

# LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE CAPACITORES EN REDES PRIMARIAS DE DISTRIBUCIÓN MEDIANTE TÉCNICAS HEURÍSTICAS

Galarza Espín Marco  
marvigaes@yahoo.com.mx

Riofrío Reyes Carlos  
criofrio@mailfie.epn.edu.ec  
Escuela Politécnica Nacional

## Resumen

Se presentan dos metodologías heurísticas para la localización racional de capacitores en sistemas radiales de distribución. La primera de ellas se fundamenta en un conjunto de criterios empíricos sencillos que orientan la búsqueda hacia las posiciones con mayor sensibilidad del sistema. El algoritmo desarrollado es capaz de determinar el tamaño, ubicación y número de capacitores a ser instalados en un sistema de distribución radial de topología conocida para un nivel de carga. La segunda de las metodologías utiliza una formulación basada en algoritmos genéticos, presente ya en estudios similares, como mecanismo de validación, sustento y apoyo de la técnica heurística inédita concebida para el propósito.

El objetivo del estudio es reducir las pérdidas y mantener niveles aceptables de voltaje, alcanzando el máximo beneficio económico.

## 1. Introducción

En sistemas de distribución, la aplicación de capacitores tiene por objeto fundamental el mejorar los voltajes y reducir las pérdidas eléctricas de potencia y energía; la extensión de estos beneficios depende en gran medida de cómo los equipos se ubican en el sistema, para lo que se plantea un esquema de compensación que optimice estos beneficios y que además puedan conseguirse ventajas secundarias de liberación de capacidad de transformadores, incremento de capacidad de transferencia de alimentadores y reducción de cargos por demanda de reactivos.

El cómo ubicar los bancos de capacitores en el sistema, de tal modo que los beneficios se alcancen y/o maximicen frente al costo de los equipos recibe el nombre de problema general de ubicación de capacitores PUC, CPP por sus siglas en inglés (capacitor placement problem), y consiste en determinar las localizaciones, tipos y tamaños de los capacitores que se instalarán, así como los esquemas de control

para el caso de operación en diferentes niveles de carga del sistema. Para lo cual, se define en cada caso una función objetivo con las respectivas restricciones operativas a ser satisfechas. Todos estos parámetros determinan la complejidad del problema. [6]

La literatura publicada relacionada con el problema de localización de capacitores y algoritmos de solución es abundante, según [7] sobrepasa los 400 artículos técnicos publicados desde 1950, principalmente por el IEEE. La localización de capacitores se puede abordar desde diferentes perspectivas comprendiendo la definición del problema, formulación, objetivos y métodos de solución. En la mayoría de estos desarrollos la función objetivo se modela como una maximización de los ahorros producto de las pérdidas de energía y potencia de punta considerando costos de instalación y mantenimiento de los capacitores.

## 2. Metodología Heurística Propuesta

La definición que hoy en día más se ajusta al sentido con el que se usa la palabra *heurística* es la siguiente: un procedimiento simple, a menudo basado en el sentido común o la experiencia, que se supone va a ofrecer una buena solución (no necesariamente la óptima) de un modo fácil y rápido a problemas difíciles. En este trabajo podemos referirnos al término, como un proceso regido por un conjunto de reglas o criterios empíricos sencillos que se orientan hacia la consecución del objetivo.

Desde un punto de vista práctico, para aquellos problemas donde la búsqueda exhaustiva pudiese resultar ineficiente o para aquellos problemas donde la cardinalidad del espacio de búsqueda aumenta exponencialmente con el tamaño del problema, la utilización de algoritmos heurísticos cobra sentido e importancia. El gran inconveniente derivado de la utilización de métodos heurísticos radica en que no es posible conocer cual será a priori la calidad de la solución obtenida con los mismos, desconociéndose por

tanto la cercanía de dicha solución con respecto a un óptimo global. En el presente trabajo, gracias al desarrollo conjunto de las dos propuestas de solución (heurística y algoritmos genéticos), se puede salvar esta dificultad, consiguiéndose estructurar procesos que, en lo posible, mejoren el desempeño y rendimiento del algoritmo.

El desarrollo de la metodología heurística para la ubicación de capacitores en sistemas de distribución, que se pone a consideración, se basa en una combinación de técnicas. En una primera instancia, a partir de la adición al sistema de un banco de tamaño definido, se construye una solución o esquema de compensación preliminar; entendiéndose por esquema de compensación al conjunto de capacitores, sus tamaños y localizaciones. En una segunda etapa, gracias a las observaciones hechas sobre los resultados de la primera aproximación, se propone mejorar la solución mediante una exploración de sus vecindades; en cada adición o inclusión de un banco de capacitores, sugerida por la etapa inicial, se analiza la posibilidad de reubicar los bancos presentes en las localizaciones cercanas. El análisis se lo realiza efectuando un conjunto de experimentos ficticios relacionados entre sí y observando el impacto que tienen las diferentes acciones sobre las pérdidas y el perfil de voltajes del sistema.

#### Primera aproximación

La idea central de la primera etapa consiste en que, a partir de un “banco de prueba” ( $kvar_T$ ) de tamaño conocido, utilizado como un medio virtual que permita medir las repercusiones que ocurren en la red ante la ubicación del banco de compensación en un nodo cualquiera de la red, que cumpla con las restricciones básicas de carga, de voltaje y de que ningún ramal de la red en su conjunto presente un factor de potencia en adelanto. En tal sentido, la aceptación a la instalación temporal del banco de prueba en un nodo del sistema está supeditada al cumplimiento de estas limitaciones. El banco podrá ser fijado en un nodo solo si los requerimientos de reactivos en este punto, determinados por la solución de un flujo de potencia, son mayores a la capacidad del dispositivo de compensación. Así, dado un estado del sistema y la solución del flujo de potencia, se puede establecer un conjunto de nodos aptos o “nodos candidatos” para dar cabida temporal al banco de prueba.

Disponiendo del conjunto de potenciales ubicaciones para el banco de prueba (nodos

*candidatos*), los experimentos o simulaciones se llevan a cabo mediante la solución de un flujo de potencia que incluye la adición del componente. La cuantificación de los efectos de la aplicación de los capacitores, a fin de determinar la mejor ubicación o “nodo ganador”, se obtiene mediante una comparación con el caso inicial o base, para el cual, el sistema no ha recibido compensación alguna.

De acuerdo al objetivo primario que se persiga por la aplicación de los bancos de capacitores sobre el sistema de distribución, se han escogido dos parámetros para registrar las bondades o “beneficios” de un esquema de compensación: la ganancia de voltaje ( $Gvol$ ) y la disminución de pérdidas ( $Dper$ ).

Se considera ganancia de voltaje aquella que acorte o elimine, como consecuencia de la aplicación de bancos de capacitores, la brecha existente entre un voltaje deficiente (inicial) y el mínimo valor requerido ( $V_{min}$ ). Refiriéndose, a la Fig. 2.1, sólo se considerará una ganancia de voltaje a la diferencia entre el voltaje final y el voltaje inicial (caso 1) ó la existente entre el voltaje mínimo y el voltaje inicial (caso2). Si el voltaje final llegase a exceder el valor máximo,  $V_{max}$  (caso 3), no se considera ninguna ganancia tratándose de una condición indeseable.

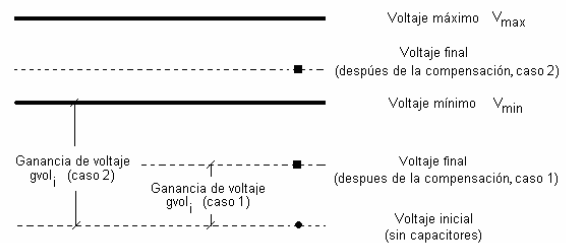


Fig. 2.1. Representación de la ganancia de voltaje en el nodo  $i$ .

El ejemplo ilustrativo descrito en la Fig. 2.1 corresponde nada más a un nodo del sistema ( $i$ ), generalizando, para la totalidad de nodos componentes del sistema se puede formalizar el concepto de ganancia de voltaje a través de la expresión:

$$Gvol_k = \sum_{i=1}^n gvol_i \quad , \quad k = 1, 2, \dots, n_c \quad 2.1$$

Donde:  $Gvol_k$  ganancia de voltaje del sistema cuando un banco de capacitores se ha ubicado en el nodo  $k$ .

$n_c$  número de nodos candidatos

$n$  número de nodos-ramas sistema

$gvol_i$  ganancia de voltaje del nodo  $i$

A la par, al mismo tiempo que se evalúan las ganancias de voltaje, con la solución del flujo de

potencia se determinan las nuevas pérdidas del sistema. Si este valor es sustraído del correspondiente a las pérdidas originales del sistema, se deduce el margen de reducción o disminución de pérdidas como resultado de la aplicación de capacitores en el sistema de distribución. De manera análoga a la definición anterior, podemos establecer:

$$Dper_k = \sum_{i=1}^n dper_i, \quad k = 1, 2, \dots, n_c \quad 2.2$$

Donde:  $Dper_k$  reducción de pérdidas del sistema cuando un banco de capacitores se ha ubicado en el nodo  $k$ .

$dper_i$  diferencia entre las pérdidas originales y las pérdidas después de la compensación del ramal  $i$

Determinados los *nodos candidatos*, calculados los parámetros  $Gvol$  y  $Dper$  para las distintas alternativas, se tiene que, si el objetivo que persigue la aplicación es el beneficio técnico de la mejora del perfil de voltajes, el nodo candidato elegido como la mejor opción (*nodo ganador*) será aquel que mayor ganancia de voltaje presente, con lo cual la tendencia para la instalación de los equipos estará dada por la ubicación en los puntos con deficiencia de voltaje. Por otro lado, si el objetivo es un ahorro en los costos de operación mediante la reducción de pérdidas, el nodo en el que se posicione al capacitor será el asociado con la opción que menores pérdidas totales reporte.

Una vez que se dispone de la ubicación seleccionada por el proceso, se fija el banco de prueba y se evalúa económicamente la acción implementada. Bajo la nueva condición del sistema, con el (los) nuevo(s) elemento(s) incorporado(s) a la red, el ciclo se repite registrando los beneficios técnico-económicos alcanzados al final de la etapa. El proceso se interrumpe si una de las siguientes condiciones es comprobada dentro del mecanismo del algoritmo implementado: el número de unidades disponibles se ha rebasado, no existan nodos candidatos para la ubicación del banco de prueba, existen nodos candidatos pero no cumplen con las restricciones.

#### Modificaciones y versión final

El mejoramiento de la solución entregada por la primera etapa estará dado por una exploración de las proximidades de aquellos puntos sobre los que se decide abordar una acción de compensación. Si bien el aspecto considerado en la evolución de este ejemplo es el aumento del beneficio económico, un

proceso análogo fue concebido para el tratamiento de los voltajes. Además, siempre que el esquema de compensación se aproxime al óptimo, las ventajas secundarias como el control de voltaje y la mejora del factor de potencia pueden también ser alcanzadas en magnitudes razonables.

Si un nodo (*nodo ganador*) fue seleccionado para alojar un banco de capacitores (*banco de prueba  $kvar_1$* ), el algoritmo heurístico propuesto procederá a analizar si la red es capaz de recibir en dicha posición, la potencia reactiva instalada en los nodos vecinos ( *$kvar_2$* ).

Supóngase que el nodo en el que se ha elegido localizar inicialmente el banco de prueba corresponde al nodo 5 en la Fig. 2.2 (a). Calculados los beneficios de esta opción (*beneficio<sub>1</sub>*), la heurística implementada verifica si la conjunción del banco  *$kvar_1$*  con aquellos que se encontrasen presentes en su cercanía, a 2 nodos en dirección del flujo de potencia (nodos 6, 7, 16, 17, 27), tiene un efecto más favorable que operando en forma independiente.

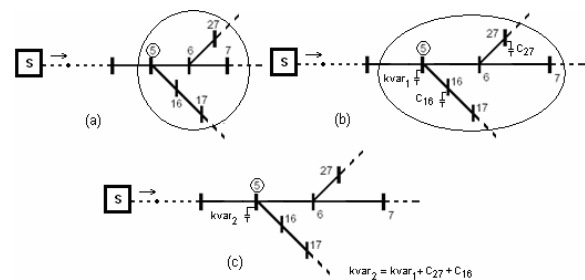


Fig. 2.2. Esquematización de la exploración de vecindades.

Con capacitores ubicados previamente en los nodos 16 y 27 de tamaños  $C_{16}$  y  $C_{27}$  respectivamente, Fig. 2.2 (b); el mecanismo a seguir por el algoritmo consistiría en determinar si es posible localizar la capacidad conjunta  *$kvar_2$*  en el nodo ganador, de la misma manera en que se designa a un nodo como candidato. Si la respuesta es positiva, Fig. 2.2 (c), entonces se procede a evaluar los beneficios técnico-económicos (*beneficio<sub>2</sub>*) que se tendrían como producto de esta nueva alternativa de compensación. Si la opción resultante presenta mejores prestaciones en relación con el objeto de la compensación, la acción de control a ejecutarse vendría dada por la ubicación de un banco de tamaño  *$kvar_2$*  en lugar del tamaño del banco de prueba  *$kvar_1$* .

Por tratarse de un algoritmo heurístico que hibrida técnicas constructivas y mejoramientos

de una solución dada, el modelo propuesto, Fig. 2.3, tiene limitaciones a la hora de afrontar la naturaleza combinatorial del problema de localización de capacitores. En el proceso de construcción de la solución, el método va ubicando los bancos en posiciones fijas para a continuación, en base al nuevo estado del sistema, iniciar un nuevo ciclo de búsqueda del punto más favorable.

En este sentido, ciertas alternativas de compensación no son registradas por el

algoritmo, pudiendo estar incluida en este conjunto la solución óptimo global.

Precisamente, esta especie de paralelismo del que carece la heurística implementada, es una de las características intrínsecas más explotadas, como se verá más adelante, de técnicas heurísticas avanzadas como los algoritmos genéticos.

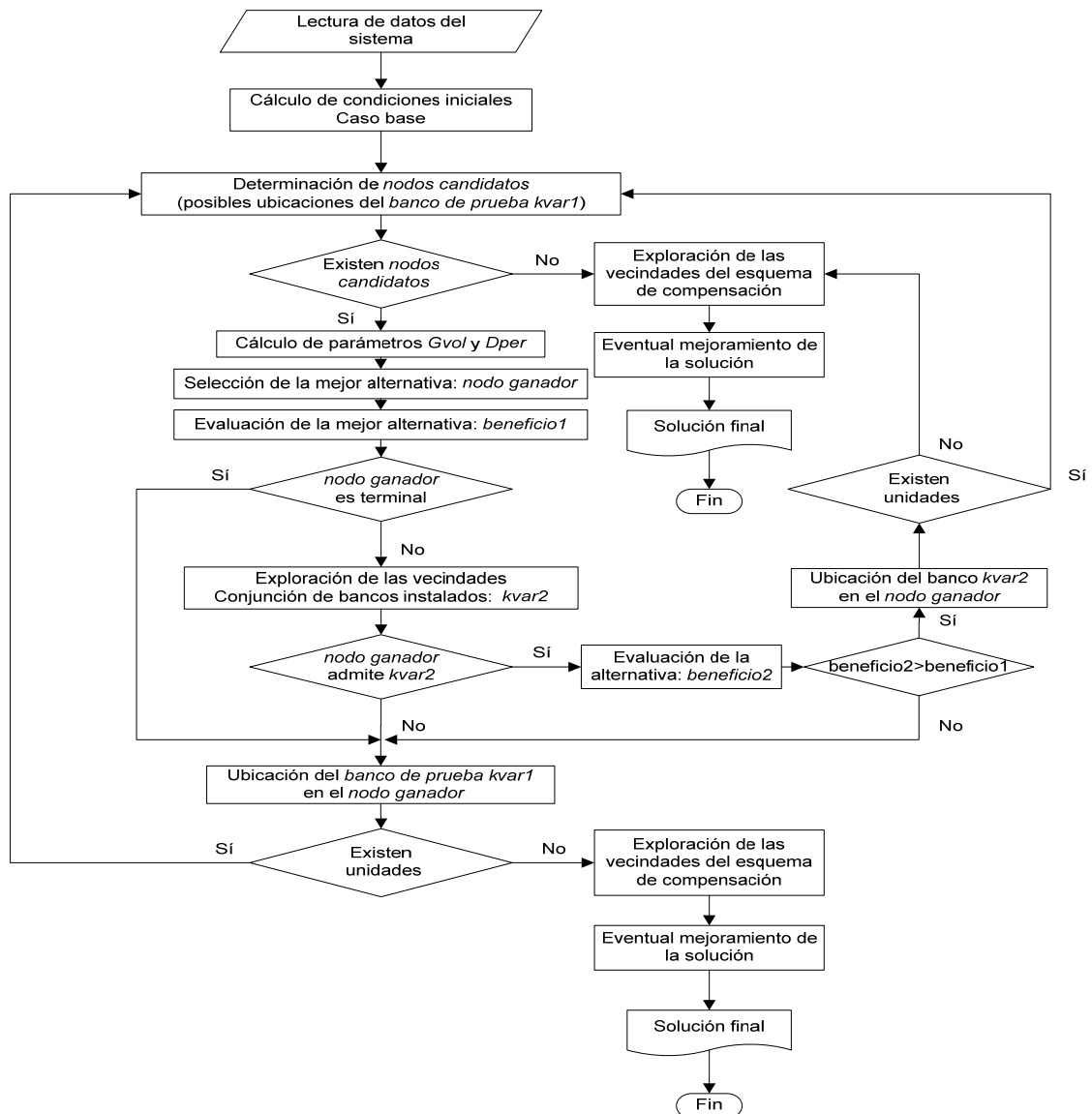


Fig. 2.3 Diagrama de flujo del algoritmo heurístico implementado.

### 3. Algoritmos Genéticos (AG)

Los algoritmos genéticos son una familia de modelos computacionales inspirados en la evolución. En la naturaleza, las poblaciones evolucionan acorde con los principios de selección natural y la supervivencia de los individuos más fuertes o adaptados. Por imitación de este proceso, los algoritmos genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La implementación de un algoritmo genético inicia con un conjunto (población) de posibles soluciones de un problema que han sido debidamente codificadas. De este modo, cada una de las potenciales soluciones pasa a ser una estructura de datos conocida como cromosoma o individuo, integrantes de una misma población (generación). A fin de preservar y diversificar la información, se aplican operadores que permitan a las poblaciones de individuos evolucionar, generación tras generación, hacia la consecución de soluciones de mejor calidad

#### Componentes de un algoritmo genético

Para poder utilizar un algoritmo genético se debe definir una estructura adecuada para representar las posibles soluciones del problema (individuos). La estructura básica consiste en uno o más cromosomas. Un *cromosoma* es un *string* (arreglo, cadena) de bits, debido a ello estos dos términos son usados como equivalentes. Si bien el alfabeto utilizado para representar los individuos no debe necesariamente estar constituido por el {0,1}, buena parte de la teoría en la que se fundamentan los algoritmos genéticos utiliza dicho alfabeto. Cada cromosoma constituye una concatenación de un número de subcomponentes denominados *genes*. Los genes se encuentran en diversas posiciones del cromosoma llamadas *loci* y toman un conjunto de valores conocidos como *alelos*. Así, en una representación binaria un gen es un bit, locus es su posición dentro de un string y un alelo es su valor 0,1. El término biológico *genotipo* se refiere a la composición genética de un individuo y corresponde a una estructura en un algoritmo genético. El término fenotipo se refiere a la característica externa de un individuo y corresponde a una estructura decodificada de un algoritmo genético.

Para afianzar los conceptos, se utilizará un ejemplo sencillo pero ilustrativo de un problema de optimización. Se propone maximizar la función compuesta de dos variables:  $f(x_1, x_2) = x_1 + x_2; 0 \leq x_1 \leq 1; 0 \leq x_2 \leq 1$ .

Una técnica común para codificar variables reales es transformarlas en enteros binarios de

largo suficiente para proveer el grado de precisión deseado. Asumiendo que una codificación de 8 bits es suficiente para  $x_1$  y  $x_2$ , la estructura de datos o cromosoma es una cadena de 16 bits que representa diversas combinaciones de las variables (Tabla 3.1).

Tabla 3.1. Terminología de un AG.

	Genotipo	Cromosoma	Fenotipo	$f(x_1, x_2)$
$x_1$	10011001	1001100101100001	0.60	0.98
$x_2$	01100001		0.38	

#### Algoritmo genético simple

Un algoritmo genético inicia con una población, típicamente aleatoria, de cromosomas o individuos. Trabaja con la población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación (fitness) relacionado con la bondad de dicha solución,  $f_i$ . Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzándose con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos, los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo quede seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones. De este modo se ha producido una nueva población. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el AG ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima.

Resulta didáctico ver la ejecución de un AG como un proceso de dos etapas, Fig. 3.1. Primero se considerará la construcción de la población intermedia. En la primera generación la población actual es también la población inicial, misma que requiere valorarse a través de la función objetivo para luego asignar los correspondientes fitness. El valor  $f_i$  puede ser el resultado directo de la función de evaluación, o ser escalado de alguna forma. En el algoritmo genético simple la probabilidad que un individuo pase a la etapa intermedia es proporcional a su fitness, procedimiento que favorece a los individuos mejor adaptados.

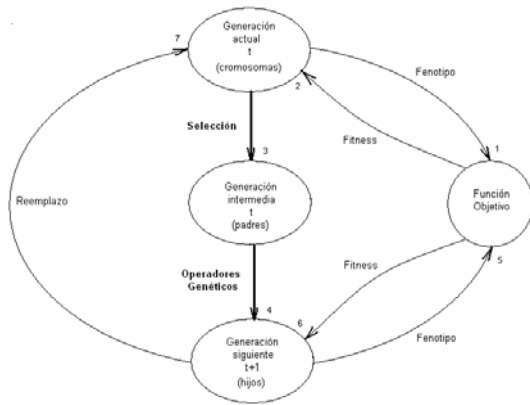


Fig. 3.1. Ciclo evolutivo de un algoritmo genético

La siguiente generación es creada a partir de la población intermedia. El cruce o crossover se aplica aleatoriamente a un par de individuos con una probabilidad  $p_c$  comprendida entre 0.5 y 1.0. El operador de cruce, escoge dos padres seleccionados y corta sus cromosomas en una posición escogida al azar, para producir dos subcadenas iniciales y dos subcadenas finales. Después se intercambian las subcadenas finales, produciéndose dos nuevos cromosomas completos. Ambos descendientes heredan genes de cada uno de los padres.

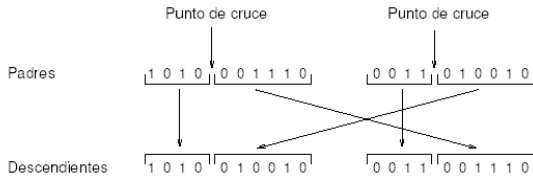


Fig. 3.2. Crossover simple

Los descendientes creados por la recombinación pasan a formar parte de la nueva generación (reemplazando a los padres).

Si la recombinación no ocurre, los padres pasan directamente al ciclo venidero, no sin antes haberse sometido individualmente a una probabilidad  $p_m$  de mutación de sus genes (normalmente pequeña 0.001 a 0.050). El operador de mutación consiste en la alteración aleatoria de cada gen componente del cromosoma. La Fig. 3.3 muestra la mutación del quinto gen del cromosoma. Si bien puede en principio pensarse que el operador de cruce es más importante que el operador de mutación, ya que proporciona una exploración rápida del espacio de búsqueda, éste último asegura que ningún punto del espacio de búsqueda tenga probabilidad cero de ser examinado, y es de capital importancia para asegurar la convergencia de los AGs.



Fig. 3.3. Mutación de un cromosoma binario

El ciclo de evolución es repetido hasta que un criterio de finalización sea satisfecho. Este criterio puede ser un número de generaciones, la variación de los individuos o valores predefinidos de fitness.

#### 4. Propuesta de Solución con AGs

El esquema de solución a través de algoritmos genéticos para el problema de localización de capacitores, se implementa con la finalidad de coadyuvar al rendimiento de la metodología heurística propuesta y a la vez servir como un medio veraz que valide los resultados entregados por el algoritmo heurístico desarrollado.

##### Representación y codificación del problema

Una propuesta de solución para el problema de localización de capacitores debe especificar las barras escogidas para la localización de capacitores, el número o capacidad que debe ser colocada en cada barra seleccionada y el número de ellos que deben estar operando en cada nivel de carga. Para un nivel de carga, una codificación que puede esquematizar una solución del problema es una codificación decimal o entera; Fig. 4.1 (a). Por tanto, cada elemento del cromosoma es un entero que representa un número de bancos de capacitores o capacidad que está operando en una barra. Con la codificación decimal propuesta resulta simple determinar una función objetivo de cada configuración, pero se debe modificar la forma de trabajo de los operadores de recombinación y mutación.



Fig. 4.1. Dos de las formas posibles de codificar un cromosoma.

Otra alternativa es la mostrada por la Fig. 4.1 (b) mediante un cromosoma de dos partes. Los alelos de la primera parte pueden solo asumir valores binarios, codificando el estado de las localizaciones candidatas. Si el alelo en la posición  $i$  es 1, significa que un capacitor estaría

situado en ese punto. La segunda parte está compuesta de valores enteros, que direccionan el tamaño de un capacitor como en la Tabla 4.1 por ejemplo. Las dos partes del string tienen  $n$  posiciones, donde  $n$  es el número de secciones/nodos del alimentador.

Tabla. 4.1. Relación entre los alelos de un cromosoma entero y el tamaño de los capacitores

Alelo	Tamaño kvar
1	150
2	300
3	600
4	900
5	1200

#### *Población*

Existen 2 aspectos que deben ser especificados. El tamaño de la población  $n_p$  y la forma en que es determinada la población inicial. El tamaño debe ser escogido tomando en cuenta el tamaño del problema y otros parámetros genéticos, como la tasa de recombinación y tasa de mutación.

En el caso del problema de localización de capacitores, el tamaño del problema está relacionado con el número de barras del sistema o el número de barras candidatas a localización de capacitores. Gracias a la experiencia de estudios anteriores, se recomienda que el número de individuos sea aproximadamente 3 veces el número de barras, para grandes sistemas.

Se puede crear la población inicial de varias formas: totalmente aleatoria, aleatoriamente controlada o usando algoritmos heurísticos constructivos rápidos. Aleatoriamente significa escoger para cada barra candidata una capacidad dada entre cero y un número máximo. Una estrategia de este tipo colocaría muchos bancos de capacitores en muchas barras candidatas. Las restricciones serían violadas y las penalizaciones abundarían, contribuyendo al desmedro del desempeño del algoritmo. Típicamente, en problemas de localización de capacitores, las mejores soluciones son aquellas que localizan un número reducido de capacitores. Por tanto, una estrategia aleatoriamente controlada parecería ser potencialmente más atractiva. En esta estrategia, para cada configuración, se debe escoger primero un número reducido de barras y solamente en esas barras son localizados un número de bancos de capacitores, entre los límites permitidos.

Siguiendo este enfoque, para la formación de la población inicial, solo el 20 % del total de nodos del sistema recibirán un banco de capacitores. La capacidad variará dentro del rango establecido pero la mayor parte recaerá en los tamaños medios (dígase 300, 600 kvar).

#### *Selección*

Debido a que el algoritmo genético propuesto obedece a los lineamientos de la técnica de poblamiento determinístico (nichos), No se aplica ningún proceso de selección. Los padres se emparejan aleatoriamente y todo individuo tiene su derecho a reproducirse.

#### *Recombinación*

La recombinación o cruce usado en esta aproximación fue un crossover de doble punto.

#### *Mutación*

Para la codificación propuesta, una mutación debe ser realizada tomando en cuenta problemas de no factibilidad, en la parte entera por ejemplo, el proceso no puede resultar en una violación de los límites permitidos.

#### *Función de evaluación*

Para cada uno de los individuos de la población, la función de evaluación comprende la solución de un flujo de potencia y el análisis económico. Una vez que se determina el nivel de pérdidas del sistema, éstas se comparan con el caso inicial para establecer el margen de reducción y su repercusión sobre la economía del sistema. Del monto de beneficios que se obtienen se resta el costo anual del esquema de compensación.

#### *Restricciones*

En el problema de la localización de capacitores se pueden considerar varios tipos de restricciones.

Para la presente formulación las limitaciones adoptadas fueron: i) carácter puramente inductivo de la red, ii) voltajes máximo y mínimo en cada uno de los nodos del sistema, iii) tamaños de las unidades capacitivas, iv) número de equipos disponibles. Las dos primeras se abordaron a partir de un concepto de penalización de la función objetivo o de evaluación. Es frecuente utilizar la penalización de individuos inválidos, a través de un esquema de ajuste de la función objetivo, para afectar la evolución de las soluciones incorrectas dentro del proceso generacional del algoritmo. Las dos condiciones restantes se pueden respetar

confinando el espacio de búsqueda a través de una codificación adecuada. Esta aproximación garantiza que todos los cromosomas sean válidos (soluciones factibles) y que la restricción nunca será violada.

#### Algoritmo genético utilizado

Debido a sus características evolucionarias, un algoritmo genético estándar puede no ser lo bastante flexible para una aplicación práctica. Esto llega a ser evidente cuando el problema a enfrentar es complicado y conflictivo. Para ello, varios autores proponen medios que modifiquen la estructura de un AG; así, pueden implementarse cambios en la codificación, la población, la función objetivo y de fitness, los operadores y sobre el algoritmo en sí. Mahfoud [19], desarrolló un algoritmo llamado *poblamiento determinístico* (método de nichos) que permite mantener la diversidad dentro de la población. Por sus características, éste fue el algoritmo que se utilizó y su pseudocódigo se aprecia en la Fig. 4.2.

```

REPETIR durante g generaciones
DO n/2 veces
  Seleccionar dos padres, p1 y p2 aleatoriamente sin reemplazo
  Cruzarlos generando c1 y c2
  Aplicar mutación y otros operadores posibles, generando c1' y c2'
  IF [distancia (p1, c1') + distancia (p2, c2')] ≤ [distancia (p1, c2') + distancia (p2, c1')]
    IF {c1'} > f(p1) reemplazar p1 con c1'
    IF {c2'} > f(p2) reemplazar p2 con c2'
  ELSE
    IF {c2'} > f(p1) reemplazar p1 con c2'
    IF {c1'} > f(p2) reemplazar p2 con c1'
  END
END
END
  
```

Fig. 4.2. Poblamiento determinístico.

### 5. Caso de prueba

Con el objetivo de ilustrar la aplicación de las metodologías se simularon ejemplos sobre sistemas de prueba usados anteriormente por diferentes autores. Por razones de espacio, en este artículo nada más se incluye el análisis de uno de ellos. Las simulaciones se efectuaron sobre una máquina Intel Pentium 4, de 1.50 GHz Y 256 MB de RAM.

#### Alimentador primario de 33 nodos

Sistema radial de 33 nodos con secciones de alimentador diferentes y distribución de carga no uniforme que opera a 11 kV. Formulada por Salama, el ejemplo lo utiliza [5] para validar su metodología de localización de capacitores basada en sensibilidades lineales. Su información completa está disponible en el Anexo. Las constantes económicas propuestas por [5] determinan que los datos para la evaluación de las alternativas sean:

Unidad mínima de 300 kVAR, costo de la energía  $c = \phi 2.5 /kWh$ , costo anualizado de los bancos de capacitores  $k_{cap a} = \$ 0.12 /año/kVAR$  más un costo fijo de  $\$ 70 /año$ .

La Tabla 5.1 presenta los resultados obtenidos por [5], la técnica heurística y el algoritmo genético. En esta oportunidad, el desempeño de la heurística es formidable pues el esquema de compensación corresponde al óptimo global. Para el AG, propuestas aceptables son entregadas bajo los parámetros usuales, esto es, 100 individuos y 100 generaciones, Fig. 5.1. Su convergencia hacia el óptimo global es posible, Fig. 5.2, pero los requerimientos computacionales y en consecuencia los tiempos de ejecución no son razonables.

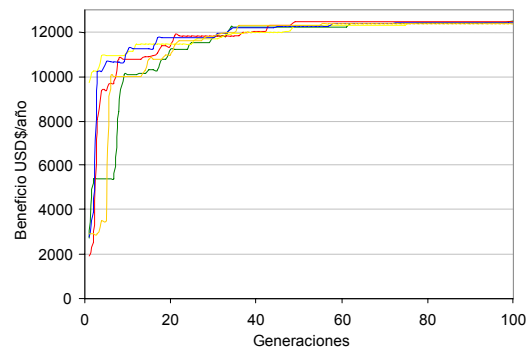


Fig. 5.1. Convergencia de las soluciones entregadas por el AG (100 individuos y 100 generaciones), 1'30".

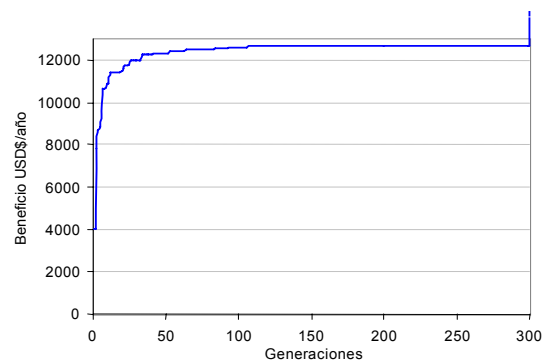


Fig. 5.2. Convergencia del AG hacia el óptimo global (300 individuos, 300 generaciones), 6'30".

Con un rango de  $\pm 3\%$  como valores permisibles para la magnitud del voltaje, sería deseable corregir los problemas presentes en la gran mayoría de nodos del sistema. La Fig. 5.3 muestra el perfil de voltaje inicial y los posteriores a las acciones de control. Los valores no logran entrar dentro de los límites establecidos.



Tabla 5.1. Esquemas de compensación (kVAR) y voltajes (p.u.) de los casos analizados sobre el sistema radial de 33 nodos

Nodo	Sin regulación					Con regulación				
	Compensación kVAR		Voltajes p.u.			Compensación kVAR		Voltajes p.u.		
	†	[5]	‡	†	[5]	†	[5]	‡	†	[5]
0	---	---	1.0000	1.0000	1.0000	---	---	1.0250	1.0250	1.025
1	0	0	0.9941	0.9952	0.9953	0	300	1.0193	1.0203	1.0204
2	0	0	0.9890	0.9911	0.9913	0	0	1.0143	1.0162	1.0164
3	300	300	0.9820	0.9851	0.9855	0	0	1.0075	1.0103	1.0106
4	0	300	0.9761	0.9800	0.9804	300	0	1.0017	1.0054	1.0056
5	600	0	0.9704	0.9752	0.9756	0	0	0.9962	1.0006	1.0009
6	0	300	0.9666	0.9716	0.9723	0	0	0.9925	0.9972	0.9974
7	300	0	0.9645	0.9697	0.9704	300	300	0.9904	0.9953	0.9956
8	0	300	0.9620	0.9674	0.9682	0	0	0.9880	0.9931	0.9933
9	300	300	0.9608	0.9663	0.9671	300	0	0.9869	0.9920	0.9923
10	0	0	0.9604	0.9658	0.9667	0	0	0.9864	0.9916	0.9918
11	0	0	0.9602	0.9657	0.9665	0	0	0.9863	0.9914	0.9917
12	0	0	0.9887	0.9907	0.9910	0	0	1.0140	1.0159	1.0161
13	0	0	0.9884	0.9904	0.9906	0	300	1.0137	1.0156	1.0158
14	0	0	0.9883	0.9903	0.9906	0	0	1.0136	1.0155	1.0157
15	0	0	0.9883	0.9903	0.9906	0	0	1.0136	1.0155	1.0157
16	0	0	0.9659	0.9712	0.9717	300	300	0.9919	0.9969	0.9972
17	0	0	0.9622	0.9680	0.9684	0	300	0.9882	0.9938	0.9940
18	300	0	0.9581	0.9644	0.9648	300	300	0.9843	0.9903	0.9905
19	0	300	0.9548	0.9614	0.9620	0	0	0.9811	0.9874	0.9877
20	300	300	0.9520	0.9589	0.9594	300	0	0.9783	0.9850	0.9852
21	0	0	0.9487	0.9559	0.9564	0	0	0.9751	0.9821	0.9823
22	300	300	0.9460	0.9534	0.9540	300	300	0.9725	0.9797	0.9799
23	0	300	0.9435	0.9510	0.9516	0	300	0.9700	0.9774	0.9776
24	300	0	0.9423	0.9499	0.9504	300	0	0.9688	0.9763	0.9765
25	0	0	0.9418	0.9494	0.9499	0	0	0.9684	0.9758	0.9761
26	0	0	0.9417	0.9493	0.9498	0	300	0.9683	0.9757	0.9760
27	0	300	0.9662	0.9713	0.9721	0	300	0.9921	0.9969	0.9971
28	0	0	0.9660	0.9711	0.9718	0	0	0.9919	0.9966	0.9969
29	0	0	0.9659	0.9710	0.9717	0	0	0.9918	0.9965	0.9968
30	0	0	0.9605	0.9660	0.9668	0	300	0.9865	0.9917	0.9919
31	0	0	0.9601	0.9656	0.9665	0	0	0.9862	0.9913	0.9916
32	0	0	0.9600	0.9655	0.9663	0	0	0.9860	0.9912	0.9914
33	0	0	0.9599	0.9654	0.9662	0	0	0.9860	0.9911	0.9914

† Heurística y AG ‡ Caso base [5] Referencia 5.

Tabla 5.2. Relación de beneficios de los esquemas de compensación examinados

		Sin regulación			Con regulación		
		Caso base	Heurística y AG	Estrada	Caso base	Heurística y AG	Estrada
<b>Pérdidas</b>	<b>kW</b>	221.8	160.0	159.8	210.1	151.5	150.8
<b>Reducción de pérdidas</b>	<b>kW</b>	-----	61.8	62	11.7	70.3	71
<b>Compensación</b>	<b>kVAR</b>	-----	2700	3000	-----	2400	3300
<b>Costo compensación</b>	<b>\$/año</b>	-----	884	1060	-----	848	1166
<b>Beneficio ΔPérdidas</b>	<b>\$/año</b>	-----	13535	13574	-----	12830	12989
<b>Ahorro x compensación</b>	<b>\$/año</b>	-----	12651	12514	-----	11982	11823

Al respecto, los resultados expuestos por Salama muestran el mismo comportamiento, el autor, replantea el problema elevando el voltaje en la S/E [5]. Bajo la nueva condición del sistema, aplicando las metodologías desarrolladas el problema de bajo voltaje se supera, Fig. 5.4. Como se aprecia en la gráfica, después de la regulación, prácticamente todos los voltajes están enmarcados dentro del rango establecido. Sumarizando los resultados, las Tablas 5.1 y 5.2 sintetizan la información relevante de las propuestas de solución analizadas.

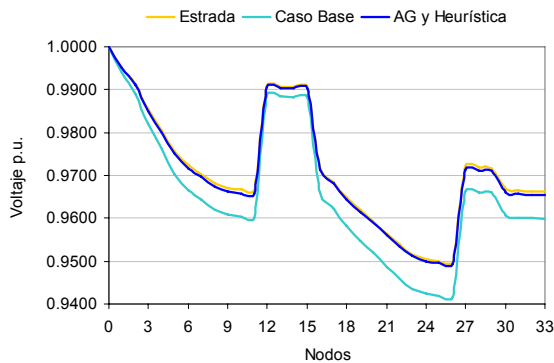


Fig. 5.3. Perfil de voltajes en el alimentador.

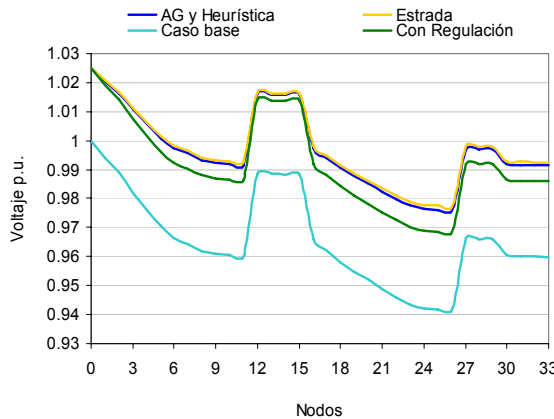


Fig. 5.4. Sistema compensado y regulado (voltaje a la salida de la subestación de 1.025 p.u.)

## 6. Conclusiones y recomendaciones

La aplicación de capacitores en un sistema de distribución reduce las pérdidas, mejora los niveles de voltaje o mejora el factor de potencia. Cuando se propone la solución al problema de control de voltaje, el planteamiento obedece a criterios técnicos, y los costos originados se justifican a cambio de mantener un perfil de voltaje aceptable.

Cuando se propone la reducción de pérdidas, el problema a resolver es de naturaleza económica.

Dependiendo del grado de exactitud requerido o del grado de certidumbre de la información disponible del sistema (datos), el uso de una metodología heurística representa una alternativa eficaz a la hora de proporcionar una aproximación de la solución óptima del problema.

El conocimiento de soluciones de alta calidad, como las entregadas por el algoritmo genético, demostraron su utilidad durante el proceso de mejoramiento del esquema de compensación propuesto por la heurística.

Un algoritmo genético es una técnica que cuenta con las características y recursos suficientes para afrontar un problema de naturaleza combinatorial. La localización óptima de capacitores abordada mediante esta técnica, involucra un gran número de evaluaciones de la función objetivo que convierte el proceso evolutivo en un mecanismo lento. En tal virtud, la búsqueda de una solución está supeditada a una evaluación entre la calidad de la solución y los recursos computacionales demandados por el algoritmo.

El desarrollo de una metodología basada en un AG simple no garantiza de forma alguna alcanzar el óptimo global del problema. Este trabajo, acogiendo las recomendaciones de la literatura especializada, presenta la posibilidad cierta de lograr encontrar el óptimo global del problema, gracias a la implementación de una técnica de nichos que evita la pérdida de material genético y con ello minimiza la posibilidad de una convergencia prematura.

El objetivo inicial de proponer una técnica heurística para la solución del problema de ubicación de capacitores en primarios de distribución se ha cumplido con éxito, sin embargo, al tratarse de una primera aproximación, algunos cambios tendrán que introducirse, tendientes a generalizar la formulación del problema. Por ejemplo: La conjunción del control de voltaje y reducción de pérdidas del sistema en los algoritmos genéticos; Incluir esquemas de compensación con la presencia de bancos de capacitores conmutables a fin de tomar en cuenta el carácter variable de la carga; Representar el sistema en forma trifásica para posibilitar el análisis de la condición desbalanceada de un sistema primario de distribución.

## Referencias bibliográficas

- [1] M. Poveda, "Ingeniería de Distribución Eléctrica: Planificación, Diseño y Operación", Quito, Abril 2004.
- [2] C. Riofrío, "Apuntes de Distribución de Energía Eléctrica", Escuela Politécnica Nacional, 2003.
- [3] V. Chamorro; *Minimización de Pérdidas de Energía en Alimentadores Primarios de Distribución Mediante la Instalación de Capacitores Paralelo. Método de Variaciones Locales*, Escuela Politécnica Nacional, 1985.
- [4] R. C. Bansal, T. S. Bhatti, and D.P. Kothari, "Artificial Intelligence Techniques for Reactive Power/Voltage Control in Power Systems: A Review", *International Journal of Power and Energy Systems*, Vol. 23, No. 2, 2003.
- [5] G. Estrada, *Metodología Técnico-económica de Localización de Capacitores en Sistemas de Distribución para la Reducción de Pérdidas Eléctricas*, Instituto Tecnológico de Morelia, México, 2003.
- [6] M. E. Baran and F. Wu, "Optimal Capacitor Placement on Radial Distribution Systems", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 4, No. 1, January 1989, pp. 725-734.
- [7] H. N. Ng. and M. M. Salama, "Classification of Capacitor Allocation Techniques", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 15, No. 1, January 2000, pp. 387-392.
- [8] Turan Gönen, *Electric Power Distribution System Engineering*,
- [9] McGraw-Edison Company, "ABC's of Capacitors", 1976.
- [10] IEEE Std 1036-1992, *IEEE Guide for Application of Shunt Power Capacitors*, September, 1992.
- [11] H. L. Willis, *Power Distribution Planning Reference Book*, Marcel Dekker Inc., New York, 1997.
- [12] P. Larrañaga, I. Inza, "Heurísticos en Optimización Combinatorial".
- [13] Hsiao-Dong Chiang, Jin-Cheng Wang, O. Cockings and H. Shin, "Optimal Capacitor Placement in Distribution Systems: Part 1-2: Solution Algorithms and Numerical Results", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 5, No. 2, April 1990, pp. 643-649.
- [14] D. Whitley, *A Genetic Algorithm Tutorial*, Computer Science Department Publication, Colorado State University.
- [15] P. Larrañaga, I. Inza, *Algoritmos Genéticos*, Universidad del País Vasco.
- [16] A. Chipperfield, P. Fleming, H. Pohlheim, C. Fonseca, *Genetic Algorithm Toolbox for use with Matlab*, Geatbx v. 1.2, University of Sheffield, 1994.
- [17] K. F. Man, K. S. Tang, S. Kwong, *Genetic Algorithms*, Bark Press, 1999.
- [18] M. A. Leiva, *Localización Óptima de Condensadores en un Sistema de distribución Eléctrico vía Algoritmos Genéticos*, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Pontificia Universidad Católica de Chile, 2001.
- [19] S. W. Mahfoud, *Niching Methods for Genetic Algorithms*, IlliGAL Report N° 95001, Illinoi Genetic Algorithms Laboratory (IlliGAL), University of Illinois, May 1995.
- [20] R. Ranjan, B. Venkatesh, D. Das, "Load-Flow Algorithm of Radial Distribution Networks Incorporating Composite Load Model", *Internacional Journal of Power and Energy Systems*, Vol 23, N° 1, 2003.
- [21] C. Riofrío, "Flujos de Carga en Distribución y Perfiles de Tensión", "Capacitores en redes de distribución", Cátedra de Distribución de Energía Eléctrica, Escuela Politécnica Nacional, 2005.
- [22] R. Gallego, A. Escobar, D. Rodas, "Algoritmo Genético Especializado para la Localización Óptima de Capacitores en Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica", *Scientia et Técnica*, N° 25, Universidad Tecnológica de Pereira, 2004.
- [23] A. Mendes, P. França, "An Evolutionary Approach for Capacitor Placement in Distribution Networks", Departamento de Engenharia de Sistemas, UNICAMP, Brasil.

**Galarza E. Marco**, Nacido en Latacunga en 1981, obtuvo el título de Ingeniero Eléctrico otorgado por la Escuela Politécnica Nacional en el 2005 con el tema "Localización Óptima de Capacitores en Redes Primarias de Distribución mediante Algoritmos Genéticos".

**Riofrío R. Carlos**, Ingeniero Eléctrico, de la Escuela Politécnica Nacional, 1977. Especialista en Distribución, Universidad de Sao Paulo Brasil – ELECTROBRAS, 1986. Profesor de Distribución de Energía Eléctrica de la Escuela Politécnica Nacional.

## Anexo A.1.

### Información del alimentador de 33 nodos

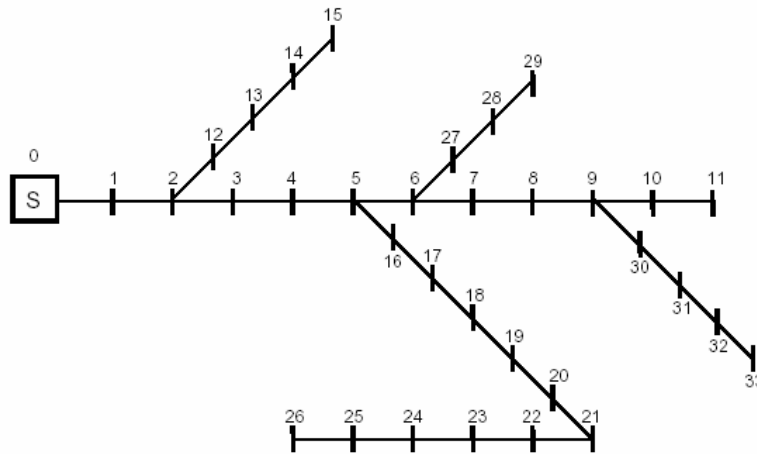


Fig. A.1. Alimentador de distribución de 33 nodos con ramales

Tabla A.1. Parámetros del sistema y potencias demandadas

De	A	R ( $\Omega$ )	X( $\Omega$ )	P(kW)	Q(kVAR)
0	1	0.1170	0.0480	230	142.5
1	2	0.1073	0.0440	-	-
2	3	0.1645	0.0457	230	142.5
3	4	0.1495	0.0415	230	142.5
4	5	0.1495	0.0415	-	-
5	6	0.3144	0.0540	-	-
6	7	0.2096	0.0360	230	142.5
7	8	0.3144	0.0540	230	142.5
8	9	0.2096	0.0360	-	-
9	10	0.1310	0.0225	230	142.5
10	11	0.1048	0.0180	137	84
2	12	0.1572	0.0270	72	45
12	13	0.2096	0.0360	72	45
13	14	0.1048	0.0180	72	45
14	15	0.0524	0.0090	13.5	7.5
5	16	0.1794	0.0498	230	142.5
16	17	0.1645	0.0457	230	142.5
17	18	0.2079	0.0473	230	142.5
18	19	0.1890	0.0430	230	142.5
19	20	0.1890	0.0430	230	142.5
20	21	0.2620	0.0450	230	142.5
21	22	0.2620	0.0450	230	142.5
22	23	0.3144	0.0540	230	142.5
23	24	0.2096	0.0360	230	142.5
24	25	0.1310	0.0225	230	142.5
25	26	0.1048	0.0180	137	85
6	27	0.1572	0.0270	75	48
27	28	0.1572	0.0270	75	48
28	29	0.1572	0.0270	75	48
9	30	0.1572	0.0270	57	34.5
30	31	0.2096	0.0360	57	34.5
31	32	0.1572	0.0270	57	34.5
32	33	0.1048	0.0180	57	34.5