

# Adaptación y reprogramación de las partes de un algoritmo, para la reconfiguración redes de distribución

## *Algorithm parts adaptation and reprogramming, for distribution networks reconfiguration*

Gustavo-Crespo Sánchez <sup>1,\*</sup>, Ignacio-Pérez Abril <sup>II</sup>, Enrique Arturo-Padrón Padrón <sup>I</sup>

<sup>I</sup>Universidad de Cienfuegos “Carlos Rafael Rodríguez”, Cienfuegos, Cuba

<sup>II</sup>Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Santa Clara, Villa Clara

\*Autor para la correspondencia: [gcsanchez@ucf.edu.cu](mailto:gcsanchez@ucf.edu.cu)

Recibido: 5 de enero de 2022

Aprobado: 10 de febrero de 2022

Este documento posee una [licencia Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



### RESUMEN/ABSTRACT

La reconfiguración óptima de redes de distribución es muy importante en la reducción de pérdidas, costos de operación y en la mejora de la seguridad, estabilidad e indicadores de confiabilidad de estas. El trabajo tiene como objetivo reprogramar un algoritmo, que mejore los resultados obtenidos anteriormente. El artículo presenta la adaptación y reprogramación de partes del algoritmo genético de clasificación no dominada II, con una codificación nueva que, a diferencia de autores precedentes, evita la utilización de operadores genéticos modificados y aprovecha mejor las potencialidades del algoritmo. Se auxilia además de la teoría de grafos, para transformar los individuos no factibles y evitar nuevas generaciones de estos, prescindiendo del molesto chequeo de la malla y reduciendo el espacio de búsqueda y la carga computacional. Su eficacia se probó con los sistemas de distribución de prueba de 33 y 70 barras, mostrando resultados prometedores y mejores que propuestas anteriores.

**Palabras Clave:** codificación, sistemas de distribución, algoritmos genéticos, reconfiguración de redes, NSGA-II.

*Optimal distribution networks reconfiguration is very important in reducing losses and operating costs and in improving networks security, stability and reliability indicators. The work objective is reprogramming an algorithm that improves results obtained previously. Paper presents non-dominated classification genetic algorithm II parts adaptation and reprogramming, with a new coding that, unlike previous authors, avoids modified genetic operators and take better advantage of algorithm's potentialities. In addition, graph theory is used to transform non-feasible individuals and avoid new generations of them, dispensing with annoying mesh checking and reducing the search space and computational burden. Proposal's effectiveness was tested with 33 and 70 bars test distribution systems, showing promising results and better than previous proposals.*

**Keywords:** coding, distribution systems, genetic algorithms, network reconfiguration, NSGA-II.

### INTRODUCCIÓN

El problema de la reconfiguración óptima de redes de distribución eléctrica consiste en encontrar la mejor topología radial cambiando la configuración de los alimentadores, abriendo los interruptores seccionadores (normalmente cerrados) y cerrando los de enlace (normalmente abiertos) de la red. La conmutación de los interruptores se realiza con el objetivo de encontrar una configuración radial operativa que optimice ciertos objetivos mientras se satisfagan todas las restricciones operacionales y se alimenten todas las cargas sin que resulte aislado ningún nodo.

Cómo citar este artículo:

Gustavo Crespo Sánchez, et al. Adaptación y reprogramación de las partes de un algoritmo, para la reconfiguración redes de distribución. Ingeniería Energética. 2023. 44(1), enero/abril. ISSN: 1815-5901.

Sitio de la revista: <https://rie.cujae.edu.cu/index.php/RIE/index>

La reconfiguración de redes de distribución está sujeta a otras restricciones técnico-operativas, como disposición radial, límites de tensión de nodo, límites de capacidad de corriente de rama y primera y segunda Ley de Kirchhoff (balance de potencia activa y reactiva). Además de esta formulación típica, la reconfiguración de redes también puede realizarse principalmente para mejorar los niveles de tensión, mantener o mejorar la confiabilidad de las redes, aislar fallas más rápidamente y ayudar en la preparación planes de mantenimientos preventivos. La reconfiguración de redes de distribución es un problema de optimización altamente complejo, combinatorio y no diferenciable debido a la gran cantidad de elementos de conmutación discretos. Además, la restricción de disposición radial normalmente introduce una complejidad adicional en redes de distribución de gran tamaño [1]. Obviamente, cuanto mayor es el número de interruptores, mayores son las posibilidades de reconfiguración y mejores son los efectos.

La literatura muestra el extenso trabajo de investigación llevado a cabo en el área de reconfiguración de redes. Las investigaciones se pueden clasificar generalmente en enfoques convencionales y enfoques basados en inteligencia artificial (IA). Merlin y Back [2], fueron los primeros en reportar un método heurístico para la reconfiguración de sistemas de distribución para minimizar pérdidas de línea. Posteriormente se desarrollaron otros enfoques convencionales [3], que incluyen técnicas de optimización heurística y clásica. En el área de enfoques basados en Inteligencia Artificial, Nara *et al.* [4], introdujeron una técnica de algoritmos genéticos (AG) para la reconfiguración de sistemas de distribución (RSD) con pérdidas mínimas. A continuación, se desarrollaron varios métodos basados en algoritmos genéticos para la reconfiguración de redes. De hecho, la mayoría de los algoritmos que aparecen en la literatura se basan en técnicas de búsqueda heurística, utilizando motores analíticos o basadas en el conocimiento. Se han propuesto varias técnicas meta-heurísticas para resolver el problema de la reconfiguración, para minimizar pérdidas; algunos de ellos aplicando algoritmos genéticos o evolutivos [5-7].

Recientemente, otras técnicas estocásticas como recocido simulado [8-9], algoritmo de búsqueda tabú [10-11], optimización de colonias de hormigas [12-13], optimización de enjambres de partículas [14-15], etc., también han sido utilizadas en la solución del problema de la reconfiguración de redes de distribución. Cuando el problema de reconfiguración de redes se resuelve con estas técnicas, una de las principales dificultades es la restricción de disposición radial, que asegura una topología de red radial con todos los nodos energizados. La restricción de disposición radial no solo crea dificultades en la formación de la población inicial sino también durante las etapas intermedias del proceso evolutivo. Mendoza *et al.* [16] propusieron una nueva estrategia de codificación y los novedosos operadores genéticos: "Cruzamiento acentuado" y "mutación dirigida", que reducen el espacio de búsqueda (población) y disminuyen drásticamente el tiempo de solución computacional y los requerimientos de memoria. Construyeron una población inicial reducida de individuos factibles que se crea a través de las ramas que forman los "lazos del sistema".

La metodología propuesta crea topologías factibles para identificar lazos cerrados fundamentales del sistema con el fin de originar topologías radiales mediante la creación de individuos guiados a través del vector de lazos fundamentales. Swarnkar *et al.* [1], propusieron una codificación basada en los fundamentos de la teoría de grafos, que no solo restringe el espacio de búsqueda, sino que también evita las tediosas comprobaciones de malla. La codificación propuesta garantiza generar solo topologías radiales factibles en todo momento y es computacionalmente eficiente. Nunes Aires *et al.* [17], propusieron algoritmos de intercambios de ramas simple y múltiple. Ambas propuestas insertan y eliminan ramas de la red, el simple una por una y el múltiple, varias, aunque, debido al aumento exponencial de la complejidad a medida que aumenta el número de ramas insertar y eliminar a la vez, el algoritmo se limita a intercambiar dos ramas al mismo tiempo. Consideraron que se pueden eliminar todas las ramas, siempre que se cumplan las restricciones. El proceso finaliza en ambos casos, cuando se encuentran las menores pérdidas o la configuración óptima. En cada reconfiguración es necesario realizar un flujo de carga, para el cálculo de pérdidas de potencia activa.

Durante las últimas dos décadas, se han empleado numerosos métodos para la reconfiguración de redes. Sin embargo, no existe una aceptación única sobre cuál es el método más adecuado para manejar el problema [18]. El punto más crucial es cómo usar el conocimiento específico del dominio del problema y cómo se modela e implementa. Además, una codificación eficiente de estas técnicas meta-heurísticas ha permanecido sin solución perfecta durante muchos años [1]. La reconfiguración de las redes de distribución es una mejora en la que se trata de obtener la topología óptima para respaldar el flujo de tráfico a través de estas, de manera que se reduzcan las pérdidas y los costos de operación y se mejoren la seguridad y estabilidad de la red, así como los indicadores de confiabilidad, reduciendo los tiempos de fallas y el número de clientes afectados por las mismas. El trabajo tiene como objetivo reprogramar un algoritmo, que mejore los resultados obtenidos anteriormente. Logra resultados prometedores con la limitación de tener tiempos de solución grandes para circuitos de muchos nodos.

La nueva codificación propuesta, adaptada y reprogramada en ciertas partes del algoritmo NSGA-II e implementada en MatLab, crea una población inicial aleatoria para el algoritmo genético, utilizando un enfoque heurístico y operadores genéticos para generar individuos factibles durante cada etapa de la evolución genética, que además se adaptan con la ayuda de la Teoría de Grafo, para transformar los individuos no factibles de la población inicial que no satisfacen la restricción de disposición radial, evitando la generación de otros individuos no factibles. Aunque los pasos del procedimiento para obtener individuos factibles y el empleo del concepto de lazos fundamentales son muy similares a los utilizados por otros autores [1, 8, 17], la codificación propuesta es completa y absolutamente nueva y novedosa y evita utilizar operadores genéticos modificados.

## MATERIALES Y MÉTODOS

El método empleado en la investigación fue mixto, que integró tanto la investigación cuantitativa basada en la objetividad y los números, empleando las matemáticas para procesar datos y obtener resultados, como la cualitativa, en la que se investigaron y expusieron los resultados que antecedieron la propuesta. Es, además, una investigación aplicada empleada para abordar el problema específico de la reconfiguración de redes y explicativa, pues establece relaciones que permiten hacer generalizaciones.

### Adaptación y reprogramación de partes del ALGORITMO GENÉTICO DE CLASIFICACIÓN NO DOMINADA II

En los Algoritmos Genéticos (AG) convencionales, la población inicial que se crea aleatoriamente, consiste en un gran número de individuos no factibles (violando la restricción de disposición radial), particularmente en redes de distribución medianas y grandes. En el algoritmo genético utilizado, estos individuos no factibles se transforman en factibles utilizando la teoría de grafos. Los lazos fundamentales para la red en malla se determinan cerrando todos interruptores de enlace. El número de lazos fundamentales de la red es igual al número de interruptores de enlace del sistema y está dada por la ecuación (1):

$$L = E - N + 1 \quad (1)$$

Donde

E: Número total de elementos.

N: Número total de nodos de la red.

Por lo tanto, la longitud de cromosomas para el algoritmo genético es L.

Cada gen de un cromosoma, denotado por un número real, será el interruptor que se abrirá para mantener una configuración radial factible.

Los pasos para obtener individuos factibles son:

1. Obtener todos los lazos fundamentales de la red mallada. Se crean vectores de lazo  $L_k$ , que contengan el conjunto de elementos del k-ésimo lazos fundamentales.  $K=1, 2, \dots, L$ .
2. Determinar todos los vectores de rama comunes,  $C_{ij}$  que contengan el conjunto de elementos comunes entre dos vectores de lazo  $L_i$  y  $L_j$ .
3. Determinar todos los vectores de grupos prohibitivos (conjunto de vectores de rama comunes)  $R_{m_1, m_2, m_3, \dots}$ , que aíslan el (los) nodo(s) principal(es)  $m_1, m_2, m_3, \dots$  de la red de distribución.
4. Sea  $Z_k$ , el gen k-ésimo de un cromosoma, entonces para que este cromosoma sea factible, tienen que satisfacerse las siguientes reglas:  
Regla 1: Cada elemento  $X_k$  debe pertenecer al vector de lazo  $L_k$ .  
Regla 2: Solo puede abrirse una rama en cada vector de rama común.  
Regla 3: En cada vector de grupo prohibido compuesto por m vectores de ramas comunes, solo se pueden abrir m-1 vectores de ramas comunes.

La Regla 1, evita cualquier aislamiento de los nodos situados en el perímetro de la red de distribución, mientras que las Reglas 2 y 3, evitan el aislamiento de los nodos situados en el interior de la red de distribución. Por lo tanto, al codificar a los individuos, estas tres reglas aseguran la topología radial de la red de distribución sin formar islas con cualquier(a) nodo(s). En general, la codificación cromosómica genética en números reales puede definirse como  $Z_1 \in L_1, Z_2 \in L_2, \dots, Z_k \in L_k, \dots, Z_L \in L_L$ .

#### A. Formulación del problema

El método propuesto formula la reconfiguración de las redes de distribución como un problema de optimización con varios objetivos, que persigue la selección del conjunto óptimo de ramales a abrir para obtener: El mínimo costo de operación del sistema y la máxima tensión en los nodos de carga. Las soluciones están sujetas a que sean factibles las configuraciones radiales.

## B. Variables independientes

Las variables independientes del problema, representadas por el arreglo  $x$ , son el conjunto de ramas que deben estar abiertas para obtener una configuración radial para el sistema de distribución. Para una red mallada de  $N$  nodos y  $M$  ramas, el número de ramas a abrir para obtener una configuración radial es igual al número de lazos fundamentales  $L$  ecuación (1).

## C. Restricciones

La principal limitación del problema es que cualquier solución de reconfiguración debe ser un circuito radial. Para cumplir con esta restricción, debe examinarse el gráfico de la red en malla para determinar los vectores de lazo  $L$ , los vectores de ramas comunes  $C$  y los vectores de grupos prohibidos  $R$  [5]. Cada vector de lazo  $L_k$  contiene el conjunto de ramas del  $k$ -ésimo lazo fundamental del gráfico. Además, cada vector de ramas comunes  $C_k(i, j)$ , es el conjunto de ramas en la intersección de los vectores de lazo  $L_i$  y  $L_j$ . Por otra parte, si  $n$  es un conjunto de nodos principal, el vector de grupo prohibido  $R_k(n)$  es el conjunto de  $m$  vectores de ramas comunes que, si están todas abiertas, aíslan el conjunto de nodos del circuito. De esa forma, si  $x$  es el conjunto de ramas a abrir, se deben cumplir las siguientes tres reglas enunciadas para obtener una configuración radial factible (Visto en los pasos para obtener los individuos factibles).

## D. Funciones objetivo

Aunque pueden considerarse otras funciones objetivo, en esencia el problema de optimización propuesto puede formalizarse mediante dos funciones objetivo: Costo mínimo de operación del sistema  $f(1)$  y tensión máxima  $f(2)$  en los nodos de carga. El costo de operación del sistema está relacionado principalmente con el costo de las pérdidas de energía en los conductores de la red. En la propuesta se consideran costos variables de pérdidas de energía, así como una demanda diaria de carga variable. Vea ecuación (2).

$$f_1(X) = \sum_{K=1}^{24} C_K \Delta P_K(X) \cdot \Delta t_K \quad (2)$$

Dónde:

$C_k$ : Costo de energía en la hora  $k$ ; \$/kWh.

$\Delta P_k(x)$ : Pérdidas de potencia de la red en la hora  $k$  y en cada  $\Delta t_k = 1$  hora; kilo watt.

Para fines de comparación con la literatura, los factores de costo de energía utilizados en esta propuesta se tomaron de la referencia [19].

Las pérdidas de potencia de la red  $\Delta P_k(x)$  son variables para los diferentes estados de carga. Una vez más, se utiliza un conjunto de curvas de variación diaria de carga para clientes residenciales  $k_r(t)$ , comerciales  $k_c(t)$  e industriales  $k_i(t)$  [19], para representar la variabilidad de las cargas. Las curvas se utilizan tanto para la carga activa como para la reactiva. Por ejemplo, si la carga en el nodo  $i$  está representada por una curva de tipo residencial, la carga en este nodo en la hora  $k$  es. Vea ecuación (3).

$$(P_i + jQ_i) \cdot k_r(k) \quad (3)$$

Donde  $P_i$  y  $Q_i$  son cargas máximas en el nodo  $i$ ; kW y kvar, respectivamente.

Por conveniencia, la maximización de la tensión en los nodos de carga se puede expresar como la minimización negativa del voltaje máximo, por lo tanto, la segunda función objetivo se define por la ecuación (4):

$$f_2(x) = -\max |V_{i,k}(x)| \text{ donde } (1 \leq i \leq N_1 \leq i \leq N) \text{ y } (1 \leq k \leq 24) \quad (4)$$

Donde:

$V_{i,k}(x)$ : Voltaje en el nodo  $i$  para la hora  $k$ .

La determinación de voltajes y pérdidas de potencia en diferentes estados de carga se logra para una función de flujo de carga.

## E. Algoritmo de optimización

Entre los métodos más exitosos en la optimización con varios objetivos se destaca la familia de algoritmos de clasificación genética no dominada entre los que se encuentra el NSGA-II. Como todo algoritmo genético, la resolución de un problema particular utilizando el NSGA-II implica algunas adaptaciones y la reprogramación de ciertas partes del mismo.

En este caso, se adaptó el algoritmo de codificación real NSGA-II y se implementó en MatLab [20]. La propuesta se ejecutó en una computadora DESKTOP-B29S0MC Intel(R) Core(TM) i5-8350U a 1,70 GHz, 1,90 GHz con 8,00 GB (7,86 GB utilizables) de RAM instalada. Para obtener configuraciones de sistemas radiales viables, la selección de ramas a abrir está sujeta al cumplimiento de tres reglas, ya explicadas anteriormente. Primero Mendoza *et al.* [16] y posteriormente Gupta *et al.* [5], emplearon un cromosoma compuesto por números enteros que selecciona directamente una sola rama para abrir desde cada vector de lazo fundamental. Utilizaron operadores genéticos modificados para generar individuos factibles durante la inicialización, el cruzamiento y la mutación. Estos operadores transforman un cromosoma no factible para obtener uno factible. En cambio, el enfoque empleado en esta propuesta utiliza una codificación que asegura la viabilidad cromosómica para todos los valores de los genes. De esa manera, el cruce y la mutación no necesitan operadores genéticos especiales.

## F. Codificación del cromosoma

En la propuesta, el cromosoma se representa por un arreglo  $z$  de valores reales (genes), donde cada valor  $Z_k$  ( $0 \leq Z_k \leq 1$ ), determina la variable independiente del problema  $X_j$  ( $k$ -ésima rama a abrir). Sin embargo, la determinación de las variables independientes depende de la secuencia en la que se decodifican los genes  $z$  en el conjunto de ramas seleccionadas  $x$ . El procedimiento es el siguiente:

- 1) Todas las ramas están cerradas y disponibles para abrir.
- 2) Para todos los genes  $Z_k$ .
  - a) El conjunto de ramas disponibles en el vector de lazo fundamental  $L_k$  (dominio de  $X_k$ ) está determinado por la ecuación (5):

$$\text{dominio} = \text{encontrar}(\text{disponible}(L_k)) \quad (5)$$

- b) La rama  $X_k$  correspondiente se selecciona del dominio disponible mediante la ecuación (6):

$$X_k = L_k \left( \text{dominio} \left( 1 + \text{redondear} \left( Z_k \cdot (\text{longitud}(\text{dominio}) - 1) \right) \right) \right) \quad (6)$$

- c) La rama  $X_k$  seleccionada está abierta y marcada como no disponible para una selección posterior.
- d) Un vector de rama común que contenga una rama abierta se marcará como abierta y todas sus ramas se marcarán como no disponibles para su posterior selección.
- e) Todas las ramas de un vector de grupo prohibido con todos los vectores de rama comunes abiertos, excepto uno, se marcarán como no disponibles para una selección posterior.

En lugar de codificar las variables como un número entero, que es lógico, porque corresponden al número de ramas, la propuesta codifica la variable como un número real entre 1 y 0 ( $0 < X_i < 1$ ) donde cero (0), es el primer cambio del lazo prohibido y uno (1) el último.  $X_i$  es un valor seleccionado arbitrariamente. Esto evita hacer las modificaciones de Gupta [5]. Luego, por expresión lineal simple, se busca el número más cercano al número real obtenido ecuación (7).

$$1 + \text{redondear} \left( X_i (\text{longitud}(\text{variable}) - 1) \right) \quad (7)$$

Se hizo un arreglo llamado “isvar” que identifica si esa variable está disponible esa variable para trabajar y al inicio a todas se les dio un valor de uno (1), o sea, que todos los valores podrían ser seleccionados. Si el estado de la variable es cero (0) significa que el interruptor está abierto y si es uno (1) significa que está cerrado. Cada valor de  $X_i$  es el valor real generado aleatoriamente para la variable  $i$  (es decir, para la primera variable, es  $X_1$ , por lo que “vars” indicaría: ¿Cuáles son las variables de lazo que se analizan?). Para la variable  $i$  es el lazo fundamental  $i$ . Pero no se analizan todas las variables posibles, sino solo aquellas en las que  $\text{isvar} = 1$ .

Se comprueban las variables disponibles. Se buscan cuáles son las que tienen  $\text{isvar} = 1$ , que al inicio son todas, porque a todas se le asigna el valor 1.

## G. Ejemplo ilustrativo

Como ejemplo ilustrativo, se muestra a continuación el procedimiento para determinar la variable independiente del problema  $X_j$  ( $k$ -ésima rama a abrir, que depende de la secuencia en la que se decodifican los genes  $z$  en el conjunto  $x$  de ramas seleccionadas.

### Para el primer bucle fundamental

Por ejemplo, en sistemas de distribución de prueba de 33 barras, para el primer lazo, hay diez variables que son los interruptores 2, 3, 4, 5, 6, 7, 33, 20, 19 y 18. Para las 10 variables,  $isvar = 1$ , por lo tanto, todos están disponibles. La figura 1, muestra los interruptores y las ramas del lazo 1 del sistema de distribución de prueba de 33 barras.

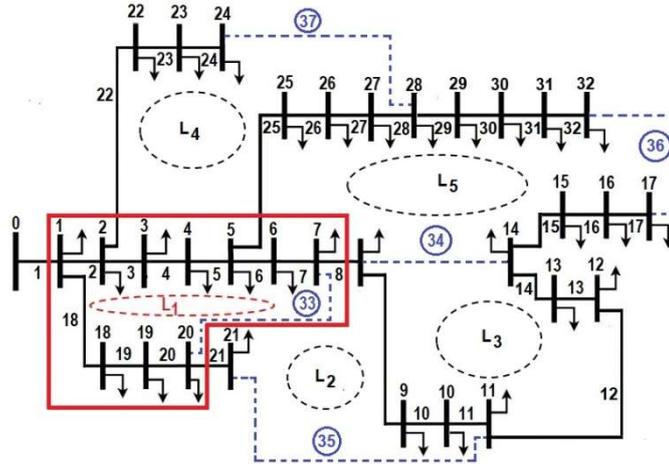


Fig. 1. Lazo 1 (L1) del sistema de distribución de prueba de 33 barras [21]

La tabla 1, muestra el número de cada interruptor del lazo 1, todos ellos con  $isvar = 1$ , lo que significa que todos están cerrados y pueden ser seleccionados. Además, el número de variables ( $vars = 1 \dots 10$ ) a partir de las cuales mediante la ecuación (7) ( $1 + \text{redondear}(X_i (\text{longitud}(\text{variable}) - 1)$ ) se determina el interruptor seleccionado para abrir. Además, se muestra la selección del interruptor que se abrirá para los valores 0, 1, 0,5 de  $X_i$ .

Tabla 1. Procedimiento para seleccionar el interruptor a abrir para valores 0, 1, 0,5 de  $X_i$

		Interruptores del Lazo 1									
Número del Interruptor		2	3	4	5	6	7	33	20	19	18
isvar		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
vars		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$X_i$	0	$1 + \text{redondear}(X_i (\text{longitud}(\text{variable}) - 1)$									
		1									
$X_i$	1	$1 + \text{redondear}(X_i (\text{longitud}(\text{variable}) - 1)$									
											10
$X_i$	0.5	$1 + \text{redondear}(X_i (\text{longitud}(\text{variable}) - 1)$									
							7				

Vars = 1 ..... 10

Si el estado de la variable es cero ( $isvar = 0$ ), significa que el interruptor está abierto.

La variable  $X_i$  viene con un valor. Por lo tanto:

$= 1 + X_i((\text{número de variables}) - 1)$  y ese valor se redondea.

- Si  $X_i = 0$  sería:  $= 1 + 0((10) - 1) = 1 + 0 = 1$ .  
Se seleccionaría el primer interruptor que es el número 2.
- Si  $X_i = 1$  sería:  $1 + 1((10) - 1) = 1 + 9 = 10$ .  
Se seleccionaría el último interruptor que es el número 18.

Si se obtuviera un valor intermedio de  $X_i$ , con la ecuación (7), se selecciona la variable de número entero (interruptor) con la que se va a trabajar (porque se redondea) y ese valor se asigna a la matriz de lazos, que selecciona qué variable es.

Una vez que se ha seleccionado el interruptor a abrir, el inicio de esa variable se marca como cero (0) para indicar que este interruptor se abrió, pero también que ya no se puede utilizar más.

- Si  $X_i = 0.5$  sería:  $1 + 0,5((10) - 1) = 1 + 4,5 = 5,5 \approx 6$ .  
Se seleccionaría el sexto interruptor que es el número 7.

Por ejemplo, en la tabla 2, si el interruptor que abre es el número 18:  $stat(18) = 0$ . Para indicar que esta variable (interruptor) se abrió;  $isvar(18) = 0$  que esa variable ya no se puede usar más. Por lo tanto, el interruptor 18 nunca se puede volver a seleccionar. Esto evita una variable inviable.

**Tabla 2.** El Interruptor 18 se selecciona para abrir

	Interruptores del Lazo 1									
Número del Interruptor	2	3	4	5	6	7	33	20	19	18
isvar	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
vars	1	2	3	4	5	6	7	8	9	

## H. Arreglos en MATLAB

```
function stat = decode(self,x)
    x(x < 0) = 0;
    x(x > 1) = 1;
    M = size(self.branches,1);
    MT= size(self.lnodes,1);
    stat = ones(MT,1);
    isvar = zeros(MT,1);
    isvar(1:M) = 1;
    fori = 1:length(x)
        % selecciona posibles ramas a desconectar en el lazo
        loop = self.loops {i};
        vars = find(isvar(loop));
        % selecciona rama
        k = loop(vars(1 + round(x(i) * (length(vars) - 1))));
        % se desconecta rama seleccionada
        stat(k) = 0;
        isvar(k) = 0;
```

## I. Operadores genéticos

Teniendo en cuenta que el cromosoma siempre es factible para números reales dentro de los límites  $0 < X_i < 1$ , no hay necesidad de utilizar operadores genéticos especiales como ya se ha planteado. En el método propuesto, el 60% de la población de descendientes se obtiene por cruzamiento, para lo cual se utiliza un operador de cruce disperso. El operador crea un conjunto  $u$  de la mitad del tamaño del cromosoma, muestreado aleatoriamente de manera uniforme. El primer descendiente selecciona los genes del primer padre que no están en  $u$  y los genes del segundo padre que están en  $u$ .

El segundo descendiente invierte la selección. El 40% restante de la población de descendientes se obtiene por mutación, para lo cual se utiliza un operador de mutación uniforme. El operador muta el 2% de los genes en el cromosoma muestreado aleatoriamente de manera uniforme. Cada gen muta por un número aleatorio normalmente distribuido utilizando un paso de mutación de 0,1.

## J. Cálculos de funciones objetivos

Una parte especial de NSGA-II que debe programarse para resolver el problema presentado es un procedimiento para calcular las funciones objetivo  $f_1(x)$  y  $f_2(x)$ . Este procedimiento, denominado Evaluate\_objetivos ( $x$ ), es llamado por el algoritmo NSGA-II cada vez que se produce un nuevo individuo por cruzamiento o mutación. El parámetro ( $x$ ) que pasó a este procedimiento es el cromosoma.

El procedimiento desarrollado para Evaluate\_objetivos ( $x$ ) ejecuta los siguientes pasos:

1. A partir de  $x$ , determina las ramas a abrir y se abren.
2. El análisis del circuito se realiza mediante un programa de flujo de carga.
3. Se evalúan dos funciones objetivo:  $f_1(x)$  y  $f_2(x)$ .

## RESULTADOS

Las tablas 3 y 4, muestran una comparación con otros métodos de los resultados obtenidos para los sistemas de prueba de 33 y 70 barras [22].

**Tabla 3.** Comparación de los resultados obtenidos con otros métodos para el sistema de prueba de 33 barras

Métodos	Tiempo de Ejecución (s)	Interruptores Abiertos	Pérdidas Iniciales (kW)	Pérdidas después de la Reconfiguración (kW)
Basado en el flujo de potencia óptimo utilizando la descomposición de los dobladores.	0,11	7, 9, 14, 32, 37	202,54	139,55
Modelos convexos usando programación cuadrática.	0,21	7, 9, 14, 32, 37	202,7	139,55
Recocido simulado eficiente.	0,34	7, 9, 14, 32, 37	202,7	139,55
Algoritmo de recocido simulado.	0,3	7, 9, 14, 32, 37	202,7	139,55
Modelo de programación lineal entera mixta.	1,0	7, 9, 14, 32, 37	202,68	139,55
Modelos convexos que utilizan programación con restricciones cuadráticas.	1,43	7, 9, 14, 32, 37	202,7	139,55
Nuevo algoritmo heurístico de intercambio de ramas.	1,66	7, 9, 14, 32, 37	202,68	139,55
Programación óptima de ascenso discreto.	1,99	7, 9, 14, 32, 37	202,68	139,55
Reconfiguración rápida considerando la minimización de pérdidas.	0,01	7, 9, 14, 28, 31	194,53	142,03
Reconfiguración rápida considerando la minimización de pérdidas.	0,14	7, 10, 14, 32, 31	202,68	140,26
Nuevo enfoque que utiliza flujo de potencia óptimo y análisis de sensibilidad.	1,99	7, 10, 14, 32, 37	202,68	140,26
<b>Propuesta</b>	<b>4,31</b>	<b>6, 9, 14, 36, 37</b>	<b>139,46</b>	<b>96,39</b>

**Tabla 4.** Comparación de los resultados obtenidos con otros métodos para el sistema de prueba de 70 barras

Métodos	Tiempo Promedio de solución (s)	Número de óptimo global alcanzado en 100 corridas	Interruptores Abiertos	Pérdidas de Potencia Activa (kW)
Algoritmo de optimización de enjambre de partículas genéticas híbridas.	43	100	14, 59, 62, 70, 71	99,70
Recocido simulado.	36	95	14, 57, 62, 70, 71	99,70
Enfoque multiobjetivo difuso basado en algoritmos genéticos mejorados.	13	97	13, 59, 70, 71, 74	122,90
Algoritmo genético adaptativo en un ambiente difuso.	8	100	15, 58, 62, 70, 71	99,60
<b>Propuesta</b>	<b>7,89</b>	<b>57</b>	<b>12, 56, 63, 69, 70</b>	<b>53,88</b>

## DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Los resultados obtenidos en la reconfiguración óptima de redes de distribución eléctrica, con la aplicación de la nueva propuesta de adaptación y reprogramación de partes del algoritmo NSGA-II y con la nueva codificación empleada, son comparables con los métodos utilizados por otros autores. Consecuentemente, la propuesta constituye una nueva y útil metodología para la reconfiguración óptima de las redes de distribución eléctrica y con posibilidades reales de mejorar los resultados de autores anteriores.

La comparación de los resultados obtenidos con otros métodos para el sistema de prueba de 33 barras muestra una mejoría significativa en las pérdidas obtenidas después de la reconfiguración no obstante ser discretamente mayor todavía, el tiempo de ejecución para encontrar la mejor solución. El sistema de prueba 33 barras es el más utilizado, pero la complejidad de este sistema es muy baja y prácticamente todas las metaheurísticas encuentran la solución óptima. Así, la diferencia entre la eficiencia de las distintas metaheurísticas utilizadas para resolver este sistema está únicamente en el tiempo de procesamiento o número de flujos de potencia resueltos hasta la convergencia. Para este sistema en particular, nuestro algoritmo encuentra la topología más conocida resolviendo solo 20 flujos de potencia con una población de diez individuos. La solución tuvo las siguientes ramas desconectadas: 6-9-14-36-37 con 96.39 kW de pérdidas.

Para analizar el comportamiento de la propuesta con el sistema de prueba de 70 barras se realizaron 100 corridas. La tabla 4, muestra el número óptimo global alcanzado para encontrar la mejor solución. La mejor solución presenta pérdidas de 53,88 kW, y las siguientes ramas fuera de la topología radial: 12-56-63-69-70. La comparación de los resultados obtenidos con otros métodos para este sistema muestra que se mejora el tiempo promedio de solución, que se disminuye el número óptimo alcanzado en 100 corridas y que como en el sistema de 33 barras, también se disminuyen las pérdidas de potencia activa. No obstante, la limitación de tener tiempos de solución grandes para circuitos de muchos nodos (Sistema de 415 barras) la investigación continúa en perfeccionamiento y en la mejora de la codificación de algoritmos genéticos utilizados en la reconfiguración de redes de distribución, especialmente, en la del algoritmo NSGA-II.

Comoquiera que una codificación eficiente para estas técnicas aún permanece sin una solución perfecta, la metodología propuesta cuenta con la novedad de crear topologías factibles y garantizar sus generaciones en todo momento, por lo que se considera computacionalmente eficiente. Además, es una codificación novedosa que, a diferencia de autores precedentes, evita la utilización de operadores genéticos modificados y los que utiliza generan individuos factibles en todas las etapas de la evolución genética y además se adaptan con la ayuda de la Teoría de Grafo, para transformar en factibles los individuos no factibles de la población inicial, evitando la generación de otros individuos no factibles, evitando el molesto chequeo de la malla, reduciendo el espacio de búsqueda y aprovechando mejor las potencialidades del algoritmo.

## CONCLUSIONES

Una codificación eficiente de técnicas meta-heurísticas aún, después de muchos años, permanece sin solución. La adaptación y reprogramación de partes del algoritmo NSGA-II y la nueva codificación empleada significan una alentadora y novedosa herramienta para tratar el problema de la reconfiguración óptima de las redes de distribución eléctrica. La propuesta se adapta con la ayuda de la teoría de grafos para generar individuos factibles (configuraciones radiales de la red) y transformar los no factibles en cada etapa de la evolución genética. A diferencia de otros investigadores del tema, la nueva propuesta no solo busca aislar los nodos externos sino también los internos durante la generación de individuos factibles. En contraste con algunos autores precedentes, que transforman la respuesta cuando no es factible, ejecutando un proceso de cruzamiento acentuado, la propuesta no hace modificaciones. Con la nueva codificación no es necesario realizar ninguna modificación del algoritmo genético.

Una vez que se selecciona el interruptor que se abrirá, este no se volverá a utilizar, por lo que el número de variantes a utilizar se reduce considerablemente reduciendo el espacio de búsqueda y, por lo tanto, el tiempo de cálculo. La nueva propuesta mejora en 31% los valores de pérdidas después de la reconfiguración en el circuito de 33 barras no obstante ser aún mayor en 3,31 s, el tiempo de ejecución del algoritmo. Por su parte para el circuito de pruebas de 70 barras, las pérdidas obtenidas mejoran en un 48,9% y el tiempo promedio de solución en un 31,5%. Los resultados de la aplicación de la nueva propuesta de codificación adaptada y programada en ciertas partes del algoritmo NSGA-II e implementada en MatLab muestran que la propuesta proporciona una herramienta prometedora para la reconfiguración óptima de redes de distribución eléctrica.

Aunque la propuesta se formaliza mediante dos funciones objetivo (reducción de pérdidas y costos de operación), puede ampliar a más funciones objetivos sin ninguna carga computacional adicional, en la solución de la reconfiguración óptima de redes de distribución eléctrica. La eficacia de la propuesta se probó con los sistemas de distribución de prueba de 33 y 70 barras y los resultados son comparables con los obtenidos por otros investigadores del tema. No obstante, los resultados obtenidos e igualmente considerando las limitaciones de tiempos de solución grandes para circuitos grandes o de muchos nodos, se continúa trabajando en el perfeccionamiento y mejora de la codificación de algoritmos genéticos especialmente del algoritmo NSGA-II, utilizados en la reconfiguración de redes, para su uso futuro como método efectivo en la reconfiguración óptima de redes de distribución eléctrica.

## REFERENCIAS

- [1]. Swarnkar A., Gupta N., Niazi K. R. “A novel codification for meta-heuristic techniques used in distribution network reconfiguration”. *Electric Power Systems Research*, vol. 81, n. 7, p. 1619-1626, July 2011. ISSN 0378-7796. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2011.03.020>
- [2]. Merlin A. and Back H. “Search for a minimum-loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system”. *Proceeding of the Fifth Power System Computation Conference (PSCC)*, p. 1–18, Cambridge, UK, 1–5, Editor Department of Electrical & Electronic Engineering, Queen Mary College, University of London September, 1975. [Consultado el 7 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://typeset.io/papers/search-for-a-minimal-loss-operating-spanning-tree-s1jkccjemt>
- [3]. Shirmohammadi D., Hong W. H. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line loss reduction, *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, n. 2, p. 1492-1498, April 1989. ISSN: 1937-4208 DOI: 10.1109/61.25637. [Consultado el 9 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/25637>
- [4]. Nara K., Shiose A., Kiagawa M., Ishihara T. Implementation of genetic algorithm for distribution system loss minimum reconfiguration, *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 7, n. 3, p. 1044-1051, August 1992. Electronic ISSN: 1558-0679. DOI: 10.1109/59.207317. [Consultado el 10 de mayo de 2022] Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/207317>
- [5]. Gupta N., Swarnkar A., Niazi K. R., Bansal R. C. Multi-objective reconfiguration of distribution systems using adaptive genetic algorithm in fuzzy framework. *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 4, n. 12, p. 1288–1298. Institution of Engineering and Technology, 2010, Online ISSN 1751-8695. [Consultado el 12 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2010.0056>
- [6]. Šošić D., Stefanov P. Reconfiguration of distribution system with distributed generation using an adaptive loop approach. *Journal of Electrical Engineering*, vol. 70, n. 5, p. 345–357, June 2019. On-line ISSN 1339-309X. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.2478/jee-2019-0066>
- [7]. Helmi A. M., Carli R., Dotoli M. and Ramadan H. S. Efficient and Sustainable Reconfiguration of Distribution Networks via Metaheuristic Optimization. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 19, n. 1, p. 82-98, Jan. 2022, Electronic ISSN: 1558-3783. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/TASE.2021.3072862>
- [8]. Stojanović B., Rajić T., Šošić D. Distribution network reconfiguration and reactive power compensation using a hybrid Simulated Annealing – Minimum spanning tree algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 147, 108829, 2023. ISSN0142-0615. [Consultado el 10 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061522008250>
- [9]. Koziel S., Rojas A. L. and Moskwa S. Power loss reduction through distribution network reconfiguration using feasibility-preserving simulated annealing, 2018 19th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE), Brno, Czech Republic, 2018, p. 1-5. 2018. Electronic ISSN: 2376-5631. [Consultado el 30 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/EPE.2018.8396016>
- [10]. The T. T., Ngoc D. V., Anh N. T. Distribution Network Reconfiguration for Power Loss Reduction and Voltage Profile Improvement Using Chaotic Stochastic Fractal Search Algorithm, *Complexity*, vol. 2020, Article ID 2353901, p. 1-15, 2020. ISSN: 1099-0526 (Online). [Consultado el 12 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1155/2020/2353901>
- [11]. Bosisio A., Berizzi A., Lupis D., Morotti A., Iannarelli G. and Greco B. A Tabu-search-based Algorithm for Distribution Network Restoration to Improve Reliability and Resiliency. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 11, n. 1, p. 302-311. January 2023. SGEPRI, Electronic ISSN: 2196-5420. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.35833/MPCE.2022.000150>
- [12]. Li Z., Zhang Y. and Aqeel Ashraf M. Optimization design of reconfiguration algorithm for high voltage power distribution network based on ant colony algorithm. *Open Physics*, vol. 16, n. 1, p. 1094-1106. 2018. De Gruyter Open Access, ISSN: 2391-5471. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1515/phys-2018-0130>
- [13]. ArounaOloulade A., Moukengue A. I., Agbokpanzo R., VianouA., Tamadaho H., Badarou R. New Multi Objective Approach for Optimal Network Reconfiguration in Electrical Distribution Systems Using Modified Ant Colony Algorithm. *American Journal of Electrical Power and Energy Systems*; vol. 8, n. 5, p. 120-126, 2019. Science Publishing Group, ISSN: 2326-9200 (Online). [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.11648/j.epes.20190805.13>
- [14]. Tahir M. J., Latiffi A., Alam M. and Mazliham M. S. Network Reconfiguration Using Modified Particle Swarm Algorithm, 2018 2nd International Conference on Smart Sensors and Application (ICSSA), Kuching, Malaysia, p. 1-5, 2018, IEEE, Electronic ISBN: 978-1-5386-1281-1. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSSA.2018.8535944>. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8535944>

- [15]. Wu Y. and Song Q. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm in Power System Network Reconfiguration. *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, Article ID 5574501, p. 10, Hindawi, ISSN: 1563-5147 (Online). [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1155/2021/5574501>
- [16]. Mendoza J., Lopez R., Morales D., Lopez E., Desaante P., Moraga R. Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and addressed operators: real application. *IEEE Transaction on Power Systems*, vol. 21, n. 2, p. 948-954, May 2006. IEEE, Electronic ISSN: 1558-0679. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2006.873124>
- [17]. Nunes Aires P. M. Multiple Link Exchange for Distribution Network Optimization. Tutor: Fialho Marcelino Ferreira L. A. Thesis to obtain Master of Science Degree in Integrated Master Degree in Electrical and Computer Engineering. Instituto Superior Técnico de Lisboa. Universidad de Lisboa, Portugal. Octubre 2013. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKEwiXxvOtvvf8AhWORTABHesnDxgQFnoECAwQAQ&url=https%3A%2F%2Ffenix.tecnico.ulisboa.pt%2FdownloadFile%2F395146018641%2Fdissertacao.pdf&usq=AOvVaw0P1HyurtoKWxc8cZVqVhgr>
- [18]. Moura A., Salvadorinho J., Soares B. and Cordeiro J. Comparative study of distribution networks reconfiguration problem approaches. *RAIRO- Operations Research*, vol. 55, p. S2083 - S2124, 02 March 2021. EDP Sciences. eISSN: 2804-7303. DOI: <https://doi.org/10.1051/ro/2020075>. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://www.rairo-ro.org/articles/ro/abs/2021/01/ro190340/ro190340.html>
- [19]. Sharma A., Rajpurohit B. S., Singh S.N. A review on economics of power quality: Impact, assessment and mitigation, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 88, p. 363-372, 2018. Elsevier B. V. Online ISSN: 1879-0690. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.02.011>. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032118300297>
- [20]. Seshadri A. “NSGA-II A multi-objective optimization algorithm 2023”. , MATLAB Central File Exchange. [Consultado el 8 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://zbmath.org/software/6582>
- [21]. Azizi A., Vahidi B., and Nematollahi A. F. “Reconfiguration of Active Distribution Networks Equipped with Soft Open Points Considering Protection Constraints”, *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 11, n. 1, p. 212-222. January 2023. State Grid Electric Power Research Institute (SGEPRI). ISSN 2196-5420 (On line). [Consultado el 25 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.35833/MPCE.2022.000425>
- [22]. Mahdavi M., Alhelou H. H., Hatziargyriou N. D. and Jurado F. “Reconfiguration of Electric Power Distribution Systems: Comprehensive Review and Classification”, *IEEE Access*, vol. 9, p. 118502-118527, 2021. Electronic ISSN: 2169-3536. [Consultado el 30 de mayo de 2022]. Disponible en: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3107475>

## CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

## CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

**Gustavo Crespo Sánchez:** <https://orcid.org/0000-0003-0850-197X>

Diseño de la investigación, búsqueda bibliográfica, recopilación de datos, corrida del software, análisis de los resultados, redacción del artículo y revisión crítica del contenido hasta su aprobación final.

**Ignacio Pérez Abril:** <https://orcid.org/0000-0001-9547-6615>

Diseño de la investigación, recopilación de datos, reprogramación y adaptación del algoritmo, programación y corrida del software, análisis de los resultados, redacción del artículo y revisión crítica del contenido y aprobación final.

**Enrique Arturo Padrón Padrón:** <http://orcid.org/0000-0001-9644-0788>

Búsqueda bibliografía, recopilación de datos, corrida del software, análisis de los resultados y revisión del contenido del artículo y aprobación final.