distribution Networks”, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-98 (3), pp. 1061-1068, 1979.
- [5] M. Ponnavaikko, K.S. Rao, “Optimal Distribution System Planning”, *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-100 (6), pp. 2969-2977, 1981.
- [6] V. Miranda, J.V. Ranito, L.M. Proença, “Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning”, *IEEE Trans. on Power Systems*, PWR-9 (4), pp. 1927-1933, 1994.
- [7] I.J. Ramírez-Rosado, J.L. Bernal-Agustín, “Genetic Algorithms Applied to the Design of Large Power Distribution Systems”, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 696-703, 1998.
- [8] F.A. Bazán, J.R. Mantovani, R.A. Romero, “Planeamiento de Expansión de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica Usando un Algoritmo de Búsqueda Tabú”, XIV Congreso Brasileiro de Automática. Natal, Brasil, pp. 001-006, Septiembre de 2002.
- [9] E.G. Carrano, L.A. Soares, R.H. Takahashi, R.R. Saldanha, O.M. Neto, “Electric distribution network multiobjective design using a problem-specific genetic algorithm”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 21, No. 2, pp. 995-1005, April 2006.
- [10] A.C. Nerves, G.B. Julian, “Optimal Feeder Configuration in Expansion Planning using Simulated Annealing”, *TENCON 2007 - 2007 IEEE Region 10 Conference*, pp. 1-4, October, 2007.
- [11] L. López, A.F. Rendón, “Planeamiento de sistemas primarios de distribución usando algoritmos genéticos”, Proyecto de Grado, Facultad de Ingenierías, Programa de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2010.
- [12] P.M. Carvalho, L.A. Ferreira, F.G. Lobo, L.M. Barruncho, “Optimal distribution network expansion planning under uncertainty by evolutionary decision convergence”, *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 20, No. 2, pp. 125-129, 1998.
- [13] I.J. Ramírez-Rosado, J.A. Domínguez-Navarro, “Possibilistic Model Based on Fuzzy Sets for the Multiobjective Optimal Planning of Electric Power Distribution Networks”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 19, No. 4, pp. 1801-1810, November 2004.
- [14] Z. Chen, S. Li, D. Zhang, “An optimization Model and its Solution Algorithm for Distribution Network Design Problem with uncertainty demand”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics*, Jinan, China, pp. 2170-2175, August, 2007.
- [15] H.M. Khodr, Z. Vale, C. Ramos, P. Faria, “Optimization Techniques for Power Distribution Planning with Uncertainties: A Comparative Study”, *Power & Energy Society General Meeting, PES 09. IEEE*, pp.1-8, 26-30, July 2009.
- [16] L.A. Gallego, “Calculo de flujo de potencia em Redes de distribuicao com modelagem a Quatro fios”. Tesis de Doctorado en Ingeniería Eléctrica, Universidade Estadual Paulista, 2009.
- [17] C.J. Zapata, “Análisis probabilístico y simulación”, Universidad Tecnológica de Pereira, 2010.
- [18] J.E. Beasley, P.C. Chu, “A Genetic Algorithm for the Generalized Assignment Problem”, *Computers Operations Research*, 24(1), 17-23, 1997.
- [19] R.A. Gallego, A.H. Escobar, E.M. Toro, “Técnicas metaheurísticas de optimización”, Universidad Tecnológica de Pereira, Segunda Edición, Pereira, Julio de 2008.
- [20] C. S. Cheng, D. Shirmohammadi, “A three-phase power flow method for real-time distribution system analysis”, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 10, No. 2,

pp. 671–679, May 1995.

- [21] A. Ruiz, M. Echeverri, R.A. Gallego, “*Flujo de carga trifásico para sistemas radiales de distribución*”, Revista Scientia et Technica, Universidad Tecnológica de Pereira, Año X, No. 24, pp. 19-24, Mayo 2004.
- [22] A. Garay, A. Grajales, “*Planeamiento de sistemas de distribución de energía eléctrica usando Simulated Annealing*”, Tesis de pregrado, Facultad de Ingenierías, Programa de Ingeniería Eléctrica, Universidad Tecnológica de Pereira, 2011.
- [23] www.mathworks.com