

**UBICACIÓN ÓPTIMA DE FUENTES DE GENERACIÓN
DISTRIBUIDA EN REDES DE MEDIA TENSIÓN**

Autor:

EDWARD YESID SAMANIEGO RODRÍGUEZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DEL SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2010

**UBICACIÓN ÓPTIMA DE FUENTES DE GENERACIÓN
DISTRIBUIDA EN REDES DE MEDIA TENSIÓN**

Autor:

EDWARD YESID SAMANIEGO RODRÍGUEZ

Proyecto de grado para optar el título de
INGENIERO ELECTRICISTA

Director:

GERARDO LATORRE BAYONA

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DEL SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2010

TABLA DE CONTENIDO

	Pag
1. INTRODUCCIÓN	10
2. ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN	11
2.1 ALGORITMOS GENÉTICOS	11
2.2 TEMPLADO SIMULADO	12
2.3 BÚSQUEDA TABÚ	12
3. PLANTEAMIENTO MATEMÁTICO DEL PROBLEMA	13
4. ESQUEMA GENERAL DEL ALGORITMO	14
5. EJEMPLO NUMÉRICO	15
6. CONCLUSIONES	16
7. BIBLIOGRAFIA	18
8. ANEXOS	19

LISTA DE FIGURAS

	Pag
Figura 1. Vector que representa al individuo.	14
Figura 2. Diagrama de flujo del algoritmo empleado.	14
Figura 3. Ejemplo de cruce entre individuos.	15
Figura 4. Ejemplo de mutación del individuo.	15
Figura 5. Individuo de la figura 4 y su vector Aux.	15
Figura 6. Pérdidas totales en función del número de generaciones, para el sistema Kumamoto.	16
Figura 7. Pérdidas totales en función del número de generaciones, para el sistema de 37 nodos.	16

LISTA DE ANEXOS

	Pag
1. TABLA I. Cuadro de datos del sistema de 37 barras.	19
2. TABLA II. Cuadro de datos del sistema Kumamoto.	20
3. Diagrama del sistema Kumamoto.	20

RESUMEN

TITULO: UBICACIÓN ÓPTIMA DE FUENTES DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN REDES DE MEDIA TENSIÓN. *

AUTOR: EDWARD YESID SAMANIEGO RODRÍGUEZ. **

PALABRAS CLAVES: Generación distribuida, Ubicación optima, algoritmos genéticos, búsqueda tabú, templado simulado.

DESCRIPCION: Por causa del avance en la tecnología de generación a pequeña escala, de las dificultades para obtener nuevos corredores en los cuales construir líneas de transmisión y debido a los cambios regulatorios en el sector eléctrico a nivel mundial, el interés por la ubicación de generadores en las redes de distribución ha aumentado. Asimismo, este emplazamiento de generadores distribuidos (denominados DGs) toma gran importancia debido a los efectos benéficos que se pueden dar (disminución de pérdidas y el mejoramiento del perfil de tensión) si se hace correctamente. La ubicación de las fuentes en la red de distribución tiene múltiples posibilidades de solución y para cada una de ellas es necesario correr el flujo de cargas y llevar a cabo la evaluación de las pérdidas, entre otros análisis técnicos que pueden ser de interés. De las diferentes posibilidades que se tienen, se escoge la combinación que presente menores pérdidas, teniendo en cuenta requerimientos de tensión y de factor de potencia para diferentes cargas. Este documento presenta tres metodologías de optimización, así como la implementación en un programa desarrollado utilizando conceptos ampliamente probados en programación heurística: Algoritmo genético y Búsqueda Tabú. La eficacia de la herramienta desarrollada se demuestra mediante dos ejemplos numéricos, aplicados a sistemas encontrados en la literatura técnica.

*PROYECTO DE GRADO

** FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO-MECANICAS. ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE TELECOMUNICACIONES. DIRECTOR: GERARDO LATORRE BAYONA.

ABSTRACT

TITLE: OPTIMAL LOCATION OF SOURCES DISTRIBUTED GENERATION IN MEDIUM-VOLTAGE NETWORKS. *

AUTHOR: EDWARD YESID SAMANIEGO RODRÍGUEZ. **

KEYWORD: Distributed generation, optimal location, genetic algorithms, tabu search, simulated annealing.

DESCRIPTION: Because of advances in the technology of small-scale generation, the difficulties for new corridors in which to build transmission lines and due to regulatory changes in the power sector worldwide interest in the location of generators in distribution networks has increased. Also, this site distributed generators (DGs called) takes great importance due to the beneficial effects that may occur (reduced losses and improved voltage profile) if done correctly. The location of the sources in the distribution network has multiple possible solutions and for each one of them is necessary to run the load flow and carry out the assessment of losses, including technical analysis may be of interest. Of the various possibilities that have, you choose the combination that this lower losses, taking into account requirements of voltage and power factor for different loads. This document presents three optimization methodologies and implementation in a program developed using concepts widely tested in heuristic programming: Genetic algorithm and Tabu Search. The effectiveness of the developed tool is demonstrated by two numerical examples applied to systems found in the technical literature.

*THESIS

**SCHOOL OF PHYSICAL-MECHANICAL ENGINEERING. SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING, ELECTRONICS AND TELECOMMUNICATIONS. DIRECTOR GERARDO LATORRE BAYONA.

INTRODUCCION

La generación eléctrica distribuida –GED- puede ser considerada como el conjunto de generadores a pequeña escala ubicados cerca a los centros de carga, distribuidos por todo el sistema, conectados a las redes de distribución de energía eléctrica y que suministran electricidad a los consumidores locales [1].

Para este propósito principalmente se utilizan turbinas de viento, generadores fotovoltaicos, micro-turbinas, celdas de combustible y bancos de baterías. Esto debido a que en la última década, la necesidad de sistemas eléctricos flexibles, los cambios en los escenarios económicos y regulatorios, el ahorro de energía y el impacto ambiental han impulsado el desarrollo y consolidación de tales tecnologías de generación.

Cuando se introducen estos generadores al sistema de distribución, se modifica el flujo de potencia. Si se ubican en forma estratégica en los diferentes nodos de la red, pueden ayudar a reducir las pérdidas, manteniendo un mejor perfil de tensión y mejorando así la integridad, confiabilidad y eficiencia del sistema.

La ubicación de las fuentes en la red de distribución tiene múltiples posibilidades de solución y para cada una de ellas es necesario correr el flujo de cargas y llevar a cabo la evaluación de las pérdidas, entre otros análisis técnicos que pueden ser de interés. De las diferentes posibilidades que se tienen, se escoge la combinación que presente menores pérdidas, teniendo en cuenta requerimientos de tensión y de factor de potencia para diferentes cargas.

Con métodos tradicionales de optimización, este proceso es por lo general muy lento e ineficiente, dado que pertenece al denominado tipo de problemas combinatorios difíciles. Por ello ha sido necesario implementar otros algoritmos que permitan solucionar más rápidamente el problema. En ese orden de ideas, las técnicas de inteligencia artificial son la herramienta más ampliamente utilizada para resolver la mayoría de estos problemas de optimización. Los sistemas de optimización inteligentes, aunque no garantizan encontrar la solución óptima, si permiten definir una buena solución con un esfuerzo computacional razonable.

En ese contexto, con base en los algoritmos genéticos, la búsqueda TABÚ y el templado simulado, en este trabajo se hace una síntesis de los algoritmos propuestos en la literatura técnica para resolver el problema de ubicación óptima de fuentes de generación distribuida en las redes de media tensión.

UBICACIÓN ÓPTIMA DE FUENTES DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN REDES DE MEDIA TENSIÓN

Edward Yesid Samaniego, Ingeniería Eléctrica UIS

Abstract—Por causa del avance en la tecnología de generación a pequeña escala, de las dificultades para obtener nuevos corredores en los cuales construir líneas de transmisión y debido a los cambios regulatorios en el sector eléctrico a nivel mundial, el interés por la ubicación de generadores en las redes de distribución ha aumentado. Asimismo, este emplazamiento de generadores distribuidos (denominados DGs) toma gran importancia debido a los efectos benéficos que se pueden dar (disminución de pérdidas y el mejoramiento del perfil de tensión) si se hace correctamente. Este documento presenta tres metodologías heurísticas ampliamente empleadas para resolver problemas de optimización, así como una herramienta desarrollada aplicando los conceptos de búsqueda tabú y algoritmos genéticos.

Index Terms— Generación distribuida, Ubicación óptima, algoritmos genéticos, búsqueda tabú, templado simulado.

I. INTRODUCCIÓN

La generación eléctrica distribuida –GED- puede ser considerada como el conjunto de generadores a pequeña escala ubicados cerca a los centros de carga, distribuidos por todo el sistema, conectados a las redes de distribución de energía eléctrica y que suministran electricidad a los consumidores locales [1].

Para este propósito principalmente se utilizan turbinas de viento, generadores fotovoltaicos, micro-turbinas, celdas de combustible y bancos de baterías. Esto debido a que en la última década, la necesidad de sistemas eléctricos flexibles, los cambios en los escenarios económicos y regulatorios, el ahorro de energía y el impacto ambiental han impulsado el desarrollo y consolidación de tales tecnologías de generación.

Cuando se introducen estos generadores al sistema de distribución, se modifica el flujo de potencia. Si se ubican en forma estratégica en los diferentes nodos de la red, pueden ayudar a reducir las pérdidas, manteniendo un mejor perfil de tensión y mejorando así la integridad, confiabilidad y eficiencia del sistema.

La ubicación de las fuentes en la red de distribución tiene múltiples posibilidades de solución y para cada una de ellas es necesario correr el flujo de cargas y llevar a cabo la evaluación de las pérdidas, entre otros análisis técnicos que pueden ser de interés. De las diferentes posibilidades que se tienen, se escoge la combinación que presente menores pérdidas, teniendo en cuenta requerimientos de tensión y de factor de potencia para diferentes cargas.

Con métodos tradicionales de optimización, este proceso es por lo general muy lento e ineficiente, dado que pertenece al denominado tipo de problemas combinatorios difíciles. Por ello ha sido necesario implementar otros algoritmos que permitan solucionar más rápidamente el problema. En ese

orden de ideas, las técnicas de inteligencia artificial son la herramienta más ampliamente utilizada para resolver la mayoría de estos problemas de optimización. Los sistemas de optimización inteligentes, aunque no garantizan encontrar la solución óptima, si permiten definir una buena solución con un esfuerzo computacional razonable.

En ese contexto, con base en los algoritmos genéticos, la búsqueda TABÚ y el templado simulado, en este trabajo se hace una síntesis de los algoritmos propuestos en la literatura técnica para resolver el problema de ubicación óptima de fuentes de generación distribuida en las redes de media tensión.

II. ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN

ALGORITMOS GENÉTICOS (AG)

Los AG son técnicas de búsqueda de propósito general, que aplican los principios inspirados en la teoría evolutiva. Ellos incluyen las estrategias de evolución, la programación evolutiva y la programación genética. Esta forma de búsqueda dirigida se fundamenta en la probabilidad y en la aplicación de operadores genéticos a un conjunto de individuos de una población. Bajo una condición muy débil (que el algoritmo mantenga elitismo; es decir, guarde siempre al mejor elemento de la población sin hacerle ningún cambio) se puede demostrar que el algoritmo converge con probabilidad 1 a la solución óptima. En otras palabras, al aumentar el número de iteraciones, la probabilidad de tener el óptimo en la población tiende a 1.

Los algoritmos genéticos establecen una analogía entre el conjunto de soluciones de un problema, llamado fenotipo, y el conjunto de individuos de una población natural. Para su aplicación se codifica la información de cada solución en una cadena, generalmente binaria, llamada cromosoma. Los símbolos que forman la cadena son denominados genes. Cuando la representación de los cromosomas se hace con

cadena de dígitos binarios, se le conoce como genotipo. Los cromosomas evolucionan a través de iteraciones, llamadas generaciones. En cada generación, los cromosomas son evaluados utilizando alguna medida de aptitud. Las siguientes generaciones (nuevos cromosomas), llamadas descendencia, se forman utilizando operadores de cruzamiento y de mutación [4].

Los algoritmos genéticos son de gran utilidad en problemas combinatorios complejos, aunque su uso es posible con cualquier función. Para que el algoritmo funcione correctamente se debe tener en cuenta lo siguiente:

- Si la función a optimizar tiene gran cantidad de máximos o mínimos locales, será necesario un número mayor de generaciones para alcanzar el óptimo global.
- Si la función a optimizar contiene varios puntos muy cercanos en valor al óptimo, sólo se puede "asegurar" que se encontrará uno de ellos (no necesariamente el óptimo).

Funcionamiento básico del AG:

1. Se genera aleatoriamente la población inicial, constituida por un conjunto de cromosomas, que representa posibles soluciones del problema. En caso de no hacerlo aleatoriamente, es importante garantizar que dentro de la población inicial se tenga la diversidad estructural de las soluciones, para tener una representación de la mayor parte de la población posible o al menos evitar la convergencia prematura.
2. A cada uno de los cromosomas de esta población se aplicará la función de aptitud para saber qué tan "buena" es la solución que se está codificando.
3. Después de saber la aptitud de cada cromosoma, se procede a elegir los cromosomas que serán cruzados en la siguiente generación.
4. Los cromosomas con mejor aptitud tienen mayor probabilidad de ser seleccionados.
5. El cruzamiento es el principal operador genético. Representa la reproducción sexual y opera sobre dos cromosomas a la vez, para generar dos descendientes. Los descendientes combinan las características de ambos cromosomas padres.
6. Después del cruce se realiza la mutación, la cual consiste en modifica al azar parte del cromosoma de los individuos, lo que permite alcanzar zonas del entorno de búsqueda que no estaban cubiertas por los individuos de la población actual.
7. Normalmente se utilizan dos criterios de parada: correr el AG un número máximo de iteraciones (generaciones) o detenerlo cuando no haya cambios en la población.

TEMPLADO SIMULADO (TS)

Es una técnica que hace uso de conceptos originalmente descritos por la mecánica estadística. Tiene su base en el proceso físico de templado o recocido de materiales, el cual primero reblandece un sólido mediante su calentamiento a una temperatura elevada y luego va enfriando lentamente hasta que las partículas se van posicionando por sí mismas en el estado fundamental del sólido.

Lo que hace el algoritmo de templado simulado, aplicado a problemas de optimización, es establecer una conexión entre este tipo de proceso termodinámico y la búsqueda de un óptimo global.

Este es un método de búsqueda por entornos, donde el criterio de selección lo constituyen las reglas de transición del Algoritmo de Metrópolis [5]. Para una temperatura dada, el algoritmo selecciona aleatoriamente un candidato, de entre los que componen el entorno de la solución actual (posibles soluciones). Si el candidato es mejor que la mejor solución actual, en términos del criterio de evaluación, entonces es aceptado como solución actual; en caso contrario, será aceptado dependiendo de una probabilidad que decrece, según crezca la diferencia entre el valor de la función de mérito de la solución candidata y el de la solución actual. Cuando el candidato no es aceptado, el algoritmo selecciona aleatoriamente otro candidato y se repite el proceso un determinado número de veces, antes de disminuir la temperatura.

La probabilidad de que se acepte una solución, se calcula de la siguiente forma:

$$p = \begin{cases} 1 & \text{si } f_i < f_{i-1} \\ e^{\frac{f_{i-1} - f_i}{T}} & \text{si } f_i > f_{i-1} \end{cases}$$

Donde f_i y f_{i-1} es el valor de la función objetivo para la presente y anterior configuración respectivamente y T es la temperatura.

Este algoritmo se repite hasta que se alcanza un mínimo de temperatura (criterio de parada).

Cabe destacar que el algoritmo de templado simulado se enfatiza en el "criterio de selección" y es capaz de evitar mínimos locales, implementando una función de probabilidad para acertar o rechazar una solución.

BÚSQUEDA TABÚ (BT)

La búsqueda tabú es un tipo de búsqueda por entornos, que permite moverse a una solución del entorno aunque no sea tan buena como la actual. De este modo, se puede escapar de óptimos locales y continuar la búsqueda de soluciones aún mejores.

Para evitar regresar a óptimos locales anteriormente evaluados, se utilizan unas estructuras de memoria de corto y largo plazo “Lista Tabú”, en las cuales se clasifica un determinado número de los más recientes movimientos como movimientos tabú. No es posible repetir los movimientos tabú durante un determinado horizonte temporal.

Aspectos básicos de Búsqueda Tabú

Configuración inicial

La configuración inicial puede ser obtenida aleatoriamente o por medio de un algoritmo constructivo. Una configuración aleatoria tiene como ventaja la posibilidad de evitar una convergencia prematura. Sin embargo, una configuración inicial de mala calidad conduce a un esfuerzo computacional mayor.

Generación del vecindario

Un vecino de una configuración X es una configuración X' obtenida a partir de X por medio de una modificación simple, “Paso”. Dado que en la mayoría de los casos el vecindario $N(X)$ puede ser muy grande, esto implica un elevado esfuerzo de cómputo en el proceso de búsqueda local. En consecuencia, se debe reducir el número de vecinos a un conjunto $N^*(X)$ más pequeño que $N(X)$.

Selección del mejor vecino

Se evalúa cada vecino, se determina su función objetivo y se verifica si cumple las restricciones del problema a resolver. Esto para determinar la factibilidad de la configuración vecina. Los vecinos se organizan en una lista de acuerdo con el valor de la función objetivo y el proceso selecciona el mejor candidato.

El primer candidato de la lista (el de mejor función objetivo) se selecciona siempre que el movimiento efectuado para pasar de la configuración actual a la configuración vecina no se encuentre prohibido (estado *Tabú*). Sin embargo, si el mejor vecino de la lista de candidatos está clasificado como tabú por el proceso de optimización, el criterio de aspiración permite que sea seleccionado a pesar de la prohibición. Un ejemplo sencillo de criterio de aspiración, consistente de remover una clasificación tabú a un movimiento sólo si éste permite una solución superior que la mejor encontrada hasta el momento.

Si en el vecindario generado no existe ninguna configuración que mejore la función objetivo, entonces se selecciona la mejor de las opciones del vecindario, en tanto que no haya sido clasificada como *Tabú* durante el proceso de optimización.

Actualización de la estructura Tabú

Para almacenar la información de los atributos que han cambiado o que han permanecido inalterables, se utilizan las memorias de corto y largo plazo, las cuales pueden tener un criterio de almacenamiento fijo o variable. Esto es lo que constituye la memoria adaptativa.

La memoria explícita almacena la información completa de configuraciones élite (configuraciones de buena calidad) encontradas durante la búsqueda. La memoria basada en atributos almacena la información de los atributos que cambian al pasar de una configuración a otra.

De lo anterior se observa que la búsqueda tabú, al contrario que el templado simulado, enfatiza en procedimientos determinísticos en lugar de aleatorios.

III. PLANTEAMIENTO MATEMÁTICO DEL PROBLEMA

El problema es determinar la ubicación óptima de las fuentes de GED, minimizando las pérdidas y teniendo en cuenta un número fijo de generadores y una potencia máxima establecida para cada uno de ellos.

En consecuencia, la función objetivo es:

$$\min \rightarrow f = \sum_{i=1}^n P_i$$

Donde P_i es la potencia neta inyectada a la barra i y n es el número total de barras.

Restricciones:

Propias del sistema:

$$\sum_{m=1}^n V_i * Y_{im} * V_m * \cos(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}) = P_{Gi} - P_{Di}$$

$$\sum_{m=1}^n V_i * Y_{im} * V_m * \text{sen}(\delta_i - \delta_m - \theta_{im}) = Q_{Gi} - Q_{Di}$$

Límites de tensión:

$$V_i = V_n \pm \Delta V$$

Capacidad de corriente de las líneas:

$$I_i \leq I_i^{\max}$$

Donde

$\overline{V}_{im} = V_{im} \angle \theta_{im}$: Elemento de la matriz de impedancias

$\overline{V}_i = V_i \angle \delta_i$: Tensión en el nodo i

V_n : Tensión nominal de la red

ΔV : Variación de tensión máxima permitida

I_i : Corriente de la línea i

I_i^{max} : Máxima capacidad de corriente de la línea i

P_{Gi} : Potencia real generada en el nodo i

P_{Di} : Potencia real de demanda en el nodo i

Q_{Gi} : Potencia compleja generada en el nodo i

Q_{Di} : Potencia compleja de demanda en el nodo i

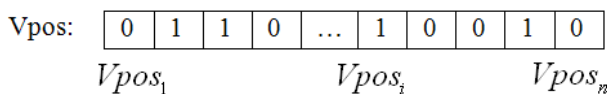
IV. ESQUEMA GENERAL DEL ALGORITMO

A continuación se describe el algoritmo utilizado para la solución del problema:

Entrada de datos al sistema

Se introduce el sistema nodal al cual se le va a aplicar el algoritmo. Asimismo, se indica el número máximo de DGs disponibles (D), su tensión y su capacidad máxima de generación (Q). Además, también se señalan los lugares en donde es posible la instalación de GED.

Para determinar cuáles son los lugares permitidos para la instalación de los GED, se utiliza un vector binario de orden n ($Vpos$), en el que un 1 indica que es posible instalar GED en el nodo correspondiente; por ejemplo:



En donde $Vpos_i=1$, indica que en el nodo i del sistema se puede ubicar un GED.

Generación de población inicial

La población inicial es un grupo de posibles soluciones que se escogen al azar. En este caso cada solución corresponde a un individuo.

El individuo está representado por medio de un vector que contiene las ubicaciones de los generadores.

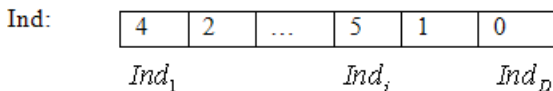


Fig. 1. Vector que representa al individuo.

La existencia de ceros en el vector del individuo quiere decir que no se van a utilizar todos los generadores disponibles.

Evaluación de la población

Corresponde a la solución del flujo de cargas del sistema, considerando cada individuo de la población por separado. De ella, se toman como resultados principales las pérdidas de potencia, el perfil de tensión y las corrientes de las líneas.

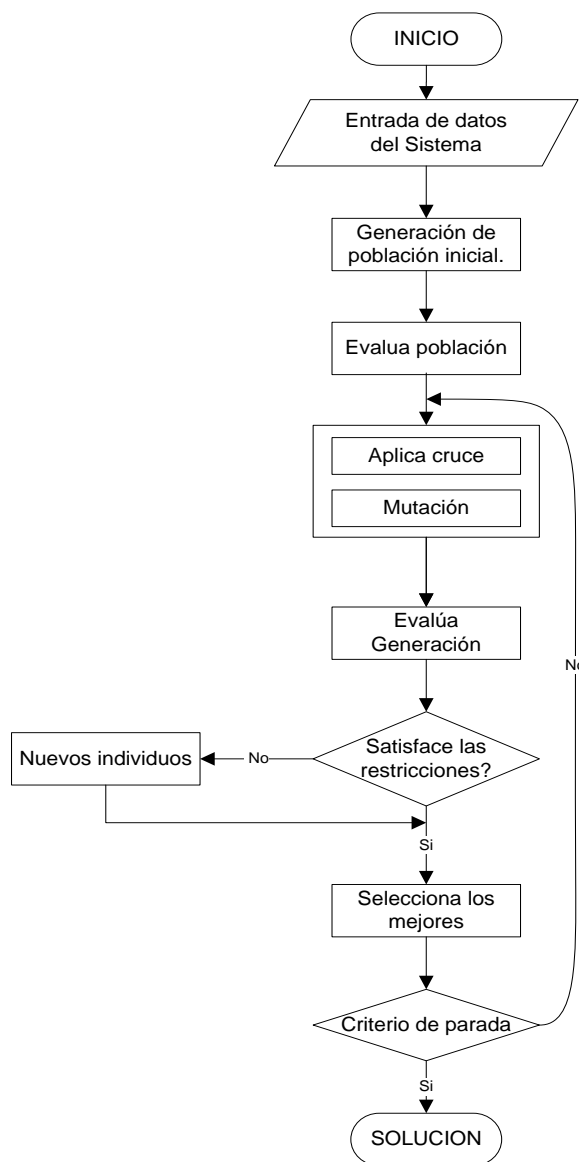


Fig. 2. Diagrama de flujo del algoritmo empleado.

Cruce

Se toman individuos de la población al azar, de a dos cada vez, y se aplica el cruce de la siguiente forma:

Se recorren las posiciones del primer individuo, con una probabilidad μ de intercambiar el elemento i con el segundo individuo.

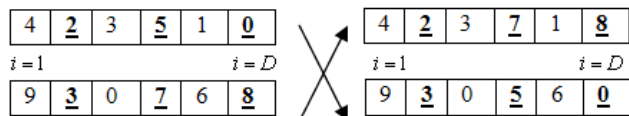


Fig. 3. Ejemplo de cruce entre individuos.

En el ejemplo anterior se intercambiaron los elementos de las posiciones $i=4$ e $i=6$, puesto que superaron la probabilidad de cruce. En la posición $i=2$ también se superó la probabilidad de cruce, pero como el elemento 3 ya estaba en el primer individuo, no se realizó el cruce.

Mutación

La mutación se aplica al individuo que luego de haberse cruzado, no cambió ninguno de sus elementos. Y se hace recorriendo las posiciones del individuo, con una probabilidad β de cambiar el elemento i por uno generado aleatoriamente, verificando que no se repitan los elementos.

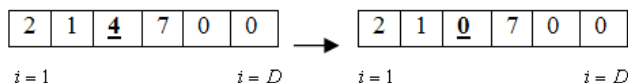


Fig. 4. Ejemplo de mutación del individuo.

Para no permitir que el algoritmo regrese a combinaciones ya probadas, durante los procesos de mutación y cruce se asigna un vector doble auxiliar (Aux) a cada individuo. Este vector contiene las ubicaciones permitidas y no probadas. De esta forma, el vector Aux se emplea para impedir que se utilicen nuevamente, y por un número determinado de generaciones, las posiciones que ya se han utilizado; aplicando así el concepto de búsqueda tabú (“**tabu-search**”).

El proceso seguido se indica a continuación:

Se considera un sistema con $n=10$ y $D=6$. Además, se toma el individuo expuesto en la figura 4, junto con su vector auxiliar; ver figura 5.

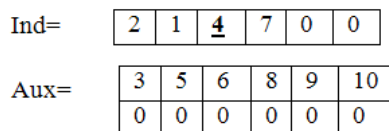


Fig. 5. Individuo de la figura 4 y su vector Aux.

La segunda fila del vector auxiliar se utiliza para indicar si es posible o no utilizar esta posición. Si es 0, la posición puede ser utilizada. Por el contrario, si es un número X esta posición no puede ser utilizada durante X generaciones. X disminuye en 1 con cada generación.

Después de haber mutado según lo indicado la figura 4, el vector auxiliar se modifica de la siguiente forma:

Aux=	3	4	5	6	8	9	10
	0	3	0	0	0	0	0

Donde $X=3$.

Evaluación de la nueva generación

En este paso se corre el flujo de cargas teniendo en cuenta los nuevos individuos; los que después del cruce y la mutación tuvieron al menos un cambio en sus elementos.

Verificación de las restricciones

Se verifica si cada uno de los nuevos individuos satisface las restricciones de tensión y pérdidas de potencia impuestas inicialmente.

Reemplazo de individuos

Se crea un nuevo individuo por cada uno que no cumplió las restricciones.

Selección de los mejores

Se escoge entre la antigua y la nueva generación los mejores individuos, de tal forma que su número permanezca constante. Además, se selecciona el mejor de todos y se compara con el mejor de la generación anterior. En caso que el nuevo sea mejor, reemplazará al anterior.

Criterio de parada

Se realiza el conteo del número de generaciones que el mejor de los individuos permanece sin cambiar. Si este valor sobrepasa un máximo determinado, el algoritmo se detendrá.

V. EJEMPLO NUMÉRICO

El algoritmo se probó con dos sistemas de distribución publicados en la literatura técnica. El primero es el sistema de Kumamoto [2], que tiene 15 nodos, y el segundo es un sistema de 37 nodos expuesto en [3]. Estos sistemas se presentan en el anexo.

Para el sistema de Kumamoto se utilizaron las siguientes condiciones:

$$D = 10, Q = 0.1 \text{ pu.}, \Delta V = 0.01 \text{ pu.}$$

Una vez resuelto el problema aplicando el algoritmo señalado, el individuo que presentó las menores pérdidas fue el siguiente:

Ind =

0	0	0	0	3	5	7	9	10	11
---	---	---	---	---	---	---	---	----	----

En ese caso las pérdidas totales fueron: $3.0839 \cdot 10^{-4}$ pu. En la figura 6 se presenta la evolución de las pérdidas totales, en función del número de generaciones.

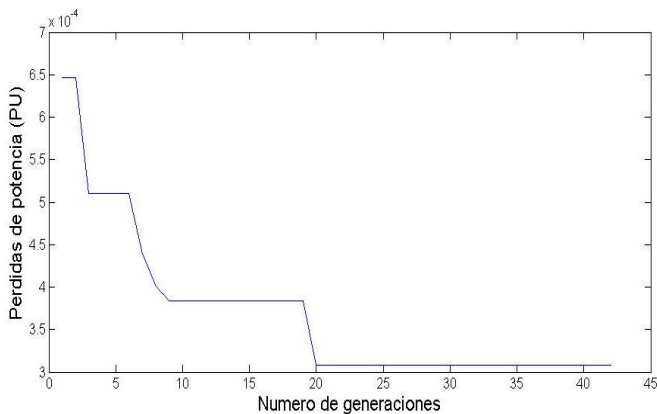


Fig. 6. Pérdidas totales en función del número de generaciones, para el sistema Kumamoto.

Para el sistema de 37 nodos se utilizaron las siguientes condiciones:

$$D = 15, Q = 0.3 \text{ pu.}, \Delta V = 0.01 \text{ pu.}$$

De igual manera, aplicando el algoritmo señalado se encontró que el individuo que presentó las menores pérdidas fue el siguiente:

Ind =

0	0	0	3	7	8	12	17	21	23	24	25	29	30	32
---	---	---	---	---	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----

Las pérdidas totales fueron: 0.0026 pu. En la figura 7 se presenta la evolución de las pérdidas totales, en función del número de generaciones

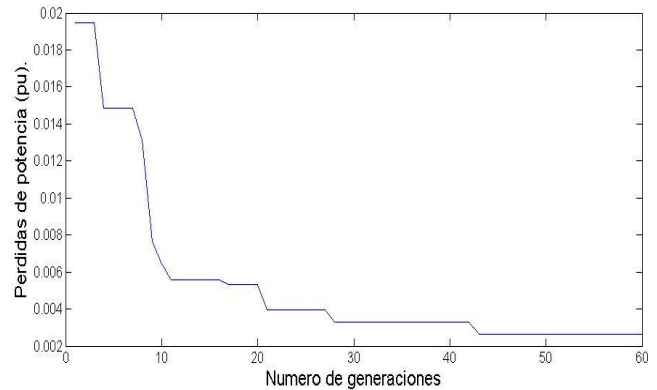


Fig. 7. Pérdidas totales en función del número de generaciones, para el sistema de 37 nodos.

VI. CONCLUSIONES

En este artículo se presentó una metodología alterna para la ubicación de fuentes de generación distribuida en sistemas eléctricos de potencia. El problema considerado toma como objetivo la minimización de las pérdidas de potencia, sujeta a las siguientes restricciones: (1) capacidad de corriente de los conductores, (2) caída de tensión en las barras y (3) ecuaciones del flujo de cargas.

La metodología propuesta fue implementada en un programa desarrollado utilizando conceptos ampliamente probados en programación heurística: Algoritmo genético y Búsqueda Tabú. La eficacia de la herramienta desarrollada se demuestra mediante dos ejemplos numéricos, aplicados a sistemas encontrados en la literatura técnica.

Como trabajo futuro de investigación, se propone abordar temas como la optimización del tamaño de los DGs y estrategias específicas de optimización. En este caso se pueden explorar optimizadores locales y técnicas de control de convergencia. Asimismo la investigación se puede orientar hacia la aplicación de técnicas de procesamiento en paralelo, con el fin de reducir el tiempo de convergencia del algoritmo.

VII. REFERENCIAS

- [1] Distributed generation: a definition; Thomas Ackermann, Göran Andersson, Lennart Söder; Electric Power Systems Research 57 (2001) 195–204; December 2000.
- [2] M.E. Baran and F.F. Wu, “Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction”, IEEE Trans. On Power Delivery, vol. 4, no. 2, pp.1401-1407, Abril 1989.
- [3] Li, K.Tomsovic, and T. Hiyama. “Load Followin Function Using Distributed Energy Resource”, *Proceeding of the 2000 IEEE PES Summer Meeting*, Seattle, July 2000,pp 1756-1761.

- [4] Algoritmo genético. (2010, 2) de febrero. *Wikipedia, La enciclopedia libre*. Fecha de consulta: 14:53, marzo 3, 2010 from (http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Algoritmo_gen%C3%A9tico&oldid=33590065).
- [5] Algoritmo de metrópolis (2010, 5) de febrero. *Búsqueda, optimización y aprendizaje*. Fecha de consulta: 11:50, febrero 5, 2010 from (<http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/Busqueda04/node78.html>).

VIII. APÉNDICE

TABLA I
CUADRO DE DATOS DEL SISTEMA DE 37 barras

Ini	Fin	R p.u.	X p.u.	L	SL	P	Q
1	2	0.00057	0.00029	1	4.6	0.1	0.06
2	3	0.00307	0.00156	6	4.1	0.09	0.04
3	4	0.00228	0.00116	11	2.9	0.12	0.08
4	5	0.00237	0.00121	12	2.9	0.06	0.03
5	6	0.0051	0.0044	13	2.9	0.06	0.02
6	7	0.00117	0.00385	22	1.5	0.2	0.1
7	8	0.00443	0.00146	23	1.05	0.2	0.1
8	9	0.00641	0.00461	25	1.05	0.06	0.02
9	10	0.0065	0.00461	27	1.05	0.06	0.02
10	11	0.00122	0.00041	28	1.05	0.045	0.03
11	12	0.00233	0.00077	29	1.05	0.06	0.035
12	13	0.00914	0.00719	31	0.5	0.06	0.035
13	14	0.00337	0.00444	32	0.45	0.12	0.08
14	15	0.00368	0.00328	33	0.3	0.06	0.01
15	16	0.00465	0.00339	34	0.25	0.06	0.02
16	17	0.00803	0.01072	35	0.25	0.06	0.02
17	18	0.00456	0.00357	36	0.1	0.09	0.04
2	19	0.00102	0.00097	2	0.5	0.09	0.04
19	20	0.00937	0.00844	3	0.5	0.09	0.04
20	21	0.00255	0.00298	4	0.21	0.09	0.04
21	22	0.00441	0.00584	5	0.11	0.09	0.04
3	23	0.00281	0.00192	7	1.05	0.09	0.05
23	24	0.00559	0.00442	8	1.05	0.42	0.2
24	25	0.00558	0.00437	9	0.5	0.42	0.2
6	26	0.00126	0.00064	14	1.5	0.06	0.025
26	27	0.00177	0.0009	15	1.5	0.06	0.025
27	28	0.00659	0.00581	16	1.5	0.06	0.02
28	29	0.00501	0.00436	17	1.5	0.12	0.07
29	30	0.00316	0.001	18	1.5	0.2	0.6
30	31	0.00607	0.006	19	0.5	0.15	0.07
31	32	0.00193	0.00225	20	0.5	0.21	0.1
32	33	0.00212	0.0033	21	0.1	0.06	0.04
8	34	0.01245	0.01245	24	0.5	0	0
9	35	0.01245	0.01245	26	0.5	0	0
12	36	0.01245	0.01245	30	0.5	0	0
18	37	0.00311	0.00311	37	0.5	0	0
25	38	0.00311	0.00311	10	0.1	0	0

Ini=Nodo inicial, Fin=Nodo final, L=Numero de línea, SL =Limite de potencia de la línea en p.u., P= Potencia activa de carga en p.u. ,Q= Potencia reactiva de la carga en p.u.

TABLA II
CUADRO DE DATOS DEL SISTEMA KUMAMOTO

Ini	Fin	R p.u.	X p.u.	B	SL	P	Q
1	2	0.00315	0.075207	0	0.25	0.0208	0.0021
2	3	0.0033	0.001849	0.0015	0.18	0.0495	0.0051
3	4	0.00667	0.030808	0.03525	0.15	0.0958	0.0098
4	5	0.00579	0.014949	0.0025	0.4	0.0442	0.0045
5	6	0.01414	0.036547	0	0.32	0.0113	0.0012
4	7	0.008	0.036961	0.0312	0.5	0.0638	0.0066
7	8	0.009	0.041575	0	0.39	0.0323	0.0033
8	9	0.007	0.032346	0.0015	0.42	0.0213	0.0022
9	10	0.00367	0.01694	0.0035	0.4	0.028	0.0029
10	11	0.009	0.041575	0.002	0.2	0.217	0.0022
3	12	0.0275	0.127043	0	0.19	0.0132	0.0014
12	13	0.0315	0.081405	0	0.37	0.0029	0.0003
13	14	0.03965	0.102984	0	0.26	0.0161	0.0016
14	15	0.01061	0.004153	0	0.025	0.0139	0.0014

Ini=Nodo inicial, Fin=Nodo final, B = Admitancia en paralelo en p.u., SL =Limite de potencia de la línea en p.u., P= Potencia activa de carga en p.u. ,Q= Potencia reactiva de la carga en p.u.

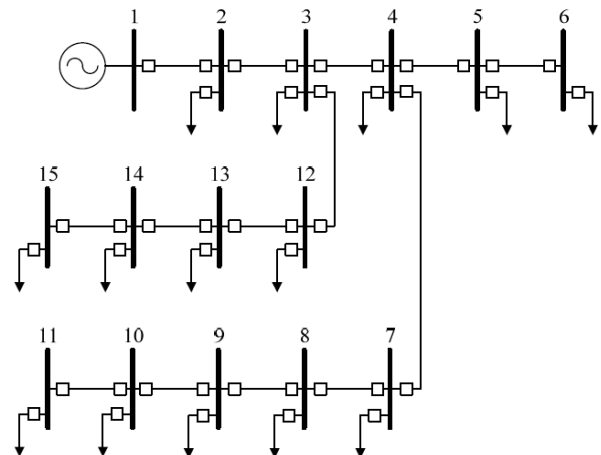


DIAGRAMA DEL SISTEMA KUMAMOTO

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Distributed generation: a definition; Thomas Ackermann , Göran Andersson, Lennart Söder; *Electric Power Systems Research* 57 (2001) 195–204; December 2000.
- [2] M.E. Baran and F.F. Wu, “Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction”, *IEEE Trans. On Power Delivery*, vol. 4, no. 2, pp.1401-1407, Abril 1989.
- [3] Li, K.Tomsovic, and T. Hiyama. “Load Followin Function Using Distributed Energy Resource”, *Proceeding of the 2000 IEEE PES Summer Meeting*, Seattle, July 2000,pp 1756-1761.
- [4] Algoritmo genético. (2010, 2) de febrero. *Wikipedia, La enciclopedia libre*. Fecha de consulta: 14:53, marzo 3, 2010 from (http://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Algoritmo_gen%C3%A9tico&oldid=33590065).
- [5] Algoritmo de metrópolis (2010, 5) de febrero. *Búsqueda, optimización y aprendizaje*. Fecha de consulta: 11:50, febrero 5, 2010 from (<http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/Busqueda04/node78.html>).

ANEXOS

TABLA I
CUADRO DE DATOS DEL SISTEMA DE 37 barras

Ini	Fin	R p.u.	X p.u.	L	SL	P	Q
1	2	0.00057	0.00029	1	4.6	0.1	0.06
2	3	0.00307	0.00156	6	4.1	0.09	0.04
3	4	0.00228	0.00116	11	2.9	0.12	0.08
4	5	0.00237	0.00121	12	2.9	0.06	0.03
5	6	0.0051	0.0044	13	2.9	0.06	0.02
6	7	0.00117	0.00385	22	1.5	0.2	0.1
7	8	0.00443	0.00146	23	1.05	0.2	0.1
8	9	0.00641	0.00461	25	1.05	0.06	0.02
9	10	0.0065	0.00461	27	1.05	0.06	0.02
10	11	0.00122	0.00041	28	1.05	0.045	0.03
11	12	0.00233	0.00077	29	1.05	0.06	0.035
12	13	0.00914	0.00719	31	0.5	0.06	0.035
13	14	0.00337	0.00444	32	0.45	0.12	0.08
14	15	0.00368	0.00328	33	0.3	0.06	0.01
15	16	0.00465	0.00339	34	0.25	0.06	0.02
16	17	0.00803	0.01072	35	0.25	0.06	0.02
17	18	0.00456	0.00357	36	0.1	0.09	0.04
2	19	0.00102	0.00097	2	0.5	0.09	0.04
19	20	0.00937	0.00844	3	0.5	0.09	0.04
20	21	0.00255	0.00298	4	0.21	0.09	0.04
21	22	0.00441	0.00584	5	0.11	0.09	0.04
3	23	0.00281	0.00192	7	1.05	0.09	0.05
23	24	0.00559	0.00442	8	1.05	0.42	0.2
24	25	0.00558	0.00437	9	0.5	0.42	0.2
6	26	0.00126	0.00064	14	1.5	0.06	0.025
26	27	0.00177	0.0009	15	1.5	0.06	0.025
27	28	0.00659	0.00581	16	1.5	0.06	0.02
28	29	0.00501	0.00436	17	1.5	0.12	0.07
29	30	0.00316	0.001	18	1.5	0.2	0.6
30	31	0.00607	0.006	19	0.5	0.15	0.07
31	32	0.00193	0.00225	20	0.5	0.21	0.1
32	33	0.00212	0.0033	21	0.1	0.06	0.04
8	34	0.01245	0.01245	24	0.5	0	0
9	35	0.01245	0.01245	26	0.5	0	0
12	36	0.01245	0.01245	30	0.5	0	0
18	37	0.00311	0.00311	37	0.5	0	0
25	38	0.00311	0.00311	10	0.1	0	0

Ini=Nodo inicial, Fin=Nodo final, L=Numero de línea, SL =Limite de potencia de la línea en p.u., P= Potencia activa de carga en p.u. ,Q= Potencia reactiva de la carga en p.u.

TABLA II
CUADRO DE DATOS DEL SISTEMA KUMAMOTO

Ini	Fin	R p.u.	X p.u.	B	SL	P	Q
1	2	0.00315	0.075207	0	0.25	0.0208	0.0021
2	3	0.0033	0.001849	0.0015	0.18	0.0495	0.0051
3	4	0.00667	0.030808	0.03525	0.15	0.0958	0.0098
4	5	0.00579	0.014949	0.0025	0.4	0.0442	0.0045
5	6	0.01414	0.036547	0	0.32	0.0113	0.0012
4	7	0.008	0.036961	0.0312	0.5	0.0638	0.0066
7	8	0.009	0.041575	0	0.39	0.0323	0.0033
8	9	0.007	0.032346	0.0015	0.42	0.0213	0.0022
9	10	0.00367	0.01694	0.0035	0.4	0.028	0.0029
10	11	0.009	0.041575	0.002	0.2	0.217	0.0022
3	12	0.0275	0.127043	0	0.19	0.0132	0.0014
12	13	0.0315	0.081405	0	0.37	0.0029	0.0003
13	14	0.03965	0.102984	0	0.26	0.0161	0.0016
14	15	0.01061	0.004153	0	0.025	0.0139	0.0014

Ini=Nodo inicial, Fin=Nodo final, B = Admitancia en paralelo en p.u., SL =Limite de potencia de la línea en p.u., P= Potencia activa de carga en p.u. ,Q= Potencia reactiva de la carga en p.u.

DIAGRAMA DEL SISTEMA KUMAMOTO

