

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

ESCUELA DE INGENIERÍA

LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE CAPACITORES EN REDES PRIMARIAS DE DISTRIBUCIÓN VÍA ALGORITMOS GENÉTICOS

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO ELÉCTRICO**

MARCO VINICIO GALARZA ESPÍN

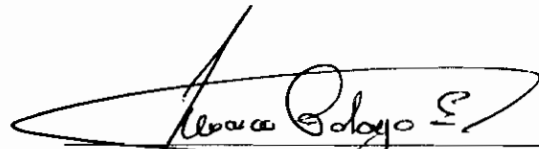
DIRECTOR: ING. CARLOS RIOFRÍO R.

Quito, Agosto 2005

DECLARACIÓN

Yo, Marco Vinicio Galarza Espín, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

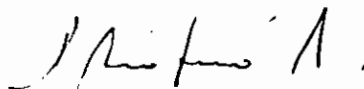
A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.



Marco Vinicio Galarza Espín

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Marco Vinicio Galarza Espín, bajo mi supervisión.



Ing. Carlos Riofrío R.
DIRECTOR DE PROYECTO

AGRADECIMIENTOS

A mi familia, especialmente a mis padres y hermanos, por brindarme su apoyo y comprensión, convirtiéndose en el motor que ha impulsado la consecución exitosa de los proyectos emprendidos.

En forma especial, deseo agradecer a mi asesor Ing. Carlos Riofrío R., por su interés, dedicación y su sabia orientación en la dirección de este trabajo.

DEDICATORIA

**A mi familia, por ser el apoyo constante
e incondicional a lo largo del transcurso
de mi carrera**

CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	III
DEDICATORIA	IV
RESUMEN	VII
1. INTRODUCCION	1
1.1 GENERALIDADES.....	1
1.2 EL PROBLEMA DEL CONTROL DE POTENCIA REACTIVA.....	2
1.2.1 EL PROBLEMA DE LA UBICACION DE CAPACITORES.....	4
1.3 ANTECEDENTES BIBLIOGRAFICOS.....	8
1.4 JUSTIFICACION.....	11
1.5 OBJETIVO Y ALCANCE.....	11
2 ASPECTOS BASICOS Y CRITERIOS ELEMENTALES DE LA APLICACION DE CAPACITORES	12
2.1 DEFINICIONES Y CONSIDERACIONES BÁSICAS.....	12
2.1.1 FACTOR DE POTENCIA.....	13
2.1.2 CAPACITORES SERIE Y PARALELO.....	13
2.2 EFECTOS DE LA ADICION DE CAPACITORES PARALELO.....	16
2.2.1 SOPORTE DE vars.....	17
2.2.2 CONTROL DE VOLTAJE.....	17
2.2.3 INCREMENTO EN LA CAPACIDAD.....	18
2.2.4 REDUCCION DE PÉRDIDAS.....	19
2.2.5 REDUCCION DE CARGOS TARIFARIOS.....	19
2.3 CORRECCION DEL FACTOR DE POTENCIA.....	19
2.4 APLICACIÓN DE CAPACITORES EN A/P DE DISTRIBUCION.....	20
2.4.1 CAPACITORES FIJOS Y CONECTABLES.....	21
2.4.2 CAPACIDADES ESTANDAR.....	23
2.4.3 TIPOS DE CONEXIÓN.....	24
2.4.4 EQUIPO DE CORTE.....	26
2.4.5 PROTECCION.....	26
2.4.6 CONSIDERACIONES ARMONICAS.....	27
2.4.7 INSPECCION Y MANTENIMIENTO.....	27
2.5 PRIMEROS CRITERIOS PARA UNA APLICACIÓN ÓPTIMA.....	28
2.5.1 DETERMINACION DE LA UBICACIÓN Y CAPACIDAD OPTIMOS.....	29
2.5.2 ENFOQUE ANALITICO PARA LA LOCALIZACION DE CAPACITORES.....	30
2.5.3 UNA VISION MÁS GENERAL.....	32
2.5.4 FORMULACION GENERAL DEL PROBLEMA.....	34
2.6 FLUJO DE CARGA COMO HERRAMIENTA DE EVALUACION.....	38
2.6.1 MODELO DE LA RED DE DISTRIBUCION.....	38
2.6.2 ALGORITMO DE SOLUCION.....	40
3 METODOLOGIA HEURISTICA	41
3.1 INTRODUCCION.....	41
3.1.1 TECNICAS HEURISTICAS.....	41
3.2 FACTORES TECNICOS Y ECONOMICOS DE UN ESQUEMA DE COMPENSACION.....	43
3.2.1 COSTOS DE LOS CAPACITORES.....	44
3.2.2 COSTO ANUAL DE LAS PERDIDAS.....	45
3.2.3 RELACION COSTO BENEFICIO.....	47
3.3 METODOLOGIA HEURISTICA PARA LA UBICACIÓN DE CAPACITORES EN SISTEMAS DE DISTRIBUCION.....	47
3.3.1 PRIMERA APROXIMACION.....	48
3.3.2 MODIFICACIONES Y VERSION FINAL.....	57

3.4	LIMITACIONES DEL MODELO.....	61
3.4.1	TÉCNICAS HEURÍSTICAS AVANZADAS METAHEURÍSTICOS ..	61
4	PROPUESTA DE LOCALIZACION ÓPTIMA DE CAPACITORES VIA ALGORITMOS GENETICOS	63
4.1	INTRODUCCION	63
4.1.1	ALGORITMOS GENETICOS ..	63
4.1.2	COMPONENTES DE UN ALGORITMO GENÉTICO.....	65
4.2	ALGORITMO GENETICO CANONICO	66
4.3	MODIFICACIONES EN ALGORITMOS GENETICOS	69
4.3.1	REPRESENTACION DE LOS CROMOSOMAS ..	69
4.3.2	POBLACION.....	70
4.3.3	FUNCION OBJETIVO	71
4.3.4	FUNCION DE ADAPTABILIDAD	72
4.3.5	SELECCION.....	73
4.3.6	OPERADORES GENETICOS	76
4.3.7	REINSERCIÓN O REEMPLAZAMIENTO ..	77
4.4	UN EJEMPLO ILUSTRATIVO	78
4.5	EXTENSIONES DEL ALGORITMO GENETICO	81
4.5.1	ALGORITMOS GENETICOS PARALELOS	81
4.5.2	OPTIMIZACION MULTIOBJETIVO.....	81
4.5.3	ESCENARIOS MULTIMODALES	82
4.6	DIVERSIDAD EN ALGORITMOS GENETICOS.....	82
4.6.1	PANORAMICA MULTIMODAL.....	83
4.6.2	METODOS DE NICHOS.....	85
4.7	AGs EN SISTEMAS ELECTRICOS DE POTENCIA.....	88
4.8	LOCALIZACION DE CAPACITORES VIA AGs	90
4.8.1	CONSIDERACIONES BASICAS.....	90
4.8.2	REPRESENTACIÓN Y CODIFICACIÓN DEL PROBLEMA.....	91
4.8.3	POBLACIÓN.....	92
4.8.4	SELECCION.....	93
4.8.5	RECOMBINACIÓN	93
4.8.6	MUTACIÓN.....	94
4.8.7	FUNCION DE EVALUACION	94
4.8.8	RESTRICCIONES	94
5	SIMULACION Y ANALISIS DE RESULTADOS.....	96
5.1	EJEMPLOS DE APLICACIÓN	96
6	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	117
	REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	119
	ANEXOS.....	121

RESUMEN

Se presenta dos metodologías para la localización óptima de capacitores en sistemas radiales de distribución. La primera de ellas se fundamenta en criterios heurísticos que orientan la búsqueda hacia las posiciones con mayor influencia sobre las pérdidas del sistema. La segunda utiliza una formulación basada en algoritmos genéticos como mecanismo de muestreo de potenciales esquemas de compensación.

Los algoritmos desarrollados son capaces 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. El objetivo del estudio es reducir las pérdidas a un punto tal que se alcance el máximo beneficio económico producto de la aplicación de capacitores incluyendo el costo de los equipos dentro de la formulación. Para ello, se usa una relación costo-beneficio para la evaluación de cada acción de control, asumiendo que el costo es relacionado con el costo total de instalación y operación de los capacitores; mientras, los beneficios son relacionados con la reducción de las pérdidas eléctricas.

Para el algoritmo evolutivo, se acoge una modificación del algoritmo genético simple, conocida como poblamiento determinístico, para proveer la suficiente *diversidad* en la población de posibles soluciones y promover una mayor exploración del espacio de búsqueda.

Los métodos sugeridos son evaluados y validados mediante su aplicación a cinco sistemas de prueba, empleados anteriormente en estudios similares, por diferentes autores.

PRESENTACIÓN

La propuesta para la localización racional de capacitores en alimentadores primarios de distribución, desarrollada en el presente trabajo, se ha organizado en seis capítulos bajo la estructura siguiente:

Capítulo 1. Introducción

Analiza el problema de control de potencia reactiva desde un punto de vista general, abordando su solución a través del uso de capacitores en derivación. Se realiza una revisión de los métodos usados para la localización de capacitores, finalmente se presenta un resumen de antecedentes bibliográficos, a fin de justificar el por qué de la tesis y definir el objetivo de la misma.

Capítulo 2. Aspectos básicos de la aplicación de capacitores

Este capítulo está dedicado a la revisión de conceptos, terminología, y criterios elementales para la ubicación de capacitores. Los efectos sobre el sistema eléctrico, forma de instalación, conexiones, protección y mantenimiento son algunos de los aspectos abordados. En las secciones finales se dan las primeras aproximaciones hacia la localización óptima de capacitores en redes de distribución para terminar con la formulación general del problema.

Capítulo 3. Metodología heurística

Se presenta una visión panorámica general de las técnicas heurísticas en problemas combinatorios. Son detallados los criterios técnicos y económicos de un esquema de compensación. Se exponen los criterios básicos en los que se basa la propuesta heurística así como las modificaciones necesarias a fin de mejorar la solución. Por último, se analizan las limitaciones del modelo.

Capítulo 4. Propuesta basada en Algoritmos Genéticos

A lo largo de las primeras secciones se presenta un marco introductorio que explica cómo trabajan, por qué funcionan y el rango de aplicación de los algoritmos genéticos. Son definidos e ilustrados operadores y demás componentes básicos. Se presenta una breve revisión acerca del uso de algoritmos genéticos en el campo de la energía eléctrica, para finalmente implementar un modelo que de solución al problema de ubicación de capacitores en sistemas de distribución.

Capítulo 5. Evaluación

En base a sistemas de prueba se validan los resultados de las metodologías desarrolladas y se analizan sus resultados.

Capítulo 6. Conclusiones y recomendaciones

1. INTRODUCCIÓN

1.1 GENERALIDADES

En el sistema eléctrico se pueden distinguir tres áreas bien diferenciadas: la generación o producción de la energía eléctrica; la transmisión o transporte de la energía; y la distribución de la electricidad. En la estructura actual del sector eléctrico, dichas áreas se separan en negocios independientes, esperando que la sectorización promueva la atención que merece cada sector. [1]

Se puede afirmar que los sistemas eléctricos se proyectan y desarrollan para satisfacer las necesidades impuestas por la evolución de las cargas en el tiempo. Según sean las características de la carga existirán diferentes criterios para la planificación, desarrollo y operación más adecuados. La cantidad de alternativas posibles en la solución de estos problemas, obliga al uso de técnicas que tiendan a lograr optimizar ciertas características, y conocer el desempeño del sistema y sus componentes en cualquier escenario posible.

Dentro de este contexto, se puede advertir el hecho de que los sistemas de distribución han sido descuidados o por lo menos no han recibido la misma atención que los otros componentes del sistema eléctrico. Esto se debe en parte a la concentración de esfuerzos e inversiones que requieren las grandes centrales eléctricas o las líneas de transmisión, donde resulta clara la necesidad de situar recursos suficientes en estudios, como fase previa a la construcción [1]. Los sistemas de distribución, ya sea que pertenezcan a empresas privadas o estatales, se proyectan y amplían progresivamente, con escasos cambios en las construcciones existentes, a fin de asegurar la calidad del servicio para la carga presente y futura al mínimo costo de operación. A pesar del esquema de inversiones, éstas una vez sumadas pueden representar valores mayores que para la transmisión y la generación, por lo que el sistema de distribución también debería recibir igual grado de atención en los estudios tendientes a optimizar su funcionamiento. [2] [3]

En esta breve introspección del sistema se ha dejado en claro la problemática que enfrentan las empresas pertenecientes al sector. El constante crecimiento de la carga junto con la limitación en los recursos de inversión, restringen severamente la ampliación de la infraestructura. Un método para incrementar la capacidad de transmisión es la adición de fuentes de potencia reactiva. A la vez que se dimensiona y se ubica el soporte de reactivos, diferentes parámetros pueden ser escogidos como objetivos; así, en sistemas de distribución se tiene la posibilidad de optimizar pérdidas, factor de potencia y perfil de voltajes.

En este sentido, los capacitores se han convertido en un importante componente que incide en el diseño y operación en el área de distribución. Se instalan para compensar la potencia reactiva, reducir las pérdidas de energía y en menor medida aliviar la capacidad del sistema. Surge el problema de su localización para reducir los costos de operación en los diferentes niveles de carga, debiéndose determinar donde instalarse así como el tipo, tamaño y esquema de control.

Varias propuestas técnicas de solución usando métodos de optimización clásica han sido desarrolladas a lo largo de las últimas décadas. En años recientes, aprovechando el auge de las técnicas basadas en inteligencia artificial, como los algoritmos genéticos, el problema es resuelto alcanzándose soluciones con un alto grado de calidad.

1.2 EL PROBLEMA DEL CONTROL DE POTENCIA REACTIVA

El control de potencia reactiva/voltaje es un aspecto muy importante de los sistemas eléctricos de potencia. Las cargas, dependiendo de su naturaleza, requieren de potencia reactiva para propósitos de magnetización de acuerdo a la configuración del circuito magnético. El control de voltaje está en su mayor parte relacionado al control de la potencia reactiva estableciéndose un apreciable grado de dependencia.

Adicionalmente, el manejo adecuado de flujo de reactivos presenta otras ventajas como la reducción de las pérdidas de potencia activa y reactiva, y la mejora del factor de potencia sobre los sistemas de distribución. El control de potencia reactiva/voltaje puede ser logrado mediante el empleo de dispositivos de compensación como inductores paralelo, capacitores paralelo, capacitores serie, compensadores estáticos (SVCs), transformadores con cambio de taps y reguladores automáticos de voltaje.

El corazón del problema es la caída de voltaje que ocurre cuando la potencia reactiva fluye a través de la impedancia de las líneas de transporte. Complicaciones adicionales se hacen presentes si la demanda de potencia reactiva se incrementa y más VAR son enviados sobre las ya cargadas líneas de transmisión.

El control de potencia reactiva ha crecido en relevancia por razones como: Primero, la necesidad de disponer de sistemas eléctricos que operen de manera más eficiente debido a los altos costos de los combustibles. Para una red de distribución dada, las pérdidas pueden ser reducidas por medio de la minimización del flujo de reactivos. Segundo, el voltaje es considerado como uno de los parámetros referenciales acerca de la calidad de servicio, su desviación de un valor normal puede ser costosa y perjudicial. Tercero, a nivel de transmisión, la extensión de las redes existentes se ve coartada por la no factibilidad de los proyectos (altos intereses, derechos de vía), teniendo que incrementarse la potencia transmitida a través de los viejos circuitos y requiriendo la aplicación de medidas de control para restaurar los márgenes de estabilidad. [4]

En general, la solución al problema del control de voltaje es planteada a través de la coordinación de las fuentes o equipos, mencionados anteriormente, que manejan la potencia reactiva del sistema. Sin embargo, ya que las plantas generadoras operan en puntos alejados de los centros de consumo, los sistemas de distribución de energía están imposibilitados para disponer de compensación sincrónica a gran escala, de modo que el control de voltaje en sistemas de distribución es resuelto principalmente con reguladores de voltaje, bancos de

capacitores y transformadores con cambiador de derivaciones. Tanto los reguladores como los transformadores proporcionan un soporte de voltaje que se distribuye a partir del punto en el que se instalan, beneficiando con ello la operación del sistema, pero exigiendo más potencia reactiva de las redes de transmisión; los bancos de capacitores, además de proporcionar un soporte de voltaje, aportan flujo de potencia reactiva controlable. De esta manera se permite el suministro de reactivos hacia las cargas del sistema, evitando en gran parte el flujo de corrientes reactivas a lo largo de los alimentadores. [5]

Como puede notarse, la ubicación de bancos de capacitores no es sino una de las posibles alternativas de solución para el problema de control de potencia reactiva. Es su capacidad de generación de reactivos lo que les permite a estos dispositivos ser considerados como una de las opciones más atractivas, mismo hecho que ha convertido al problema de su óptima ubicación en uno de los estudios más recurrentes en la literatura especializada.

1.2.1 EL PROBLEMA DE LA UBICACIÓN DE CAPACITORES

En sistemas de distribución, la aplicación de capacitores es planteada principalmente para control de voltaje y reducción de pérdidas eléctricas; cuando se plantea un esquema de localización de capacitores persiguiendo alguno de estos fines se define como el objetivo primario de la compensación; sin embargo, la extensión de estos beneficios depende en gran medida de cómo los equipos son ubicados en el sistema, siempre que el esquema de compensación sea óptimo puede conseguirse ventajas adicionales de mejora del factor de potencia, liberación de capacidad de los transformadores de la subestación, incremento de la capacidad de transferencia de los alimentadores y reducción de cargos por alta demanda de reactivos,

Cuando los bancos de capacitores son instalados para efecto de control de voltaje, el criterio de instalación obedece a la ubicación en los puntos con deficiencia de voltaje, los beneficios secundarios de la compensación en

derivación propician un ahorro que puede disminuir el costo de operación del sistema; de esto se deriva el hecho que cuando se pretende un beneficio económico en la operación, el objetivo primario de la compensación debe ser la reducción de las pérdidas eléctricas.

Independientemente del objetivo central de la compensación, es deseable colocar los capacitores en puntos estratégicos donde se maximicen los beneficios técnico-económicos al sistema, esto es, manteniendo los perfiles de voltaje adecuados y reduciendo su costo de operación, simultáneamente.

El problema de cómo ubicar los bancos de capacitores en el sistema en tal modo que los beneficios sean alcanzados y/o maximizados frente al costo de los equipos, es conocido como el problema general de ubicación de capacitores PUC, CPP por sus siglas en inglés (capacitor placement problem).

El PUC consiste en determinar las localizaciones, tipos y tamaños de los capacitores a ser instalados, así como los esquemas de control para el caso de operación en diferentes niveles de carga de un sistema de distribución radial. La función objetivo es minimizada mientras ciertas restricciones de carga y operacionales (perfil de voltajes) son satisfechas. Todos estos parámetros determinan la complejidad del problema.

La formulación descrita corresponde a un problema de optimización combinatorial con función objetivo no diferenciable debido a que los costos de los bancos varían en forma discreta. Matemáticamente, el problema general de ubicación de capacitores puede ser definido como uno de programación no lineal entera mixta. El carácter de no linealidad lo imprimen las pérdidas dentro de la función objetivo mientras que la cualidad entera es aportada por la naturaleza de variable discreta del tamaño y punto de operación de los capacitores. [6]

La localización de capacitores ha sido resuelta haciendo uso de diferentes métodos, que van desde los más elementales y de fácil implementación, hasta los muy complejos que pueden obtener resultados precisos.

De acuerdo con [7], los métodos de solución al problema de localización de capacitores, se pueden clasificar en: (1) Métodos analíticos, (2) Métodos numéricos, (3) Métodos heurísticos y (4) Métodos basados en inteligencia artificial. Brevemente, según los criterios expuestos en [7] tenemos:

1.2.1.1 Métodos analíticos

Estos métodos involucran el uso del cálculo infinitesimal para optimizar una función de costo. Una característica de estos métodos es que para su análisis consideran: (1) que el calibre del conductor sea el mismo a lo largo de todo el alimentador, y (2) que la carga esté uniformemente distribuida.

Estas suposiciones son la base del método de Schmill para la localización de capacitores, mejor conocido como la regla de los “dos tercios”. Una dificultad de los métodos analíticos es que para la modelación del problema se emplean variables continuas, lo que conlleva a una disparidad entre los valores óptimos calculados, y la disposición física del sistema de distribución; por consecuencia, los resultados deben ser ajustados para poder instalar los bancos de capacitores en los puntos físicamente posibles.

1.2.1.2 Métodos numéricos

Estos métodos son constituidos por técnicas de programación iterativas para optimizar una función objetivo planteada en términos de un conjunto de variables de decisión, las cuales deben satisfacer un conjunto de restricciones. Las variables de decisión son asociadas con la localización, capacidad, número de capacitores, voltajes, corrientes y están sujetas a restricciones operativas. La función objetivo puede estar sujeta a todas las restricciones de voltaje y carga de alimentadores, capacidades discretas de capacitores y localización física de nodos. La programación dinámica es uno de los métodos numéricos más utilizados para optimización debido a que divide el problema en etapas y optimiza cada una de ellas, obteniendo un óptimo global.

1.2.1.3 Métodos heurísticos

Los métodos basados en técnicas de búsqueda heurística están basados en reglas heurísticas que son desarrolladas a través de la intuición, experiencia y criterios relacionados con la operación de sistemas de distribución. Las reglas heurísticas producen estrategias prácticas y rápidas que reducen la búsqueda exhaustiva y pueden guiar a una solución óptima. La aplicación de estos métodos ha sido relevante en la localización de capacitores para minimización de pérdidas cuando se realizan tareas de reconfiguración en el sistema.

Algunas técnicas han sido propuestas para identificar las secciones del sistema de distribución con mayores pérdidas, ocasionadas por las corrientes reactivas, encontrando de esta manera los nodos en los cuales la instalación de capacitores tiene el mayor efecto sobre la reducción de las pérdidas totales del sistema. Estos métodos pueden también considerar alimentadores con cargas variables.

Los métodos heurísticos se caracterizan porque se pueden entender e implementar con mayor facilidad que los métodos analíticos y numéricos, sin embargo los resultados no resultan ser los más óptimos.

1.2.1.4 Métodos basados en inteligencia artificial

Estos métodos se caracterizan por ser suficientemente poderosos para resolver el problema de localización de capacitores de manera óptima o cercana a esta; están basados en las diferentes áreas de la inteligencia artificial (algoritmos evolucionarios, sistemas expertos, lógica difusa, redes neuronales). PUCs que por su formulación son eludidos por los métodos convencionales a través de sus simplificaciones y asunciones, pueden ser abordados por este tipo de técnicas que tienen la capacidad de tomar en cuenta incertidumbres, como el carácter variable de la carga, por ejemplo.

1.3 ANTECEDENTES BIBLIOGRÁFICOS

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 es abordada desde diferentes perspectivas comprendiendo la definición del problema, formulación, objetivos y métodos de solución. En la mayoría de estos desarrollos la función objetivo ha sido modelada 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.

Las publicaciones más antiguas resuelven el problema usando métodos analíticos, gran parte de ellas asocian consideraciones ideales de los alimentadores y del comportamiento de la carga, aunque algunos incluyen aspectos reales y prácticos tanto del sistema, como de los capacitores. Los estudios más tempranos son los llevados por Neagle y Samson. El problema es definido por la ubicación y tamaño de un número dado de capacitores fijos que minimicen las pérdidas de potencia para un nivel de carga dado. Los resultados, cuya expresión más simple es la celebre regla de los 2/3, estuvieron supeditados a: (i) consideración del ramal principal del alimentador con carga y conductor uniforme, (ii) reducción de pérdidas ocasionadas sólo por el cambio en la componente reactiva de las corrientes, (iii) ignorar los cambios en los voltajes y (iv) costo de capacitores despreciable. Fawzi incorporó la capacidad liberada en la subestación y el incremento de voltaje en demanda mínima al modelo. Cook extendió la formulación del problema para incluir la reducción de pérdidas de energía y demanda pico.

Involucrar condiciones reales en los alimentadores de distribución, dificulta la solución de metodologías analíticas, los métodos numéricos, desarrollados mediante técnicas computacionales, permiten la manipulación matemática de gran cantidad de información, con lo cual es posible incluir aspectos relevantes de la operación de los sistemas.

Duran, explotando la naturaleza discreta del tamaño de los capacitores empleó un modelo más realista para el alimentador con muchas secciones de tamaño diferente (conductor) y cargas concentradas; propone un método de programación dinámica. Ponnaivaiko y Prakaso consideran el crecimiento de la carga, la liberación de capacidad en el sistema y la elevación de voltaje en horas de baja demanda en un proceso de optimización local (variaciones locales).

Grainger y Lee generalizaron la formulación de Cook convirtiéndola en un problema de programación no lineal. Junto con El-Kib, propusieron una solución para determinar el diseño y esquema de control óptimo para el manejo de capacitores conectables. Uno de los trabajos más consultados por diferentes autores es la serie de publicaciones presentadas por Grainger y Civanlar, aquí se formula el problema de control de voltaje y potencia reactiva para sistemas de distribución con ramales, usando reguladores de voltaje y capacitores en derivación; la solución óptima es obtenida tomando en cuenta aspectos reales del sistema y costo de la aplicación de los capacitores. Baran y Wu, sobre el planteamiento de Grainger incorporan sus propias ecuaciones de flujo, las restricciones de voltaje en distintos niveles de carga y la naturaleza discreta de las ubicaciones, dando como resultado un algoritmo de solución basado en programación entera mixta.

Los métodos heurísticos permiten aproximar soluciones óptimas, Kaplan extendió la formulación para alimentadores con múltiples laterales. Levitin presenta un método basado en búsqueda heurística para reducción de pérdidas de potencia activa en sistemas de distribución a través de la localización de capacitores. El método localiza capacitores en ciertos nodos seleccionados heurísticamente, considerando como criterio de decisión los nodos con mayor carga reactiva, el tamaño del capacitor es determinado en función de la cantidad de carga conectada en los nodos seleccionados. Generalmente estos métodos son implementados en combinación con otras técnicas numéricas o basadas en inteligencia artificial, como en los trabajos expuestos por Ng o Miu.

Sin duda los métodos actualmente más populares son los desarrollados a través de inteligencia artificial. Los trabajos de Levitin y Sundhararajan resuelven el problema de localización de capacitores usando algoritmos genéticos. Se incluyen aspectos reales de los alimentadores de distribución y capacitores; tipo, costos de adquisición e instalación, gastos de operación y vida útil, por ejemplo.

Salama presenta la configuración e implementación de un sistema experto para el control de potencia reactiva en sistemas de distribución. La simulación de templado de sólidos (simulated annealing) usada por Chiang y Wang formula el problema de manera análoga a Baran, se propone y analiza un algoritmo general basado en ésta técnica, el cual obtiene un óptimo global. Las redes neuronales artificiales, ampliamente utilizadas para el reconocimiento de patrones, permiten resolver también el problema de localización óptima de capacitores, Santoso propone un sistema experto, que usa en el proceso de optimización una red neural de dos capas, con lo que resuelve el control de capacitores en tiempo real para la reducción de pérdidas en sistemas de distribución. Su y Chin, publican estudios usando la teoría de lógica difusa.

La combinación de varios métodos resulta ventajosa para la solución óptima al problema de localización de capacitores. Ng propone un sistema experto difuso estructurado por un conjunto de reglas heurísticas para la localización de capacitores con el objetivo de reducción de pérdidas y demanda máxima. Ghose combina un método basado en simulación de templado de sólidos con un algoritmo genético, incluyendo variaciones en la carga y costo de capacitores, para la reducción de pérdidas en sistemas de distribución. Miu presenta un algoritmo conformado por dos etapas, la primera consiste de un algoritmo genético para definir las zonas donde pueda ser mayor el impacto de las acciones de control, la segunda es basada en una técnica heurística para identificar la ubicación exacta, basándose en sensibilidades de pérdidas. La metodología es utilizada para la localización, relocalización y control en sistemas de distribución operando en condiciones desbalanceadas.

1.4 JUSTIFICACIÓN

A través de la breve revisión bibliográfica expuesta se puede demostrar el gran interés que sobre el problema de localización de capacitores en sistemas de distribución ha recaído. Como se advirtió inicialmente, a lo largo del marco introductorio, existe la necesidad de realizar propuestas y estudios que mejoren las condiciones operativas y eficiencia de las empresas distribuidoras de energía eléctrica. En tal virtud, el desarrollo del presente trabajo basado en una técnica de relativa vanguardia encuentra las razones y justificativos para llevarse adelante.

1.5 OBJETIVO Y ALCANCE

Conociendo el marco conceptual del problema, el objetivo de la tesis se enfoca en la implementación de un método que permita obtener los máximos beneficios que puedan lograrse a partir de la instalación de capacitores en alimentadores primarios de distribución.

En este sentido dos alternativas son consideradas. La primera que toma en consideración criterios heurísticos en su formulación y, la segunda que utiliza algoritmos genéticos como mecanismo de búsqueda de una solución óptima.

El esquema de compensación presentado como solución al problema, comprenderá el tamaño, número y localización de los bancos de capacitores a instalarse en un sistema de distribución radial que maximicen los beneficios al tiempo que se respeten las restricciones operativas y de carga.

2 ASPECTOS BÁSICOS Y CRITERIOS ELEMENTALES DE LA APLICACIÓN DE CAPACITORES

2.1 DEFINICIONES Y CONSIDERACIONES BÁSICAS

A simple vista un capacitor parece ser un aparato simple y poco sofisticado, se tiene la idea básica de dos placas metálicas separadas por un material dieléctrico aislante que actúa bajo la acción de una fuerza eléctrica. En realidad, sin embargo, un capacitor de potencia es un dispositivo altamente técnico y complejo en el que materiales dieléctricos muy delgados y fuerzas eléctricas de magnitud considerable están involucrados junto a procesos sofisticados [8]. La Fig. 2.1 (a) muestra una vista en corte de un capacitor para corrección de factor de potencia. La Fig. 2.1 (b) muestra la utilización de un capacitor para montaje aéreo en poste (pole-mounted).

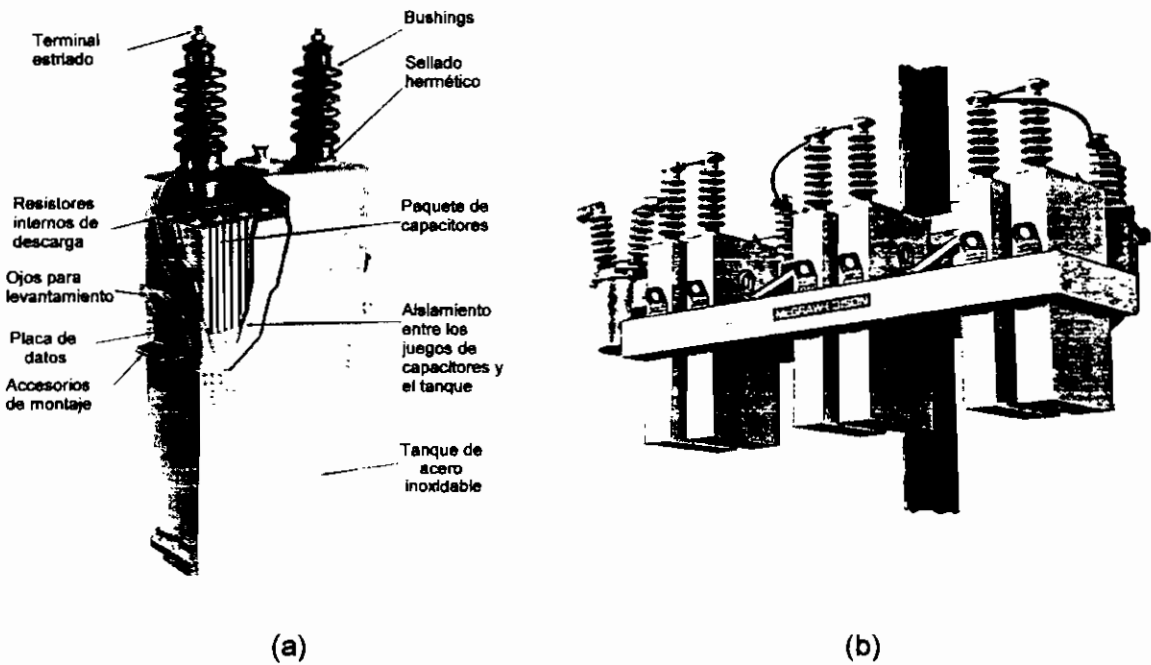


Fig. 2.1. (a) Vista en corte de un capacitor para corrección de fp,
(b) Capacitor para montaje en poste

2.1.1 FACTOR DE POTENCIA

El factor de potencia es la razón de la corriente útil de trabajo a la corriente total en la línea. Ya que la potencia es el producto de la corriente y el voltaje, el factor de potencia puede también ser expresado como la razón de la potencia real a la potencia aparente. La potencia aparente está formada por dos componentes, potencia real (expresada en kW) y la potencia reactiva (expresada en kVAR). Esta relación es mostrada en la Fig. 2.2 (a)

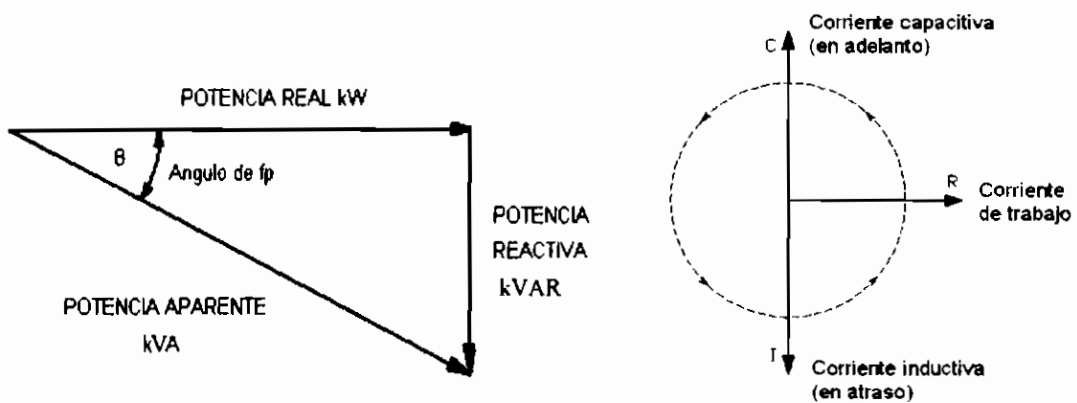


Fig. 2.2. (a) Triángulo de potencias, (b) Naturaleza de la corriente

El conocimiento de los distintos tipos de corriente discutidos, en fase, atraso y adelanto, permiten dibujar las relaciones de la Fig. 2.2 (b). En su gran mayoría, las líneas de las redes de distribución contienen corrientes con componente real o de trabajo y en atraso. Si se conoce cuanta corriente inductiva está transportando una línea, entonces se puede conectar la cantidad de capacitores necesarios para reducir su valor en la medida de lo posible. [9]

2.1.2 CAPACITORES SERIE Y PARALELO

Como se mencionará a lo largo de este trabajo, la principal función de los capacitores, sea cual fuere su naturaleza serie o paralelo, instalados como una unidad simple o en bancos, es regular el voltaje y el flujo de potencia reactiva en el punto donde son ubicados.

El capacitor en derivación o paralelo (shunt) lo hace cambiando el factor de potencia de la carga, mientras que el capacitor serie lo hace compensando directamente la reactancia inductiva del circuito. [8] [2]

2.1.2.1 Capacitores serie

Los capacitores serie, aquellos conectados en serie con las líneas, han sido usados raramente sobre los circuitos de distribución debido a su rango limitado de aplicación [8]. Como se aprecia en la Fig. 2.3, un capacitor serie compensa la reactancia inductiva. En otras palabras, un capacitor serie es una reactancia negativa (capacitiva) conectada en serie con la reactancia positiva (inductiva) del circuito con el efecto de suprimirla total o parcialmente. En consecuencia, el efecto primario de un capacitor serie es minimizar o suprimir la caída de voltaje causada por la reactancia inductiva del circuito. Considérese el circuito y diagrama fasorial de la Fig. 2.3 (a) y (c) la caída de voltaje puede ser expresada aproximadamente como:

$$\Delta V = IR \cos \theta + I X_L \text{sen} \theta \quad 2.1$$

donde R : resistencia del circuito

X_L : reactancia inductiva del circuito

θ : ángulo del factor de potencia en el nodo de recepción

Como puede ser observado en el diagrama, la magnitud del segundo término de la ecuación es mucho mayor que la del primero, diferencia que puede ser más marcada si el factor de potencia es menor y la razón R/X_L es más pequeña.

Sin embargo, cuando un capacitor serie es aplicado, como lo muestra la Fig. 2.3 (b) y (d) la caída de voltaje resultante puede ser calculado, con la expresión donde X_C es la reactancia capacitiva del capacitor serie:

$$\Delta V = IR \cos \theta + I(X_L - X_C) \text{sen} \theta \quad 2.2$$

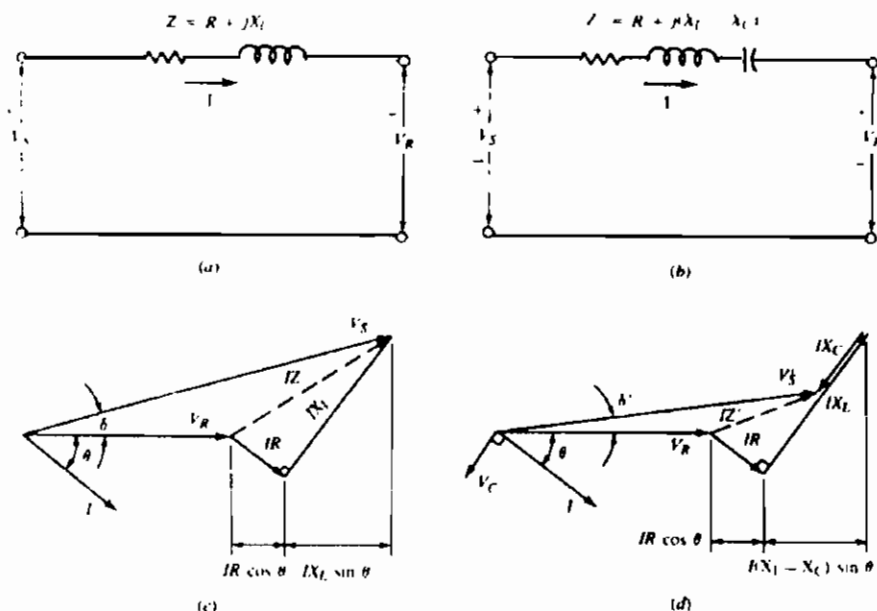


Fig. 2.3. Diagramas fasoriales de un circuito con fp en atraso: (a) y (c) sin capacitor serie, (b) y (d) con capacitor serie [8]

Para disminuir considerablemente el voltaje entre los nodos de envío y recepción por la aplicación de un capacitor serie, la corriente de carga tiene que tener un factor de potencia en atraso. Debido a este tipo de situaciones y a muchas otras, dígame, ferresonancia en transformadores, resonancia subsincrónica durante el arranque de motores y problemas a la hora de proteger los capacitores de las corrientes de falla del sistema, los capacitores serie no encuentra mayor aplicación sobre los sistemas de distribución. [8] [2]

2.1.2.2 Capacitores paralelo

Los capacitores paralelo son usados extensivamente en los sistemas de distribución [2]. Proveen el tipo de corriente para contrarrestar parcial o totalmente la componente fuera de fase de la corriente requerida por una carga inductiva. En la Fig. 2.4 se aplica un capacitor paralelo a un circuito, la magnitud de la corriente puede ser reducida, el factor de potencia mejorado, consecuentemente la caída de voltaje entre el punto de envío y la carga es también disminuida. Sin embargo, la aplicación de capacitores paralelo no afectan la corriente o el factor de potencia detrás de su punto de instalación.

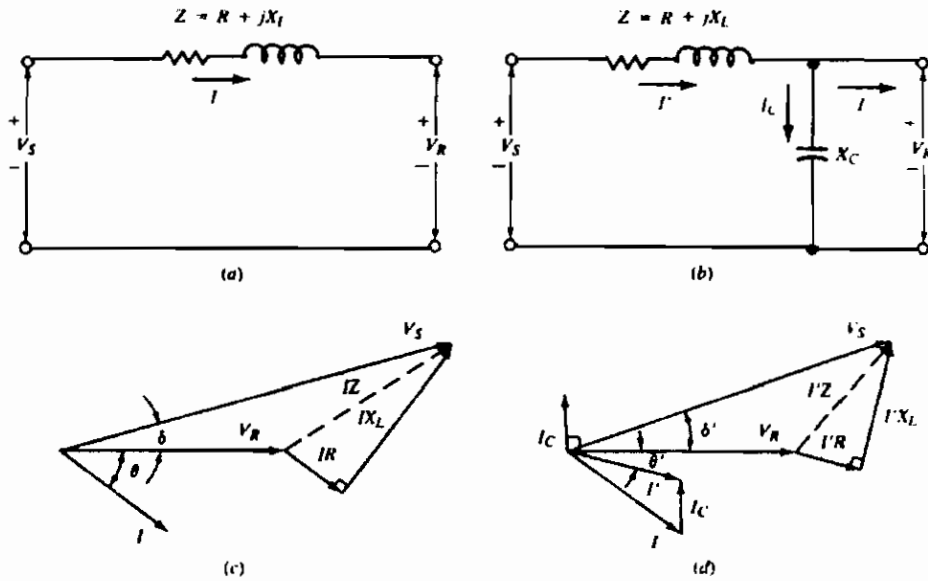


Fig. 2.4. Diagramas fasoriales que ilustran el efecto de un capacitor en derivación sobre un circuito con factor de potencia en atraso [8]

2.2 EFECTOS DE LA ADICIÓN DE CAPACITORES PARALELO

La mayoría de las cargas de los sistemas de potencia y los equipos de entrega (líneas y transformadores) son de naturaleza inductiva y por lo tanto operan a un factor de potencia en atraso. En esta circunstancia, un sistema de potencia requiere un flujo adicional de vars que disminuyen su capacidad, incrementa sus pérdidas y reduce su voltaje. [10]

La Tabla 2.1 presenta un resumen de los beneficios derivados cuando los capacitores paralelo son aplicados a sistemas de transmisión y distribución.

Beneficios	Sistema de Transmisión	Sistema de Distribución
Soporte de vars	*	†
Control de voltaje	*	*
Incremento capacidad del sistema	†	*
Reducción pérdidas de potencia	†	*
Reducción cargos de facturación	---	*

* Beneficio primario † Beneficio secundario

Tabla 2.1. Resumen de los beneficios de la aplicación de capacitores shunt

2.2.1 SOPORTE DE POTENCIA REACTIVA

Este beneficio comprende muchos de los beneficios de los capacitores paralelo, como la mejora del control de voltaje y el factor de potencia, reducción de las pérdidas del sistema y los requerimientos de potencia reactiva a los generadores, así como el incremento de los límites de estabilidad.

2.2.2 CONTROL DE VOLTAJE

La aplicación de capacitores a un sistema resultará en un incremento de voltaje. En un sistema con un factor de potencia en atraso, esto ocurre debido a que los capacitores pueden reducir la cantidad de corriente reactiva que está siendo portada por el sistema. [10]

Los bancos instalados sobre las líneas de distribución proveen un soporte de voltaje a lo largo de la longitud entera de la línea y son generalmente conectados durante periodos de carga pico o condiciones de bajo voltaje. Para analizar en mayor detalle el efecto de los capacitores sobre el voltaje, considérese el diagrama de la Fig. 2.5. En el circuito R y X_L son, respectivamente, la resistencia y la inductancia entre la fuente y la carga. El voltaje de envío será igual al voltaje en la carga más la caída de voltaje a través de R y X_L . Los valores de estos parámetros intencionalmente han sido supuestos como iguales, por lo que las caídas IR y IX_L tendrán el mismo valor.

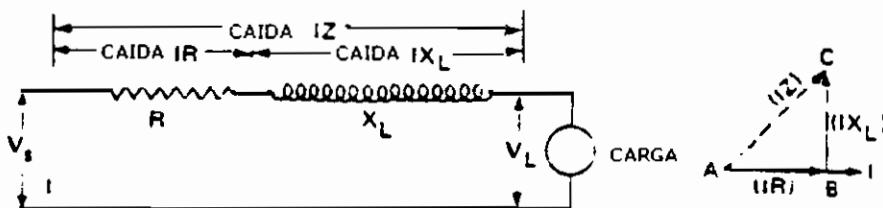


Fig. 2.5. Representación general de un circuito

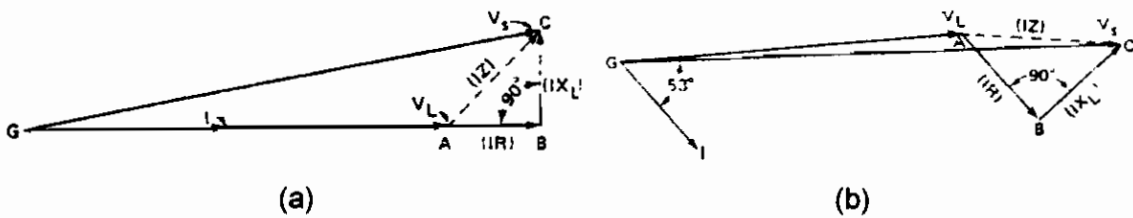


Fig. 2.6. Diagramas fasoriales del circuito anterior: (a) fp unidad (b) fp en atraso.

Asumiendo el caso de un factor de potencia unitario Fig. 2.6 (a), en el que la corriente en la carga I está en fase con el voltaje a sus terminales V_L , se puede apreciar que la caída de voltaje debida a la resistencia de la línea tiene un efecto mucho más grande sobre la diferencia entre V_L y V_S que la caída producida por la inductancia; siempre y cuando IR y IX_L sean de igual valor.

Ahora, el mismo circuito tiene un factor de potencia de 0.6 y es representado en la Fig. 2.6 (b). Se podrá observar que siendo las caídas en la resistencia y la reactancia iguales, ésta última influye en mayor medida sobre la caída total. Por la adición de capacitores, dos resultados muy beneficiosos pueden ser alcanzados: I) La reducción de la corriente de línea disminuye las caídas IR y IX_L , mejorando la regulación, II) Con un factor de potencia más alto se atenúa el efecto de la caída sobre la reactancia de la línea.

2.2.3 INCREMENTO EN LA CAPACIDAD

A menudo es el beneficio más importante que justifica la adición de capacitores sobre los sistemas de distribución. Este hecho cobra relevancia cuando las cargas abastecidas por el sistema crecen rápidamente. [10]

La adición de capacitores paralelo, reduce la carga (kVA) del sistema, de este modo libera cierta capacidad que puede ser usada para servir futuros incrementos de demanda. Los beneficios pueden ser analizados a nivel de las unidades de generación y el sistema de transmisión, a nivel de subestaciones de distribución, y sobre los alimentadores primarios de distribución.

2.2.4 REDUCCIÓN DE PÉRDIDAS

En algunos sistemas de transmisión y distribución puede conseguirse una significativa reducción en las pérdidas mediante una aplicación adecuada de capacitores. El flujo de corriente a través del sistema será reducido desde el punto de la ubicación del capacitor en dirección hacia la fuente. Ya que las pérdidas de potencia son directamente proporcionales al cuadrado de la corriente, una reducción del flujo de corriente resulta en un mayor cambio sobre las pérdidas de potencia. Por esta razón, a menudo los capacitores son instalados lo más cercano posible a la carga.

2.2.5 REDUCCIÓN DE CARGOS TARIFARIOS

Ciertas empresas usan algún tipo especial de tarifación para sus grandes consumidores. En estas circunstancias, conociendo que la aplicación de capacitores paralelo puede resultar en una disminución de los requerimientos de la carga (kVA), una reducción en el cargo tarifario puede ser considerada.

2.3 CORRECCIÓN DEL FACTOR DE POTENCIA

Por la adición de capacitores, la componente de potencia reactiva Q de la potencia aparente S de la carga puede ser reducida o totalmente suprimida. A través de la Fig. 2.7 se ilustran incrementos de la potencia reactiva Q ante cambios en el factor de potencia. [8]

Asúmase que antes de la instalación de capacitores el factor de potencia de cierto circuito es de 70% y que su aplicación aumenta este valor a 100% para cierto periodo del día. Refiriéndose a parte de la Fig. 2.7, para esta condición se tiene 142 kVA por cada 100 kW de carga. Entonces, para el mismo valor de kW, la corriente original en la línea es 1.42 veces más grande que la presente al 100% de factor de potencia.

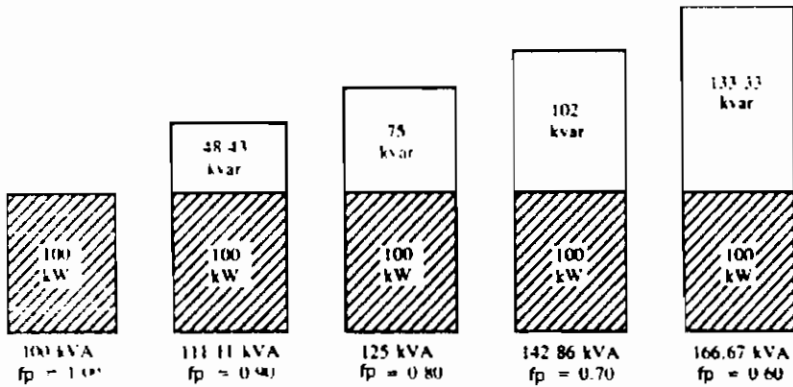


Fig. 2.7. Relación de potencias

La razón de pérdidas, debida a su variación con el cuadrado de la corriente sería:

$$\frac{Pérdidas_{fp=70\%}}{Pérdidas_{fp=100\%}} = \frac{1.42^2}{1.00^2} = 2.04 \quad 2.3$$

La simulación muestra la razón para el cambio en las pérdidas, pero es mucho más simple recordar que las pérdidas de la línea varían inversamente con el cuadrado de los factores de potencia considerados. [9]

$$\frac{Pérdidas_{fp1}}{Pérdidas_{fp2}} = \frac{(pf_2)^2}{(pf_1)^2} \quad 2.4$$

Para el ejemplo supuesto, el mejoramiento desde 70% al 100% del factor de potencia reduciría las pérdidas en un 50% del valor anterior. Durante el resto del día cuando la corrección lograda no es la unidad, se pueden calcular resultados proporcionales.

2.4 APLICACIÓN DE CAPACITORES EN A/P DE DISTRIBUCIÓN

En general, los capacitores se pueden aplicar en casi cualquier nivel de voltaje, unidades individuales pueden ser adicionadas en paralelo para lograr la capacidad en kVAR deseada o se pueden organizar en serie para obtener el voltaje requerido.

La información recopilada para todo el sistema de potencia, según [8] indica que aproximadamente el 60 por ciento de los capacitores es aplicado sobre los alimentadores de distribución, 30 por ciento en las barras de las subestaciones, y el restante 10 por ciento en el sistema de transmisión.

Los capacitores de potencia usados en los sistemas de distribución pueden ser "pole-mounted" para montaje en poste, bancos "pad-mounted" para montaje en bloques, o del tipo sumergible. Los bancos de distribución a menudo incluyen tres o nueve unidades conectadas en configuración Y, Y aterrizada, o en Δ .

2.4.1 CAPACITORES FIJOS Y CONECTABLES

De acuerdo a su instalación, los capacitores pueden ser fijos o conectables. La Fig. 2.8 ilustra el efecto de un capacitor fijo sobre el perfil de voltajes de un alimentador con carga uniformemente distribuida para condiciones de carga máxima y mínima. Si solo se instala capacitores del tipo fijo, el sistema podría experimentar un excesivo factor de potencia en adelanto y el aumento de los voltajes a niveles no permitidos.

Por lo tanto, como lo muestra la Fig.2.9, algunos de los capacitores son conectados temporalmente durante condiciones de carga que están por encima de la mínima, mientras que los capacitores fijos son dimensionados para el nivel más bajo de la curva de carga y conectados permanentemente.

En la gráfica se advierte que los capacitores conectables pueden ser conectados en bloque o con pasos consecutivos en función de los cambios de la potencia reactiva demandada a lo largo del día. En la práctica, el número de pasos o bloques es menor al ilustrado debido a los gastos adicionales del equipo de conmutación y el sistema de control. [8]

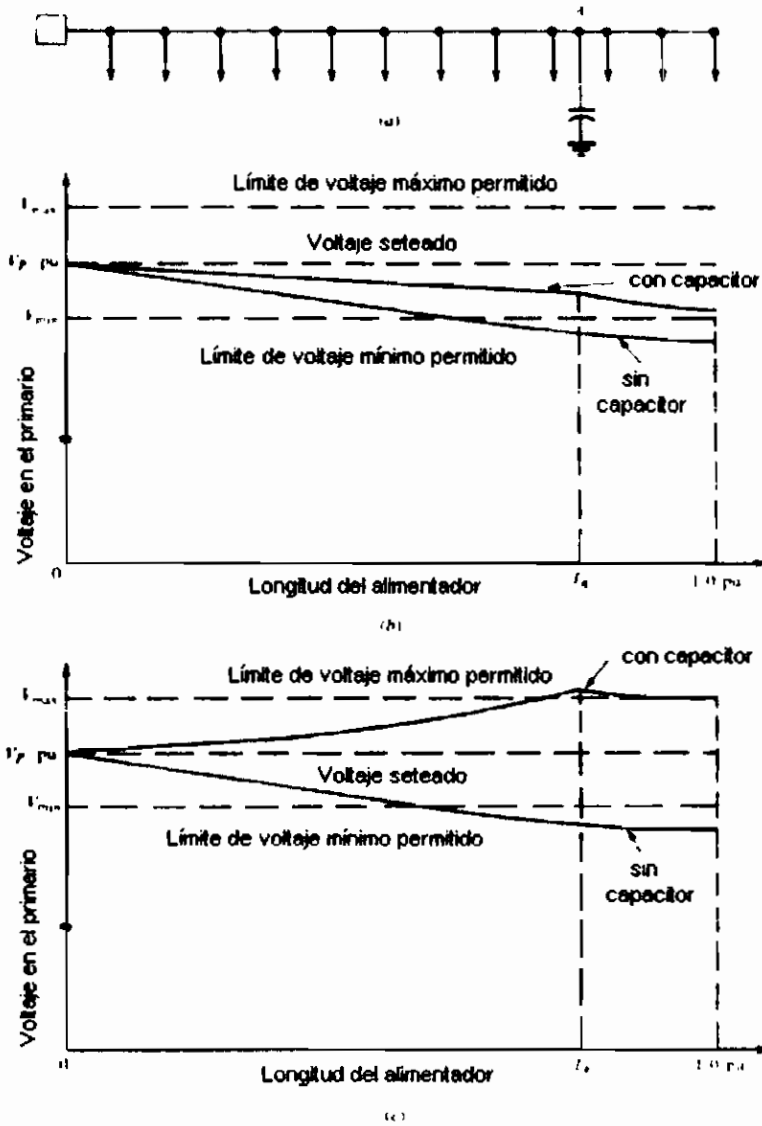


Fig. 2.8. Posibles efecto de la aplicación de capacitores paralelo

2.4.1.1 Control de capacitores conectables

El proceso de conexión de los capacitores puede ser hecho por control manual o por control automático. El control manual (en la ubicación o por mando a distancia) puede ser empleado en las subestaciones de distribución. El modo automático usa elementos de control cuyo principio de operación se basan en tiempo, voltaje, corriente, voltaje-tiempo, voltaje-corriente, y temperatura. [8]

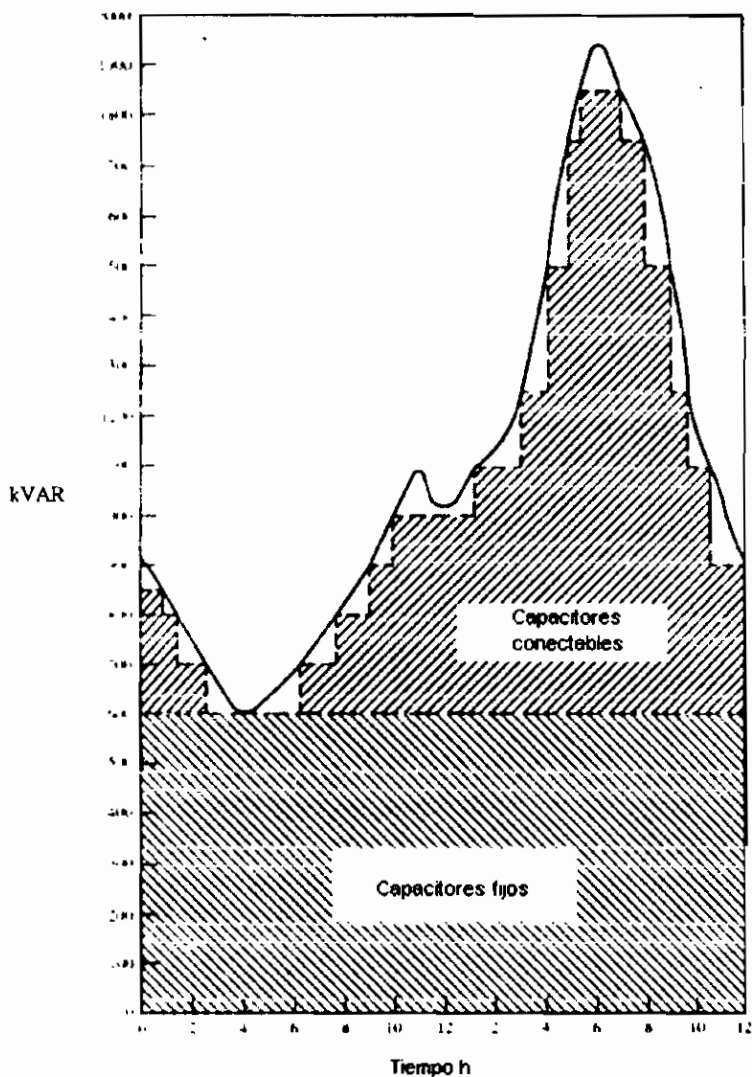


Fig. 2.9. Dimensionamiento (tamaño) y selección del tipo de capacitor adecuado para cubrir la curva de demanda

2.4.2 CAPACIDADES ESTÁNDAR

Los valores estandarizados y las condiciones de servicio para capacitores de potencia están especificados en la norma IEEE Std 18-1992. La Tabla 2.2 presenta las capacidades y voltajes para capacitores que operan a 60 Hz. [10]

V rms (Terminal a Terminal)	kVAR	Fases	BIL kV
2400	50, 100, 150, 200	1	75
2770	50, 100, 150, 200	1	75
4160	50, 100, 150, 200	1	75
4800	50, 100, 150, 200	1	75
6640	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
7200	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
7620	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
7960	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
8320	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
9540	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
9960	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
11400	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
12470	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95
13280	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95 y 125
13800	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95 y 125
14400	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	95 y 125
15125	50, 100, 150, 200, 300, 400	1	125
19920	100, 150, 200, 300, 400	1	125
19920 †	100, 150, 200, 300, 400	1	125 y 150
20800 †	100, 150, 200, 300, 400	1	150 y 200
21600 †	100, 150, 200, 300, 400	1	150 y 200
22800 †	100, 150, 200, 300, 400	1	150 y 200
23800 †	100, 150, 200, 300, 400	1	150 y 200
24940 †	100, 150, 200, 300, 400	1	150 y 200
4160 GrdY/2400	300, 400	3	75
4800 GrdY/2770	300, 400	3	75
7200 GrdY/4160	300, 400	3	75
8320 GrdY/4800	300, 400	3	75
12470 GrdY/7200	300, 400	3	95
13200 GrdY/7620	300, 400	3	95
13800 GrdY/7960	300, 400	3	95
14400 GrdY/8320	300, 400	3	95

† Un bushing

Tabla 2.2. Voltajes y tamaños de capacitores para 60 Hz

2.4.3 TIPOS DE CONEXIÓN

Un banco de capacitores trifásico puede ser conectado en I) Δ , II) Y, II) Y- con puesta a tierra (aterrizada). El tipo de conexión usado depende del sistema, de los requerimientos de protección y de las interferencias. Una condición de resonancia puede ocurrir en las configuraciones en Δ y Y (neutro flotante) cuando hay fallas de una o dos líneas abiertas sobre el lado de la fuente; el voltaje mantenido en las fases afectadas realimenta cualquier transformador localizado en el extremo de la carga. Como resultado, los transformadores monofásicos de un sistema de 4 conductores pueden ser averiados. [8]

Por lo tanto, la conexión en Y sin puesta a tierra no es recomendada bajo las siguientes condiciones:

- Sobre alimentadores con disyuntores monopolares.
- Sobre bancos de capacitores fijos
- Sobre alimentadores con transferencia de carga de emergencia.
- Sobre secciones del alimentador detrás de un seccionador-fusible o un reconectador monopolar.

Sin embargo, este esquema puede ser recomendado si una o más de las situaciones detalladas a continuación están presentes:

- Excesivas corrientes armónicas sobre el neutro de la subestación.
- Interferencias telefónicas
- Instalación del banco con dos seccionadores monofásicos en lugar de tres.

Usualmente, los bancos con conexión en Y con puesta a tierra son empleados en sistemas primarios trifásicos de cuatro conductores Fig. 2.10. De lo contrario, si este esquema es adoptado sobre un sistema trifásico de tres conductores en Δ o en Y, suministrará una gran corriente a tierra que podría perturbar relés de falla a tierra muy sensitivos. [8]

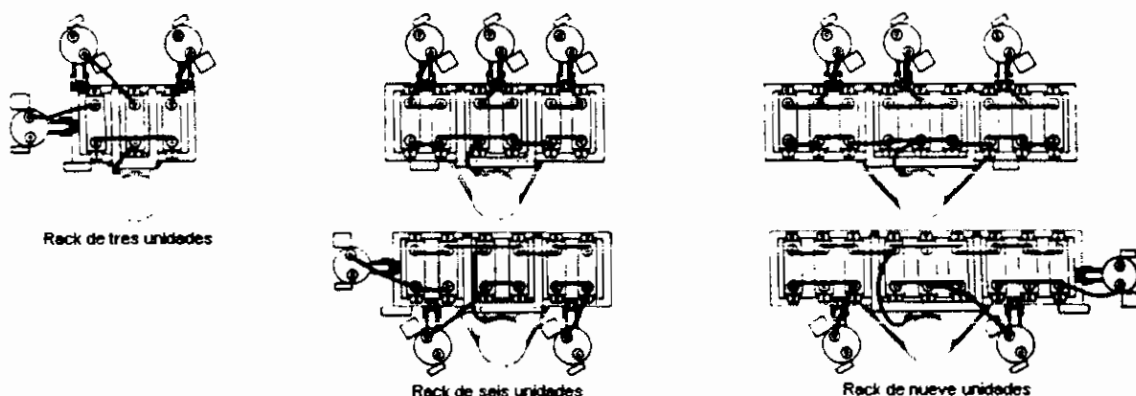


Fig. 2.10. Disposición típica para el montaje de bancos de capacitores en poste

2.4.4 EQUIPO DE CORTE

Los aspectos claves a tener presente son la corriente en estado estable, la corriente de avalancha (inrush) durante la energización, el voltaje nominal del sistema y el voltaje transitorio de restablecimiento durante la desenergización. Estos parámetros son abordados con mayor detalle en la normativa de disyuntores IEEE Std C37.06-1987 y IEEE Std C37.012-1979. Estos estándares sugieren usar para el breaker una corriente 1.25 veces la corriente nominal del capacitor a voltaje nominal en una conexión sin el neutro aterrizado, y 1.35 veces la corriente nominal en la operación con neutro puesto a tierra. [10]

2.4.5 PROTECCIÓN

Debido al tamaño relativamente pequeño de los bancos de capacitores usados en sistemas de distribución, los métodos de protección son en general más simples que aquellos usados para bancos en subestaciones. La protección del tipo pole-mounted para montaje en poste comprende el empleo de fusibles y pararrayos.

2.4.5.1 Fusibles

Fusibles para todo el banco, fusibles para cada unidad individual o una combinación de las dos alternativas puede ser usada a la hora de proteger los bancos de capacitores. La protección grupal del banco consiste de un fusible en serie con todos los capacitores instalados en la fase considerada. Para el caso individual, cada unidad es tratada en forma separada del resto.

La primera alternativa es el método más común en las aplicaciones sobre alimentadores de distribución. Su función es detectar la falla sobre un capacitor y remover al grupo en su totalidad con la mayor rapidez para prevenir el daño en las unidades restantes. [10]

2.4.5.2 Pararrayos

Las descargas atmosféricas y la conexión de los bancos pueden resultar en sobrevoltajes significativos presentes en el sistema, por lo que, la aplicación de pararrayos en los bancos de capacitores puede ser válida para limitar estos fenómenos transitorios. Generalmente, estos equipos son instalados lo más cercano posible a las unidades sobre el lado en que los fusibles han sido ubicados. Si el pararrayos precede al fusible, la corriente a través de éste último puede ser reducida, lo cual es importante para pequeños bancos en sistemas de alto voltaje donde el tamaño común de los fusibles es cercano a 15 A. [10]

2.4.6 CONSIDERACIONES ARMÓNICAS

Los problemas de armónicos pueden ocasionar la quema de fusibles, unidades averiadas y la operación incorrecta de relés. Aunque los transformadores pueden ser los mayores productores de armónicos en el sistema de distribución, los dispositivos que utilizan arcos (hornos, sueldas), o convertidores electrónicos de potencia (computadoras, reguladores de velocidad de motores, UPS) han llegado a ser fuentes armónicas referenciales sobre algunos alimentadores. Por ello, un problema de armónicos debería ser tomado en cuenta e investigado en el supuesto que el equipo falle inexplicablemente o presente mal funcionamiento.

2.4.7 INSPECCIÓN Y MANTENIMIENTO

Todos los bancos de capacitores deberían ser inspeccionados y sus características eléctricas medidas en el momento de su instalación y periódicamente como sea requerido a lo largo de su vida de servicio. Ya que estos aparatos son sistemas cerrados, una revisión ocular no puede determinar la condición individual de los equipos. La seguridad del personal debe ser analizada para el desarrollo de estas actividades.

2.5 PRIMEROS CRITERIOS PARA UNA APLICACIÓN ÓPTIMA

En general, la mejor ubicación de los capacitores puede ser encontrada optimizando las pérdidas de potencia y la regulación de voltaje. Una manera muy usada, por lo menos para estudios conceptuales es descrita gráficamente en [11]. En la Fig. 2.11 se muestra la demanda de potencia reactiva para un alimentador troncal de 3 millas de longitud con carga distribuida uniformemente a razón de 2 MVAR por milla. En (a) el alimentador, opera sin compensación, con un factor de potencia de 70.71%, es decir 2 MW y 2 MVAR por milla, la potencia reactiva total demandada es de 9 MVAR (área total sombreada). En (b), el mismo alimentador, compensado con un banco de 3 MVAR localizado a la mitad de la línea desde la subestación, corrigiendo el factor de potencia en este punto a 100%, el cual, visto desde la subestación, es del 89%.

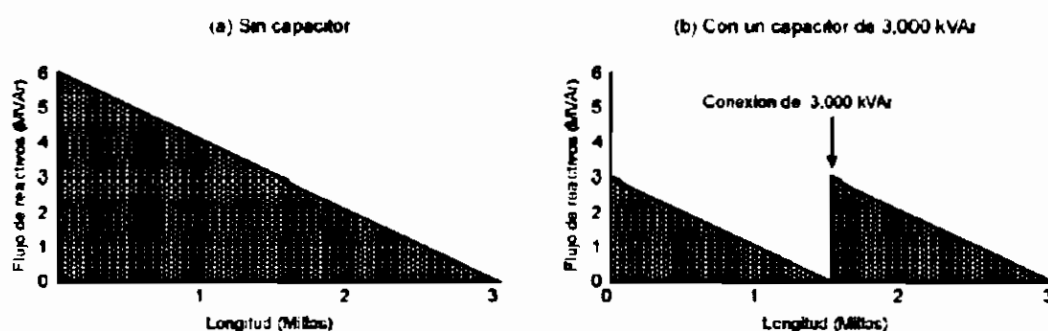


Fig. 2.11. Demanda de potencia reactiva de un alimentador troncal de 3 millas con carga distribuida uniformemente

La aplicación del capacitor al alimentador troncal, ilustrada en la figura, permite observar los siguientes detalles citados en las secciones previas:

- El flujo de potencia reactiva antes del capacitor se reduce a 2.25 MVAR.
- El flujo de potencia reactiva después del capacitor no es afectado.
- Se obtiene un ahorro en la demanda de reactivos de 4.5 MVA.

2.5.1 DETERMINACIÓN DE LA UBICACIÓN Y CAPACIDAD ÓPTIMOS A PARTIR DE UNA APROXIMACIÓN GRÁFICA

Lo que mayormente degrada el desempeño eléctrico de un sistema es el impacto acumulado del flujo de potencia reactiva a lo largo del alimentador (VAR totales) [11]. El método gráfico descrito en la Fig. 2.11 mide esto directamente, siendo muy usado para estimar el efecto sobre un alimentador al mover bancos de capacitores a otros lugares de la línea, como lo ilustra la Fig. 2.12. El movimiento en el lugar de instalación del capacitor de 3,000 kVAR desde un punto a la mitad de la línea, hacia el final del alimentador permite agregar los MVAR mostrados en la figura como una sombra oscura, y quitar los MVAR mostrados sin sombrear. La red resultante muestra una reducción global de MVAR y una mejora del fp.

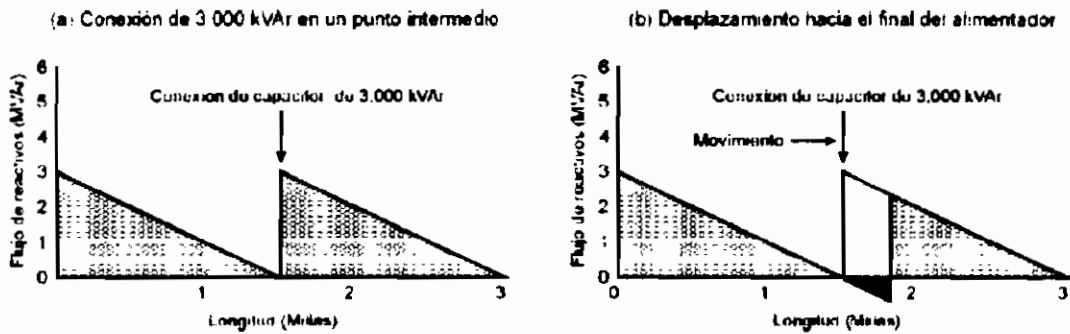


Fig. 2.12. Movimiento del lugar de instalación del capacitor

El análisis de los incrementos puede usarse como una guía para determinar el "lugar óptimo" en donde instalar el banco, de manera que minimice la potencia reactiva del alimentador. El mejor lugar, para este ejemplo, es a 3/4 del alimentador. [11]

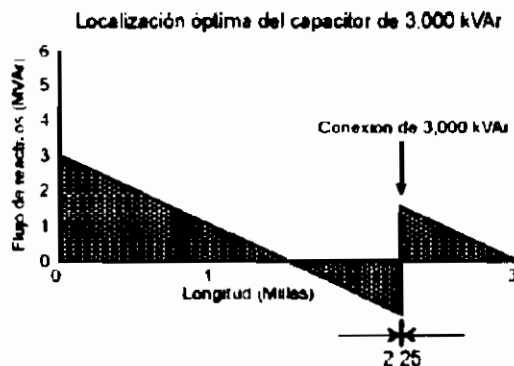


Fig. 2.13. Aplicación del método gráfico para la localización óptima de capacitores

Además, el análisis de las variaciones en la capacidad puede ayudar a identificar el mejor tamaño de los capacitores en cualquier lugar en particular, como se muestra en la Fig. 2.14. El “tamaño óptimo” del capacitor a la mitad del trayecto en el alimentador puede encontrarse comparando los MVAR ganados (sombreadados) y los entregados (sin sombreadar), conforme el tamaño del capacitor es cambiado.

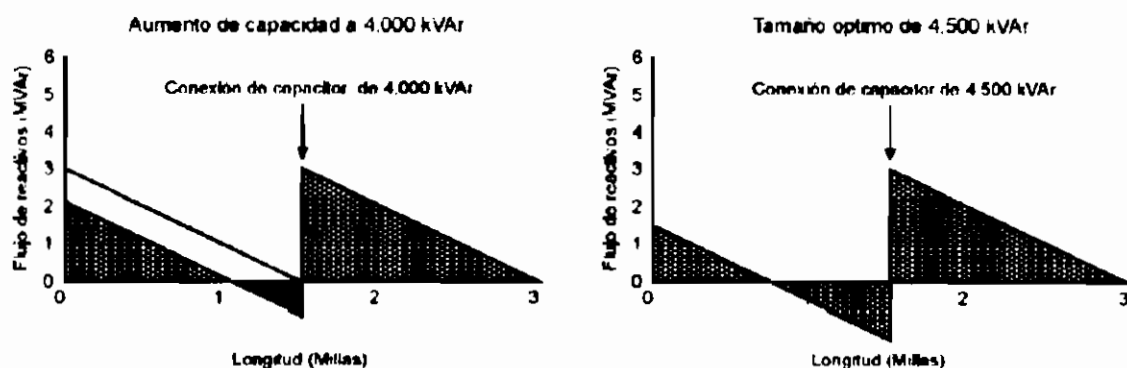


Fig. 2.14. Variación en el tamaño del banco

Simultáneamente, variando tanto el lugar como el tamaño del banco de capacitores, se identifica su mejor combinación; en este caso, un banco igual a 4 MVAR ($2/3$ de la carga total de reactivos) instalado a 2 millas desde la subestación ($2/3$ de la distancia desde la subestación al alimentador). [11]

2.5.2 ENFOQUE ANALÍTICO PARA LA LOCALIZACIÓN DE CAPACITORES, FUNDAMENTO DEL CRITERIO DE LOS $2/3$

Una recomendación, a menudo presente en gran parte de las publicaciones y catálogos relacionados con el tema de la aplicación de capacitores en sistemas de distribución, es la de ubicar a $2/3$ de distancia a partir de la subestación, un capacitor igual a $2/3$ de la carga reactiva total del alimentador con el objeto de minimizar las pérdidas de potencia. En esta sección se presenta el escenario analítico en el cual se fundamenta el criterio [23], a fin de establecer las consideraciones adoptadas en el modelo y el marco de aplicación que puede alcanzar esta conocida regla.

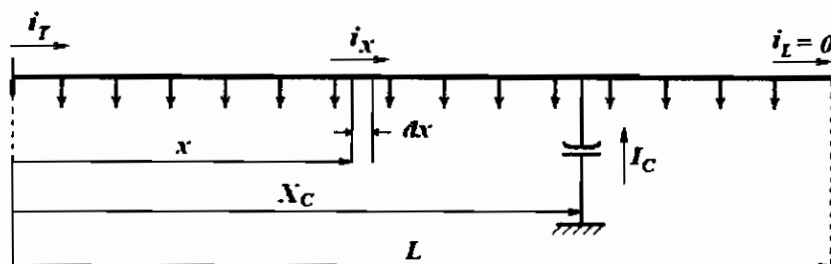


Fig. 2.15. Carga uniformemente distribuida a lo largo de un alimentador.

La Fig. 2.15. muestra un alimentador primario con carga uniformemente distribuida a lo largo del mismo. Si i_T es la carga (corriente) total del alimentador, i_x la carga circulante en el punto dx a una distancia x , I_C la corriente inyectada por el capacitor ubicado en X_C , e i_L la carga al final de la longitud L del primario; se pueden establecer las siguientes ecuaciones para los casos en que: a) no se ha instalado el capacitor y, b) se aplica un capacitor sobre el alimentador. [23]

a) Sin capacitor:

$$i_T = I_T \cdot \cos \phi + j I_T \sin \phi = I_A + j I_R \quad 2.5$$

$$|i_T| = \sqrt{I_A^2 + I_R^2}; \quad i_x = i_T \left(\frac{L-x}{L} \right) \quad 2.6$$

P_{sc} = Pérdidas sin capacitor

$$dP_{sc} = 3 |i_x|^2 \cdot dR = 3 |i_x|^2 \cdot r dx = 3 (I_A^2 + I_R^2) \frac{(L-x)^2}{L^2} \cdot r dx \quad 2.7$$

$$P_{sc} = 3 (I_A^2 + I_R^2) \frac{r}{L^2} \int_0^L (L-x)^2 dx \quad 2.8$$

$$P_{sc} = 3 (I_A^2 + I_R^2) r \cdot \frac{L}{3} \quad 2.9$$

b) Con capacitor:

$$i_x = I_A \left(\frac{L-x}{L} \right) + j \left[I_R \frac{L-x}{L} - I_C \right] \quad \text{para } 0 \leq x \leq X_C \quad 2.10$$

$$i_x = (I_A + j I_R) \frac{L-x}{L} \quad \text{para } X_C \leq x \leq L \quad 2.11$$

P_{cc} = Pérdidas con capacitor

$$P_{cc} = 3 \int_0^{X_C} \left\{ I_A^2 \frac{(L-x)^2}{L^2} + \left[I_R \frac{(L-x)}{L} - I_C \right]^2 \right\} r dx + 3 \int_{X_C}^L (I_A^2 + I_R^2) \frac{(L-x)^2}{L^2} \cdot r dx$$

Si se considera ΔP como la disminución (ahorro) de pérdidas debido a la instalación del banco de capacitores a una distancia X_C desde la subestación:

$$\Delta P = P_{SC} - P_{CC} = 3 \int_0^{X_C} \left[2I_R I_C \left(\frac{L-x}{L} \right) - I_C^2 \right] r dx \quad 2.13$$

$$\Delta P = 6rI_C I_R X_C - 3rI_C I_R \frac{X_C^2}{L} - 3rI_C^2 X_C \quad 2.14$$

El ahorro será maximizado siempre y cuando X_C (localización del banco) e I_C (tamaño del banco) tomen valores tales que:

$$\frac{\partial \Delta P}{\partial X_C} = \frac{\partial \Delta P}{\partial I_C} = 0 \quad 2.15$$

$$\frac{\partial \Delta P}{\partial X_C} = 0 \Rightarrow 2I_R - 2I_R \frac{X_C}{L} - I_C = 0 \quad 2.16$$

$$\frac{\partial \Delta P}{\partial I_C} = 0 \Rightarrow 2I_R - I_R \frac{X_C}{L} - 2I_C = 0 \quad 2.17$$

Del sistema de ecuaciones formado por 2.16 y 2.17 pueden obtenerse los valores para X_C e I_C :

$$X_C = \frac{2L}{3} \quad \text{Localización} \quad 2.18$$

$$I_C = \frac{2I_R}{3} \quad \text{Tamaño (capacidad)} \quad 2.19$$

$$(\sqrt{3} V_{nom} I_C) = \frac{2}{3} (\sqrt{3} V_{nom} I_R) \quad 2.20$$

$$kvar (\text{capacitor}) = \frac{2}{3} kvar (\text{totales de la carga}) \quad 2.21$$

2.5.3 UNA VISIÓN MÁS GENERAL

La regla de los 2/3 se aplica sólo en situaciones en las cuales la carga reactiva en el alimentador es continua y uniformemente distribuida. La mayoría de los alimentadores no tienen una distribución uniforme de cargas reactivas, así que la regla de 2/3 no es completamente aplicable.

Mientras que la regla de 2/3 no es útil para estos casos, el método gráfico (o su equivalente algebraico) el cual aplica el concepto de minimización de reactivos por unidad de longitud, puede ser usado para desarrollar *pautas* en situaciones típicas de cargas no uniformes. Según [11] el método gráfico de la minimización de VAR es un mecanismo muy utilizado para ilustrar las bases de los efectos de la compensación, y definir recomendaciones de “primer orden”, al igual que la regla de 2/3, sin embargo, en ambos casos un número de factores importantes no es considerado, como los siguientes:

Flujo de potencia compleja. La potencia fluyendo a lo largo de un alimentador es compleja. El análisis de MVA trata solo con una dimensión VAR sin reconocer el impacto o importancia del flujo de potencia activa.

Economía. El valor de la reducción de VAR depende de los costos de pérdidas y la necesidad de capacidad adicional alcanzada por el mejoramiento del factor de potencia. La aplicación de capacitores debe estar basada en el beneficio económico contra el análisis de costos.

Impedancia de líneas. Tanto la respuesta del alimentador a cambios en el flujo de reactivos y la importancia de reducir la variación de flujos de potencia reactiva, dependen de la impedancia de varios segmentos de la línea, mientras que el método aproximado esencialmente trata todas las porciones del alimentador de manera uniforme.

Carga discontinua. En realidad la carga en kW y kVAR en un alimentador es discontinua, mientras que en todas las representaciones dadas aquí, son modeladas como continuas.

Una de las condiciones más relevantes dentro de las metodologías propuestas en este trabajo, es la de restringir la circulación de corrientes con factor de potencia en adelanto. Se puede advertir claramente que tanto el criterio de los 2/3 como el ejemplo gráfico ilustrado, no toman en cuenta este hecho, al punto que en el primero de éstos, un tercio del alimentador posee corrientes capacitivas.

Debido a los factores anteriores, es notable, que estas aproximaciones no pueden resolver el problema de localización de capacitores óptimamente, esto justifica el uso de técnicas más elaboradas mediante algoritmos de programación lineal entera, cuadrática o dinámica implementados en métodos numéricos, heurísticos o basados en inteligencia artificial.

2.5.4 FORMULACIÓN GENERAL DEL PROBLEMA

Para tomar en cuenta, en la medida de las posibilidades, los factores característicos de un sistema de distribución, en esta sección se presentan las formulaciones generales del problema para la ubicación de capacitores en sistemas de distribución expuestas por [6] y [13]. Una vez que se tenga conocimiento del panorama y complejidad del problema se podrá evaluar el grado de aproximación con el cual lo abordan las metodologías desarrolladas en este trabajo.

2.5.4.1 Variación de la carga

Ya que el interés es la reducción de las pérdidas de energía del sistema, es necesario considerar las variaciones de carga para un periodo de tiempo dado, T . Se asumirá que las variaciones de carga pueden ser aproximadas en niveles discretos. Por lo tanto, las cargas individuales variarán conforme al patrón adoptado. Por ejemplo, sea $S(\tau)$ la Curva de Duración de Carga común mostrada en la Fig. 2.16, entonces, una carga cualquiera Q_L puede ser representada por:

$$Q_L(\tau) = Q_L^0 S(\tau) \quad 2.22$$



Fig. 2.16. Curva de carga.

Donde Q_L^0 representa el valor pico de la carga Q_L . Bajo estas asunciones, el periodo de tiempo, T puede ser dividido en intervalos durante los cuales el perfil de carga del sistema es asumido a ser constante. Sean n_t los niveles de carga en los que se ha discretizado la curva. Entonces, para cada nivel se tienen: ecuaciones de flujo de potencia, restricciones en los voltajes nodales, restricciones de capacidad y control sobre los bancos de capacitores.

2.5.4.2 Tamaños y esquemas de control

Supóngase que hay n_c posibles ubicaciones para los capacitores en el sistema. Sea u_s el tamaño estándar de un banco y u^0 un vector de dimensión n_c : $u^0 = [u_1^0, u_2^0, \dots, u_{n_c}^0]^T$ con u_i^0 representando el tamaño del capacitor en la ubicación i . Note que en la práctica, u_i^0 es un múltiplo del tamaño estándar de un banco; en términos matemáticos u_i^0 / u_s es un entero no negativo. Sea $u^j = [u_1^j, u_2^j, \dots, u_{n_c}^j]^T$ con u_i^j representando el esquema de control en la ubicación i durante el nivel de carga j . Se considera dos tipos de capacitores:

2.5.4.2.1 Capacitores fijos

Son conectados en el sistema permanentemente y serán tratados como fuentes de potencia reactiva constante en todos los niveles de carga. Por el momento, sea el capacitor de la ubicación i de tipo fijo entonces $u_i^1 = u_i^2 = \dots = u_i^{n_t}$.

2.5.4.2.2 Capacitores conectables

Pueden ser conectados en bloques o en pasos consecutivos de acuerdo a las variaciones de la carga. Será asumido que el esquema de control de un capacitor conectable puede ser cambiado/controlado a cada nivel de carga. Para un capacitor en la ubicación k de tamaño u_k , hay n_t esquemas de control a ser determinados, así u_k^i , $i = 1, 2, \dots, n_t$. Claramente, el control de un capacitor durante cualquier nivel de carga es más pequeño o igual al tamaño, $u_k^0 \geq u_k^i, i = 1, 2, \dots, n_t$.

2.5.4.3 Función objetivo

La función objetivo en el problema de ubicación de capacitores comprende dos términos. El primero representa el costo de los capacitores que tiene dos componentes; un costo de instalación fijo y un costo de adquisición. El segundo término representa el costo total de las pérdidas de energía, donde las pérdidas de energía son obtenidas como la suma de las pérdidas de potencia en cada nivel multiplicadas por el t de duración de cada uno de los periodos.

En la práctica, los capacitores son agrupados en bancos de capacidades discretas estándar. El costo de la localización de un capacitor de tamaño u_i^0 en la ubicación i , será:

$$C_i(u_i^0) = k_c \frac{u_i^0}{u_s} + C_i^f(u_i^0) \quad 2.23$$

Donde k_c es el costo de un banco de capacitores, $k_c = k_{c1}$ si se ubica un capacitor conectable y $k_c = k_{c2}$ si se instala un capacitor fijo, con $k_{c1} > k_{c2}$. $C_i^f(u_i^0) = C_i$ representa el costo asociado con la instalación del capacitor en la ubicación i . En general, C_i es una función de pasos, Fig. 2.17.

Debe hacerse notar que la función de costos definida anteriormente, describe el costo real de un esquema de compensación. Como se trata de una función no diferenciable, muchas de las formulaciones adoptadas en las diferentes programaciones aproximan la función de costos a una función lineal con un cargo fijo (Fig. 2.17 curva punteada).

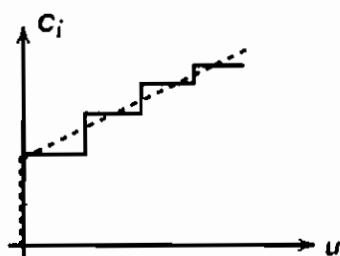


Fig. 2.17. Función de costos. - - Aproximación lineal – Costo real

Para el costo de las pérdidas de energía, sea $p_i(x^i, u^i)$ las pérdidas de potencia real para cada nivel de carga, donde x corresponde a un punto de operación del sistema. Entonces, el costo total de las pérdidas de energía puede ser escrito como:

$$k_e \sum_{i=1}^{n_l} T_i p_i(x^i, u^i) \quad 2.24$$

Donde T_i es la duración del nivel de carga i y la constante k_e es el costo de la energía por unidad. Si k_p representa el costo unitario de potencia activa (costo por demanda), finalmente, el objetivo del problema de ubicación es expresado por:

$$\sum_{k=1}^{n_c} C_k(u_k^0) + k_e \sum_{i=1}^{n_l} T_i p_i(x^i, u^i) + k_p p_0 \quad 2.25$$

2.5.4.4 Restricciones

En este apartado de la formulación muchos tipos de restricciones se pueden evaluar de acuerdo a las condiciones presentes. Así, ciertas empresas destinan un presupuesto establecido fijo para la adición de bancos de capacitores, en tal motivo, existe una restricción en cuanto al monto de las inversiones a realizarse. Si ya se disponen de los equipos, entonces una nueva restricción aparece en relación al número máximo de unidades a ser ubicadas. Por esta razón se consideran aquellas limitaciones que tienen el carácter de general en cualquier sistema que adopte un esquema de compensación.

2.5.4.4.1 Restricciones de carga

Las restricciones de carga a ser consideradas son aquellas correspondientes al balance de potencia activa y reactiva descritas por un conjunto de ecuaciones de flujo sobre los diferentes niveles de carga (convergencia). $F_j(x) = 0 \quad j = 0 : n_l$

2.5.4.4.2 Restricciones operacionales

La magnitud de voltaje de cada nodo en todos los niveles de carga tiene que estar dentro de un rango de operación permisible: $V_{\min} \leq V_i \leq V_{\max} \quad i = 1 : n_c$

Al igual que para los voltajes, en cada uno de los ramales componentes del sistema pueden adoptarse restricciones en cuanto al tipo (inductivo-capacitivo) y/o magnitud de la corriente circulante por las mismas.

2.5.4.4.3 Restricciones adicionales

En lo concerniente a los equipos a instalarse, si se especifican los tamaños o capacidades de los bancos que se utilizaran en el estudio, se establece ya una condición que incidirá sobre el universo de posibles soluciones.

2.6 FLUJO DE POTENCIA COMO HERRAMIENTA DE EVALUACIÓN DE LOS EFECTOS DE LOS CAPACITORES

Como se verá en capítulos posteriores, el flujo de potencia constituye la herramienta fundamental en base a la cual se podrá evaluar cualquier propuesta de solución para la ubicación de capacitores. Más aún, dadas las características de un algoritmo genético, se necesita disponer de un flujo de potencia eficiente. El algoritmo utilizado, [22], resuelve recursivamente ecuaciones de voltaje en los nodos de envío y recepción y no requiere técnicas especializadas para la numeración de los nodos componentes del alimentador primario.

2.6.1 MODELO DE LA RED DE DISTRIBUCIÓN

Se asume una red de distribución radial trifásica balanceada que puede ser representada por su diagrama unifilar equivalente. Las líneas de distribución se representan mediante su resistencia y su reactancia, la capacitancia es despreciada para fines prácticos. Las cargas se pueden representar como potencia constante, corriente constante, impedancia constante o a través de un modelo exponencial. El algoritmo implementado asume cargas de potencia constante y capacitores de impedancia constante.

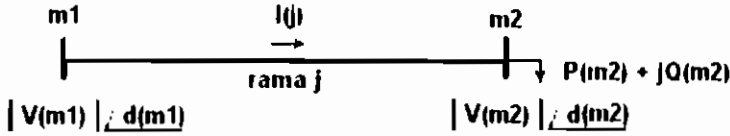


Fig. 2.18. Representación de un ramal perteneciente a un alimentador radial

El modelo matemático de la red de distribución radial se obtiene fácilmente a partir del esquema representado en la Fig. 2.18:

$$I(j) = \frac{|V(m1)| \angle \delta(m1) - |V(m2)| \angle \delta(m2)}{Z(j)} \quad 2.26$$

$$P(m2) - jQ(m2) = V^*(m2).I(j) \quad 2.27$$

Donde: $Z(j)$ impedancia del ramal j ($R(j) + jX(j)$)

$m1$ nodo de envío

$m2$ nodo de recepción

$P(m2)$ suma de las cargas de potencia activa en todos los nodos detrás del nodo $m2$ más la carga de potencia activa del nodo $m2$ más la suma de las pérdidas de potencia activa de todos los ramales detrás del nodo $m2$

$Q(m2)$ análogo a $P(m2)$ para potencia reactiva

De las ecuaciones 2.26 y 2.27 se obtiene:

$$|V(m2)| = \sqrt{B(j) - A(j)} \quad 2.28$$

$$A(j) = P(m2).R(j) + Q(m2).X(j) - 0.5|V(m1)|^2 \quad 2.29$$

$$B(j) = \sqrt{A^2(j) - \{Z^2(j).[P^2(m2) + Q^2(m2)]\}} \quad 2.30$$

$$\delta(m2) = \delta(m1) - \cos^{-1} \left(\frac{R(j)P(m2) + X(j)Q(m2)}{|V(m1)||V(m2)|} + \frac{|V(m2)|}{|V(m1)|} \right) \quad 2.31$$

Las referencias [2] y [23] resultan sumamente útiles a la hora de determinar $P(m2)$ y $Q(m2)$. Adicionalmente a las ecuaciones anteriores, las siguientes relaciones pueden ser acogidas para calcular las pérdidas en los ramales:

$$P_{per}(j) = R(j) \cdot \frac{P^2(m2) + Q^2(m2)}{|V(m2)|^2} \quad 2.32$$

$$Q_{per}(j) = X(j) \cdot \frac{P^2(m2) + Q^2(m2)}{|V(m2)|^2} \quad 2.33$$

Asumiendo un valor para los voltajes de todos los nodos (generalmente 1.0 p.u.) incluido el de la salida de la subestación, 2.28 nos permite calcular el voltaje del nodo de recepción; el nuevo valor es comparado con el anterior en cada iteración, y si el error es menor que el criterio de tolerancia escogido en la totalidad de los nodos, la solución ha convergido.

2.6.2 ALGORITMO DE SOLUCIÓN

El método utilizado para la solución del flujo de potencia de un sistema de distribución radial se puede resumir en el siguiente algoritmo:

- Leer los datos de la red, incluyendo parámetros y el valor de voltaje a la salida de la subestación.
- Asumir voltajes iniciales para todos los nodos y pérdidas despreciables.
- Calcular el equivalente $P(m2)$ y $Q(m2)$ para cada nodo. Esta es la iteración hacia arriba, desde los nodos terminales hacia la subestación.
- Comenzando desde el nodo fuente y usando 2.28, determinar los voltajes de recepción. Esta es la iteración hacia abajo.
- Con los nuevos voltajes calcular las pérdidas y comprobar si el criterio de convergencia es satisfecho. Si no es así, el proceso es repetido a partir del cálculo del sistema equivalente.

El método propuesto es capaz de abordar el cálculo de un flujo de potencia para redes desbalanceadas, para ello, cada ramal se representa por una matriz 3x3 total o parcialmente llena de acuerdo al número de fases existentes.

3 METODOLOGÍA HEURÍSTICA

3.1 INTRODUCCIÓN

Tratando de buscar la etimología de la palabra heurístico se encuentra que proviene del griego *heuriskein*, término que puede ser traducido por encontrar o descubrir. Mucho más cercano en el tiempo, el término heurístico fue utilizado a mediados del siglo pasado por dos de los precursores de la Inteligencia Artificial. Simon (1963) define heurístico como “un proceso que puede resolver un problema dado pero no ofrece garantías de hacerlo”.

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

3.1.1 TÉCNICAS HEURÍSTICAS

Desde un punto de vista práctico, para aquellos problemas donde la búsqueda exhaustiva sea ineficiente o para aquellos problemas donde la cardinalidad del espacio de búsqueda aumenta exponencialmente con el tamaño del problema, va a tener sentido la utilización de algoritmos heurísticos. [12]

Por lo que respecta a las ventajas derivadas de la utilización de heurísticos para resolver problemas de optimización, quizás la más importante sea la mayor flexibilidad en el manejo del problema en contraposición con el procedimiento estricto involucrado en las técnicas clásicas. Además, las ideas en las que se basan estas metodologías heurísticas son más comprensibles al compararlas con las técnicas matemáticas de resolución.

El gran inconveniente derivado de la utilización de los 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 al óptimo global.

Tratando de establecer unos criterios genéricos acerca de en qué condiciones se aconseja utilizar estos procedimientos heurísticos, [12] concluye que su uso es adecuado cuando se verifica una o más de las siguientes condiciones:

- No existe un método exacto de resolución, o en el caso de que dicho método exista, el mismo requiere de mucho gasto computacional y/o de memoria.
- No es necesario encontrar la solución óptima, en el sentido del óptimo global sino que es suficiente con obtener una solución razonablemente buena.
- Los datos son poco fiables y por tanto no tiene sentido el tratar de encontrar el óptimo global para dichos datos, ya que el mismo no sería más que una aproximación al óptimo global que correspondería a los datos correctos.
- Existen limitaciones de tiempo en proporcionar la respuesta y/o de memoria en la computadora que va a efectuar los cálculos.
- Se va a utilizar el resultado proporcionado por el heurístico de optimización como solución inicial para un algoritmo exacto de tipo iterativo, el cual reduciría considerablemente el número de iteraciones si parte de una solución inicial suficientemente buena.

Del mismo modo, desde un punto de vista de estrategias usadas para llevar a cabo búsquedas heurísticas, [12] gracias a su experiencia en el campo, distingue básicamente cuatro tipos: constructivas, mejora de una solución, de descomposición y de reducción. La idea básica en las búsquedas heurísticas constructivas consiste en ir añadiendo componentes individuales a la solución inicial hasta que se obtiene una solución final o factible. En las búsquedas heurísticas basadas en la mejora de una solución, se parte de una solución para en cada paso buscar en la vecindad de la misma una solución mejor, la cual en el caso de que exista reemplaza a la solución actual.

La búsqueda heurística basada en la descomposición divide el problema en subproblemas más manejables, de modo que al resolver dichos subproblemas obtengamos una solución al problema inicial por integración de las soluciones obtenidas en cada subproblema. Finalmente, existen algunas búsquedas heurísticas basadas en la técnica de reducción. Se trata en este caso de identificar alguna característica que presumiblemente debe poseer la solución óptima, para de este modo simplificar el problema de búsqueda.

3.2 FACTORES TÉCNICOS Y ECONÓMICOS DE UN ESQUEMA DE COMPENSACIÓN

En general la aceptación de un esquema de compensación está sujeta a un conjunto de restricciones económicas y técnicas que varían dependiendo de las características y necesidades de cada sistema; las restricciones de mayor relevancia son:

- Límites de alto y bajo voltaje.
- Límites para alto y bajo factor de potencia.
- Límites de parámetros de calidad de energía.
- Red puramente inductiva
- Costo de la aplicación.

Desde el punto de vista técnico, una de las limitantes importantes es la capacidad disponible de los bancos de capacitores, debido a que las capacidades de bancos están normalizadas dependiendo del nivel de tensión, número de fases, tipo fijo o conmutable y clasificación de uso.

Desde el punto de vista económico, es importante realizar el análisis de factibilidad a fin tomar la decisión de la instalación de un banco, para ello debe tomarse en cuenta todos los factores relacionados con el costo del equipo.

3.2.1 COSTOS DE LOS CAPACITORES

La definición del esquema es "propuesta" de la siguiente manera: por ejemplo, considérese un banco de capacitores fijo de C kVAR que opera a 13.8 kV se requiere hacer una inversión inicial de \$ I que incluye costo de adquisición y gastos de instalación. La vida útil del equipo es de n_c años y el valor de salvamento es despreciable. Los gastos de operación y mantenimiento anual ascienden a \$ m (aprox. 2% costo de inversión I) cada año y se requiere ajustes con un costo de \$ r (aprox. 30% costo de inversión I) en los años n_1 y n_2 como eventuales desembolsos para reposición de unidades. El costo de retiro del equipo al final de su vida útil es de \$ d (aprox. 3% costo de inversión I). La tasa de rendimiento para esta inversión es del i % anual.

Para la determinación del costo anual de la inversión se requiere distribuir todos los desembolsos en una serie uniforme. El diagrama de flujo de efectivo correspondiente al problema es el mostrado en la Fig. 3.1.

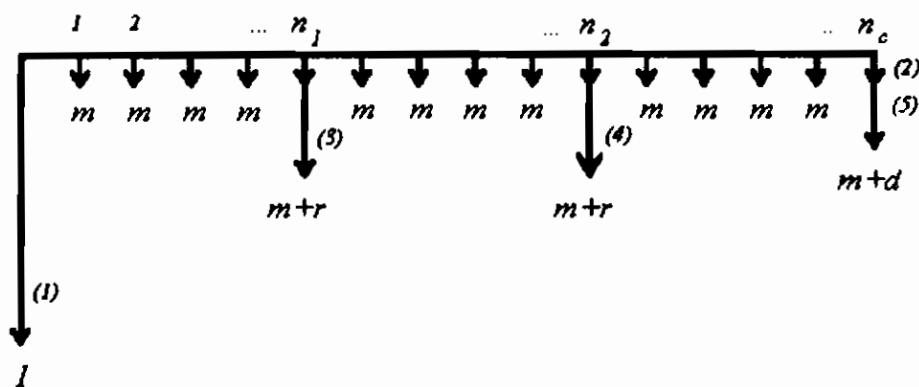


Fig. 3.1. Flujos de efectivo de la inversión en un banco de capacitores

Llevando los flujos no uniformes a valor presente se tiene:

$$k_{cap} = VP_{inversión(1)} + VP_{operación(2)} + VP_{repar(3)} + VP_{repar(4)} + VP_{retiro(5)} \quad 3.1$$

$$k_{cap} = I + m \left(\frac{(1+i)^{n_c} - 1}{i(1+i)^{n_c}} \right) + r \left(\frac{1}{(1+i)^{n_1}} \right) + r \left(\frac{1}{(1+i)^{n_2}} \right) + d \left(\frac{1}{(1+i)^{n_c}} \right)$$

3.2

Ahora, distribuyendo el valor presente, se obtiene el valor de la anualidad total:

$$k_{cap a} = k_{cap} \cdot \left(\frac{i(1+i)^{n_c}}{(1+i)^{n_c} - 1} \right) \quad 3.3$$

El valor anualizado del banco representa los gastos totales derivados de la instalación, mantenimiento y retiro al final de su vida útil. La Tabla 3.1, por ejemplo, muestra los valores anualizados para bancos de capacitores cuyas capacidades han sido tomadas en cuenta en el presente trabajo. Para generar la información se asume: $n_c = 15$, $n_1 = 5$, $n_2 = 10$, $i = 12\%$, y los costos de inversión señalados.

Tensión kV	Capacidad kVAR	Costo de inversión	Gastos de operación	Costo de reposición	Gastos de retiro	Anualidad $k_{cap a}$
13.8	150	2250	70	125	675	492
	300	2800	70	125	840	594
	450	3200	70	125	960	669
	600	3900	70	125	1170	799
	900	5200	70	125	1560	1041
	1200	6050	70	125	1815	1199
23	150	2500	70	125	750	538
	300	3050	70	125	915	641
	450	3610	70	125	1083	745
	600	4160	70	125	1248	847
	900	5275	70	125	1583	1055
	1200	6390	70	125	1917	1262

Tabla 3.1. Esquema de costos anualizados

3.2.2 COSTO ANUAL DE LAS PÉRDIDAS

Así como los costos de los bancos de capacitores son un factor importante en la selección de un esquema de compensación, también lo es el costo de las pérdidas de energía eléctrica y el costo de las pérdidas de potencia, estimados por la empresa suministradora del servicio. En el estudio, se considera un costo c ($\$/kWh$), un costo d ($\$/kW.año$) puede ser incluido para tomar en cuenta los costos por demanda. Para efectos de comparación es conveniente expresar el costo de las pérdidas en términos de valores anualizados.

Así, si se tiene un cambio en las pérdidas de potencia activa ΔP (kW), originado por la instalación de bancos de capacitores, y se considera un factor de pérdidas $F_{pér}$, la reducción anual del costo de las pérdidas de energía k_{pe} , estará dada por:

$$k_{pe} = 8760.F_{pér}.\Delta P.c \quad 3.4$$

Para que la última expresión sea correcta el estado del sistema para el cual se procede a tomar acciones de compensación, debe corresponder al nivel de carga pico o demanda máxima. Por ello, si se desea incluir los costos por demanda en la formulación, la ecuación 3.5 puede ser empleada:

$$k_{pp} = \Delta P.d \quad 3.5$$

El ahorro total en los costos operativos del sistema k_p , producto de la instalación de bancos de capacitores y la consecuente reducción de pérdidas de potencia y energía, resulta entonces definido por:

$$k_p = k_{pe} + k_{pp} \quad 3.6$$

Para ser consecuente con la amortización de costos aplicada sobre los equipos (capacitores), el ahorro en los costos operativos del sistema k_p , será el valor a ser tomado en cuenta durante los n_c años de vida útil del equipo, Fig. 3.2.

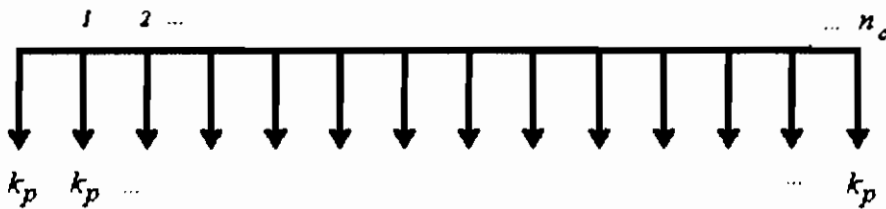


Fig. 3.2. Flujos de efectivo de los ahorros en los costos de operación

En tal virtud, a diferencia de otras propuestas de evaluación ([5], [13]), para este estudio se tiene un esquema semejante al reportado por [23]:

$$k_{pa} = k_p \quad 3.7$$

3.2.3 RELACIÓN COSTO BENEFICIO

Dados los valores anualizados de los costos, tanto de capacitores como de las pérdidas, y un conjunto de posibles alternativas de esquemas de compensación; la opción favorecida será aquella que presente la menor relación costo-beneficio dada por la expresión:

$$C | B = \frac{\sum_{i=1}^{ncap} k_{cap a i}}{k_{p a}} \quad 3.8$$

Donde, $k_{cap a i}$ costo del capacitor i
 $ncap$ número de bancos de capacitores instalados
 $k_{p a}$ ahorro por reducción de pérdidas

3.3 METODOLOGÍA HEURÍSTICA PARA LA UBICACIÓN DE CAPACITORES EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

Retomando las definiciones introducidas al iniciar el capítulo, el desarrollo de la metodología heurística para la ubicación de capacitores en sistemas de distribución, que se pone a consideración en este trabajo, se basa en una combinación de las técnicas descritas. En una instancia inicial, a partir de la adición de un banco de tamaño definido al sistema, 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 implementadas sobre las pérdidas y el perfil de voltajes del sistema.

3.3.1 PRIMERA APROXIMACIÓN

El sistema que servirá como modelo para la formulación de la metodología heurística es el presentado en la Fig. 3.2. Opera a 23 kV, cuenta con nueve barras y 9 líneas. La información y demás características del mismo están dadas por la Tabla 3.2.

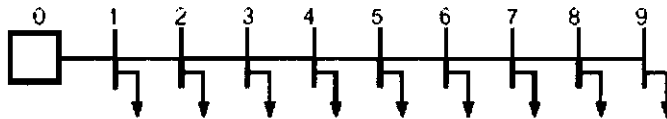


Fig. 3.2. Sistema modelo de 9 nodos

Envío	Recepción	Longitud km	R Ω /km	X Ω /km	P kW	Q kVAR
0	1	1.01	0.1216	0.4086	1840	460
1	2	1.41	0.0100	0.4291	980	340
2	3	2.73	0.2727	0.4414	1790	446
3	4	1.30	0.5357	0.4680	1598	1840
4	5	3.70	0.5357	0.4669	1610	600
5	6	1.68	0.5357	0.4694	780	110
6	7	2.41	0.8513	0.4829	1150	60
7	8	5.63	0.8513	0.4824	980	130
8	9	6.27	0.8513	0.4826	1640	200

Tabla 3.2. Parámetros y datos del sistema.

3.3.1.1 Criterios básicos

La idea central de esta primera etapa consiste en determinar el tamaño o capacidad de un "banco de prueba" ($kVAR_I$). Este elemento se utilizará como un medio virtual que mida las repercusiones que ocurren en la red ante la ubicación de un elemento de compensación.

Una de las principales restricciones que se ha tomado en cuenta en el estudio es la de que ningún ramal del sistema presente un factor de potencia en adelanto [2]. En tal sentido, la aceptación a la instalación temporal del banco de prueba en un nodo del sistema está supeditada al cumplimiento de esta limitación.

El banco podrá ser fijado en un nodo solamente 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, un conjunto de nodos aptos o “*nodos candidatos*” para dar cabida temporal al banco de prueba puede ser establecido.

A menudo, una restricción muy aplicada en este tipo de estudios es la referente a los límites de alto y bajo voltaje. Debido al procedimiento descrito anteriormente, la posibilidad de una sobrecompensación es evitada, con lo cual el margen superior de voltaje se respeta. Si el sistema, por el contrario, presenta problemas por bajos niveles de voltaje, el objetivo de la compensación puede ser enfocado en este sentido como se verá más adelante.

Disponiendo del conjunto de potenciales ubicaciones para el *banco de prueba* (*nodos candidatos*), los experimentos o simulaciones pueden ser llevados a cabo mediante la solución de un flujo de potencia que incluya 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 aún elemento alguno de compensación.

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

3.3.1.2 Ganancia de voltaje (*Gvol*)

En ciertas secciones del segundo capítulo se advirtió el efecto que tiene la adición de un capacitor en derivación o shunt sobre el voltaje. Para los propósitos del caso, si se define un umbral de niveles de voltajes [V_{min} V_{max}], se considera una 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}).

Así, para un nodo i , en el que se tenga un problema de bajo voltaje, y una posible alternativa o esquema de ubicación de capacitores; pueden darse tres casos como consecuencia de la aplicación de los bancos:

1. El voltaje final (después de compensar) está bajo el umbral mínimo V_{min}
2. El voltaje final recae dentro del rango permisible de valores de voltaje
3. El voltaje final supera el umbral máximo V_{max}

Refiriéndose, a la Fig. 3.3, 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 y por el contrario se trata de una condición indeseable de operación.

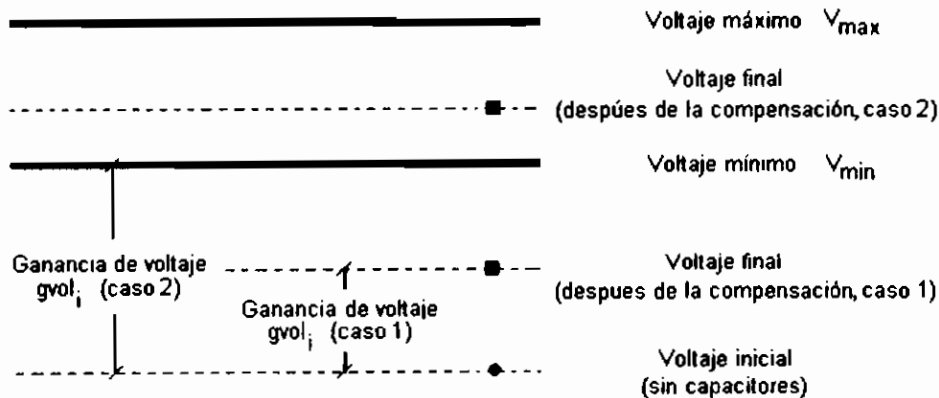


Fig. 3.3. Representación de las ganancias de voltaje en un nodo i

El ejemplo ilustrativo descrito en la Fig. 3.3 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:

$$Gvol_k = \sum_{i=1}^n gvol_i, \quad k = 1, 2, \dots, n_c \quad 3.9$$

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 del sistema
 $gvol_i$ ganancia de voltaje del nodo i

3.3.1.3 Disminución de pérdidas (Dper)

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

$$Dper_k = \sum_{i=1}^n dper_i, \quad k = 1, 2, \dots, n_c \quad 3.10$$

Donde: $Dper_k$ disminución-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 en el ramal i
 n número de nodos-ramas del sistema
 n_c número de nodos candidatos

La referencia [5] presenta una metodología de ubicación de capacitores basada en un análisis de sensibilidades, de cierto modo, $Gvol$ ($Gvol_k$) y $Dper$ ($Dper_k$), definidos anteriormente, pueden ser considerados como una especie de indicadores de sensibilidad empíricos, pues con la ubicación del banco de prueba y el cálculo de estos parámetros a través de simulaciones, el algoritmo es capaz de determinar el punto del sistema sobre el cual, la aplicación de capacitores, tiene mayor incidencia, una vez establecido el objeto de la compensación.

Determinados los *nodos candidatos*, calculados los parámetros G_{vol} y D_{per} 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 del sistema, el nodo en el que se posicione al capacitor será el asociado con la opción que menores pérdidas totales reporte. Ya que este efecto no tiene lugar en las zonas que se encuentran detrás del punto de aplicación, la preferencia estará enfocada en los extremos de la red.

Sin embargo, si se pretende alcanzar un *beneficio* conjunto que tome en consideración los dos aspectos, la normalización de los parámetros es necesaria pues a menudo se trata de valores que difieren en el orden de magnitud. Sobre una base común, que refleje en forma uniforme tanto los cambios de voltaje como los cambios en las pérdidas, factores ponderados pueden ser asignados para resaltar un objetivo u otro.

Para ilustrar la situación, Tabla 3.3, supóngase que se dispone de ocho alternativas/opciones para la aplicación de capacitores sobre un sistema dado (1). En cada uno de los casos se ha recabado la información referente a las ganancias de voltaje (G_{vol}) (2) y los diferenciales de pérdidas (D_{per}) (3). Expresados sobre la base común de los valores máximos (4) y (5), el problema de la divergencia de los parámetros puede ser salvado y con ello dar preferencia a uno u otro objeto de compensación. El ejemplo muestra que si se adopta un esquema en el que el objeto de la compensación otorgue un peso del 20% en favor del voltaje (6) y, en consecuencia, un 80% a favor de las pérdidas (7), el considerable margen de ganancia de voltaje dado por h , hará que el beneficio (8) de ésta opción la convierta en la alternativa seleccionada (9).

Caso	Gvol p.u.	Dper p.u.	Gvol %Gvol _{max}	Dper %Dper _{max}	Ponderación			Ranking	Ponderación			Ranking
					Gvol 20%	Dper 80%	Σ(6)(7)		Gvol 10%	Dper 90%	Σ(10)(11)	
1	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	9	(10)	(11)	(12)	13
a	0.0007	0.0072	11.475	45.283	0.023	0.362	0.385	8	0.011	0.408	0.419	7
b	0.0014	0.0077	22.951	48.428	0.046	0.387	0.433	6	0.023	0.436	0.459	6
c	0.0027	0.0063	44.262	39.623	0.089	0.317	0.406	7	0.044	0.357	0.401	8
d	0.0018	0.0150	29.508	94.340	0.059	0.755	0.814	3	0.030	0.849	0.879	3
e	0.0024	0.0097	39.344	61.006	0.079	0.488	0.567	5	0.039	0.549	0.588	5
f	0.0027	0.0159	44.262	100.000	0.089	0.800	0.889	2	0.044	0.900	0.944	1
g	0.0019	0.0107	31.148	67.296	0.062	0.538	0.601	4	0.031	0.606	0.637	4
h	0.0061	0.0145	100.000	91.195	0.200	0.730	0.930	1	0.100	0.821	0.921	2

Tabla 3.3. Ejemplo ilustrativo de la ponderación de parámetros

Como se mencionaba, el amplio margen de la ganancia de voltaje (*Gvol*) de *h*, determina que la opción ganadora (12) y (13) sea distinta únicamente cuando la ponderación de parámetros obedece a un esquema de 10%/90% en favor de la reducción de pérdidas (10) y (11).

Si se disminuye arbitrariamente esta última cifra, una competencia más equilibrada entre los esquemas de compensación puede ser desarrollada. La Tabla 3.4 recoge esta modificación así como dos de las posibles formas de incidir en la elección de la candidatura.

Caso	Gvol p.u.	Dper p.u.	Gvol %Gvol _{max}	Dper %Dper _{max}	Ponderación			Ranking	Ponderación			Ranking
					Gvol 50%	Dper 50%	Σ(6)(7)		Gvol 40%	Dper 60%	Σ(10)(11)	
1	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	9	(10)	(11)	(12)	
a	0.0007	0.0072	22.581	45.283	0.113	0.226	0.339	8	0.090	0.272	0.362	8
b	0.0014	0.0077	45.161	48.428	0.226	0.242	0.468	7	0.181	0.291	0.471	7
c	0.0027	0.0063	87.097	39.623	0.435	0.198	0.634	6	0.348	0.238	0.586	6
d	0.0018	0.0150	58.065	94.340	0.290	0.472	0.762	3	0.232	0.566	0.798	3
e	0.0024	0.0097	77.419	61.006	0.387	0.305	0.692	4	0.310	0.366	0.676	4
f	0.0027	0.0159	87.097	100.000	0.435	0.500	0.935	2	0.348	0.600	0.948	1
g	0.0019	0.0107	61.290	67.296	0.306	0.336	0.643	5	0.245	0.404	0.649	5
h	0.0031	0.0145	100.000	91.195	0.500	0.456	0.956	1	0.400	0.547	0.947	2

Tabla 3.4. Ejemplo ilustrativo de la ponderación de parámetros

Dado un conjunto de alternativas para la ubicación de capacitores x_{alt} , se dispondrá de vectores $Gvol$ y $Dper$ de largo x_{alt} , donde $Gvol_{max}$ y $Dper_{max}$ representan $max(Gvol)$ y $max(Dper)$ respectivamente. Si se define a $fgvol$ como el factor o peso ponderado para la ganancia de voltaje y a $fdper$ como el factor de ponderación para la reducción de pérdidas del sistema, se puede establecer el *nodo ganador* o alternativa ganadora aquella que maximice el beneficio conjunto determinado por:

$$Gvol \cdot \frac{1}{Gvol_{max}} \cdot fgvol + Dper \cdot \frac{1}{Dper_{max}} \cdot fdper \quad 3.11$$

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 mediante el análisis descrito en la sección 3.2.

Bajo la nueva condición del sistema, con el (los) nuevo(s) elemento(s) incorporado(s) a la red, el ciclo se repite registrando el 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 para localización pero no cumplen con las restricciones del diseño.

De este modo, un historial de las acciones tomadas a lo largo del proceso puede ser generado. La Tabla 3.5 es un ejemplo desarrollado para el sistema de nueve barras bajo la información de costos anualizados de [5], con un banco de prueba de 150 kVAR, un costo de la energía de 0.15 ¢/kWh, con el objeto de obtener el máximo beneficio económico.

Acción	Nodo ganador	Capacidad banco kVAR	Pérdidas kW	Ahorro Δ Pérdidas \$/año	Costo capacitores \$/año	Beneficio \$/año
1	9	150	769.0	240	136	104
2	8	150	761.8	449	272	177
3	7	150	755.5	631	408	223
4	6	150	749.7	798	544	254
5	5	150	744.4	952	680	272
6	5	300	739.4	1100	716	383
7	5	450	134.5	1238	752	486
8	5	600	730.0	1368	788	580
9	5	750	725.8	1490	824	666
10	4	150	722.2	1592	960	632
11	4	300	718.9	1690	996	694
12	4	450	715.6	1785	1032	753
13	4	600	712.5	1875	1068	807
14	4	750	709.5	1962	1104	858
15	4	900	706.6	2045	1140	905
16	4	1050	703.9	2124	1176	948
17	4	1200	701.3	2200	1212	987
18	4	1350	698.8	2271	1248	1023
19	4	1500	696.5	2338	1284	1054
20	4	1650	694.3	2402	1320	1082
21	4	1800	692.2	2461	1356	1105
22	4	1950	690.3	2517	1392	1125
23	4	2100	688.5	2568	1428	1140
24	3	150	687.1	2610	1564	1046
25	3	300	685.7	2650	1600	1050
26	3	450	684.5	2685	1636	1050
27	3	600	683.3	2720	1672	1048
28	2	150	682.7	2737	1808	930
29	2	300	682.1	2753	1844	910
30	2	450	681.6	2769	1880	890
31	2	600	681.0	2785	1916	870
32	1	150	680.7	2792	2052	740

Tabla 3.5. Historial de las acciones de control ejecutadas por el algoritmo

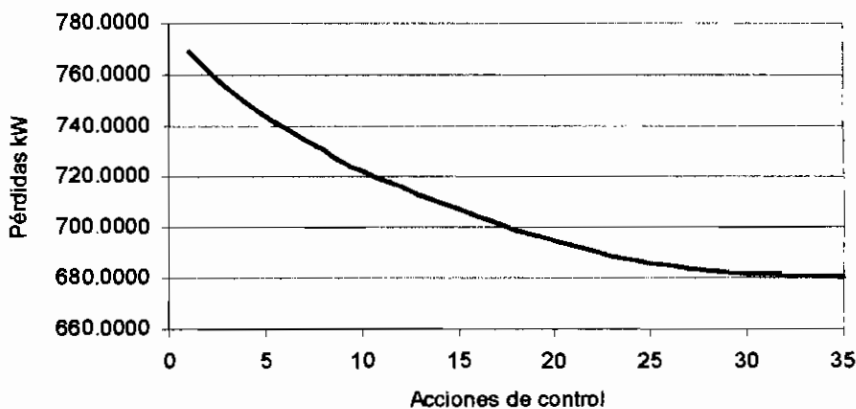


Fig. 3.4. Evolución de los resultados entregados por el algoritmo

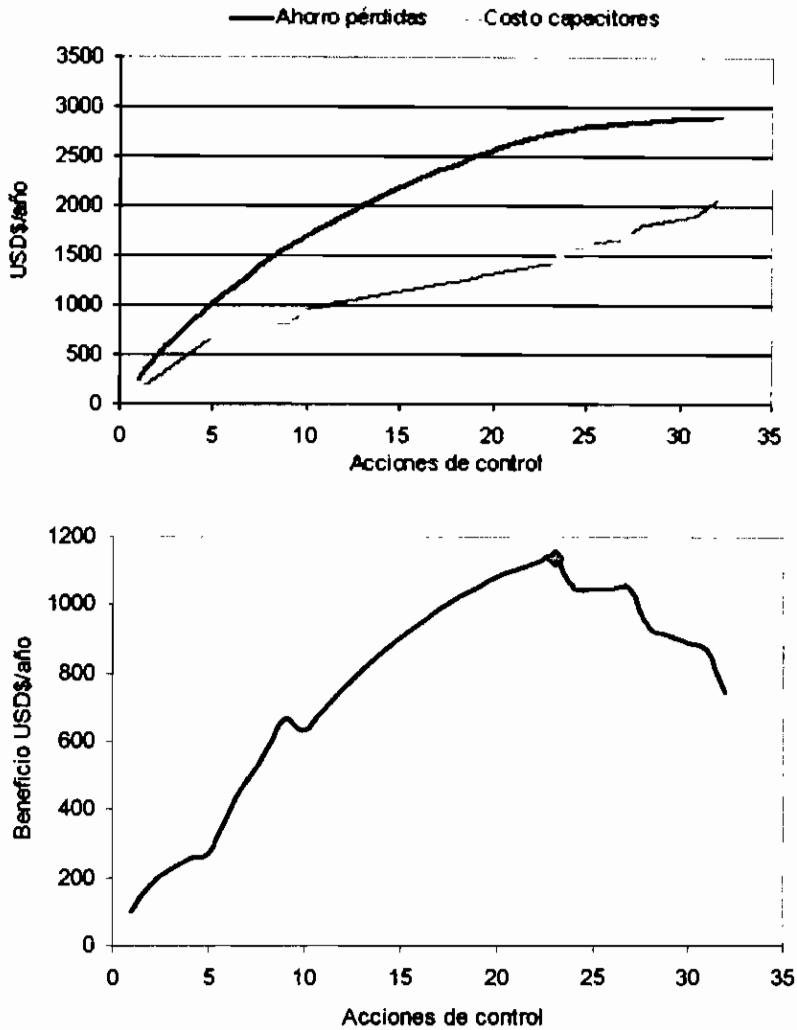


Fig. 3.5. Evolución de los resultados entregados por el algoritmo

3.3.1.4 Análisis de los resultados

A partir de los valores proporcionados por la Tabla 3.5 y los resultados de las Fig. 3.4 y 3.5, puede advertirse que la alternativa más atractiva desde el punto de vista económico, corresponde al esquema resaltado en negritas. Si centramos la atención en las cuatro primeras acciones, los nodos 9, 8, 7 y 6 han resultado favorecidos cada uno de ellos con la ubicación de un banco de capacitores de 150 kVAR. Entonces, surge la inquietud de si no sería más conveniente el disponer de un banco de mayor capacidad que reemplace a los existentes.

Por ejemplo, bancos de 300 kVAR posicionados en los nodos 8 y 6, eventualmente podrían ser una opción más atractiva que la disponible al momento, tanto por el costo de los equipos como por el impacto sobre la operación del sistema.

3.3.2 MODIFICACIONES Y VERSIÓN FINAL

Con los antecedentes marcados, en este punto del algoritmo, la segunda técnica heurística aludida anteriormente cobra relevancia. 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 que 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 adicionales 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 kVAR₁*), 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 (*kVAR₂*).

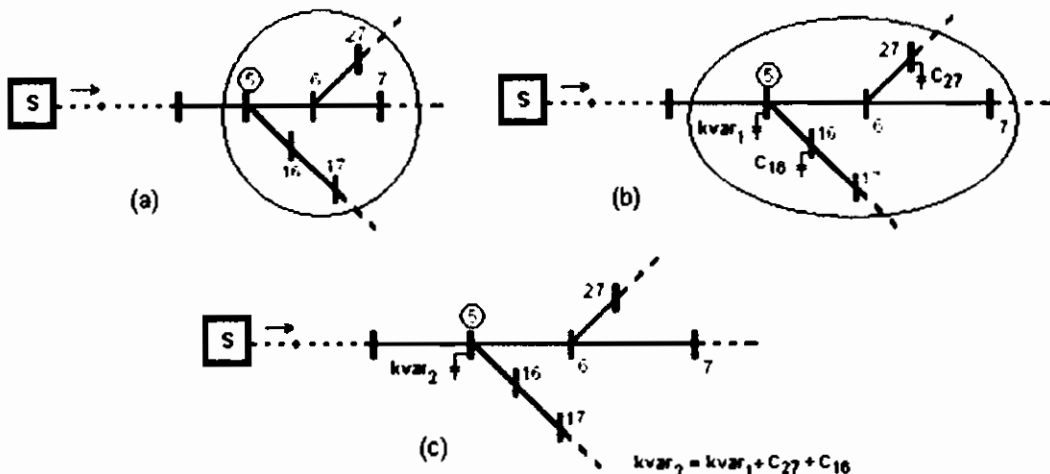


Fig. 3.6. Esquemización de la exploración de vecindades.

Supóngase que el nodo en el que se ha elegido localizar inicialmente el banco de prueba corresponde al nodo 5 en la Fig. 3.6 (a), calculados los beneficios de esta opción ($beneficio_1$), 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. Con capacitores ubicados previamente en los nodos 16 y 27 de tamaños C_{16} y C_{27} respectivamente, Fig. 3.6 (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. 3.6 (c), entonces se procede a evaluar los beneficios técnico-económicos ($beneficio_2$) 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 $kVAR_1$.

Retomando el ejemplo del sistema de nueve barras, la Tabla 3.6 expone los resultados de la primera aproximación de la heurística y la solución final entregada por el algoritmo. Como puede verse la diferencia es notable. Llama la atención la apreciable reducción del número de unidades colocadas sobre la red en una primera instancia, a partir de una doble aplicación de la segunda técnica heurística en diferentes etapas del proceso.

Barra	1ra Aproximación Capacidad kVAR	Solución final Capacidad kVAR
1	0	0
2	0	0
3	0	0
4	2100	2100
5	750	1350
6	150	0
7	150	0
8	150	0
9	150	0
Beneficio \$/año	1140	1404

Tabla 3.6. Soluciones al problema de localización de capacitores. Banco de 150 kVAR

Únicamente con fines cualitativos, el siguiente cuadro muestra los resultados alcanzados por Su y Chin en sus trabajos con lógica difusa [5]. Nótese que ninguna restricción en cuanto a sobrecompensación se ha tomado en cuenta. No es posible establecer cual de las opciones es más conveniente debido al desconocimiento del objetivo primario de la compensación.

Barra	Compensación kVAR			Voltaje p.u.			
	Su	Chin	Heurística	Caso base	Su	Chin	Heurística
1	0	0	0	0.9929	0.9966	0.9970	0.9955
2	0	0	0	0.9875	0.9964	0.9974	0.9939
3	1050	0	0	0.9637	0.9835	0.9857	0.9778
4	1050	2100	2100	0.9484	0.9728	0.9768	0.9666
5	1950	2500	1350	0.9177	0.9515	0.9575	0.9407
6	0	0	0	0.9077	0.9431	0.9492	0.9311
7	0	0	0	0.8896	0.9274	0.9336	0.9135
8	0	0	0	0.8594	0.9026	0.9090	0.8841
9	900	900	0	0.8382	0.8870	0.8937	0.8636
Pérdidas kW	684.2	690.0	693.2	777.3			
kVAR	4950	5550	3450	0			

Tabla 3.8. Propuestas de solución al problema de localización de capacitores

Con cierta frecuencia en este tipo de estudios, la evaluación económica de las alternativas posibles no incluye costos anualizados. Chiang, [13] en su aproximación basada en la técnica de simulated annealing, propone la valoración económica en el año presente únicamente a través de sus costos de inversión e instalación I , (Tabla 3.1). Para el ejemplo que se ha venido utilizando, en esta ocasión con unidades de 300 kVAR, un costo $c = 8/kWh$, $F_{per} = 0.5$ y la restricción opcional de su máximo tamaño a 1200 kVAR, tenemos:

Barra	Capacidad (kVAR) sin restricción		Tamaño máximo 1200 kVAR	
	1ra Aproximación	Solución final	1ra Aproximación	Solución final
1	0	0	0	0
2	0	0	0	0
3	0	0	0	0
4	2100	2100	1200	1200
5	600	1200	600	1200
6	300	0	300	0
7	0	0	0	0
8	300	0	300	0
9	0	0	0	0
Beneficio \$	10587	13439	8854	11759

Tabla 3.7. Soluciones propuestas con un esquema de costos al año presente

3.3.2.1 Diagrama de flujo

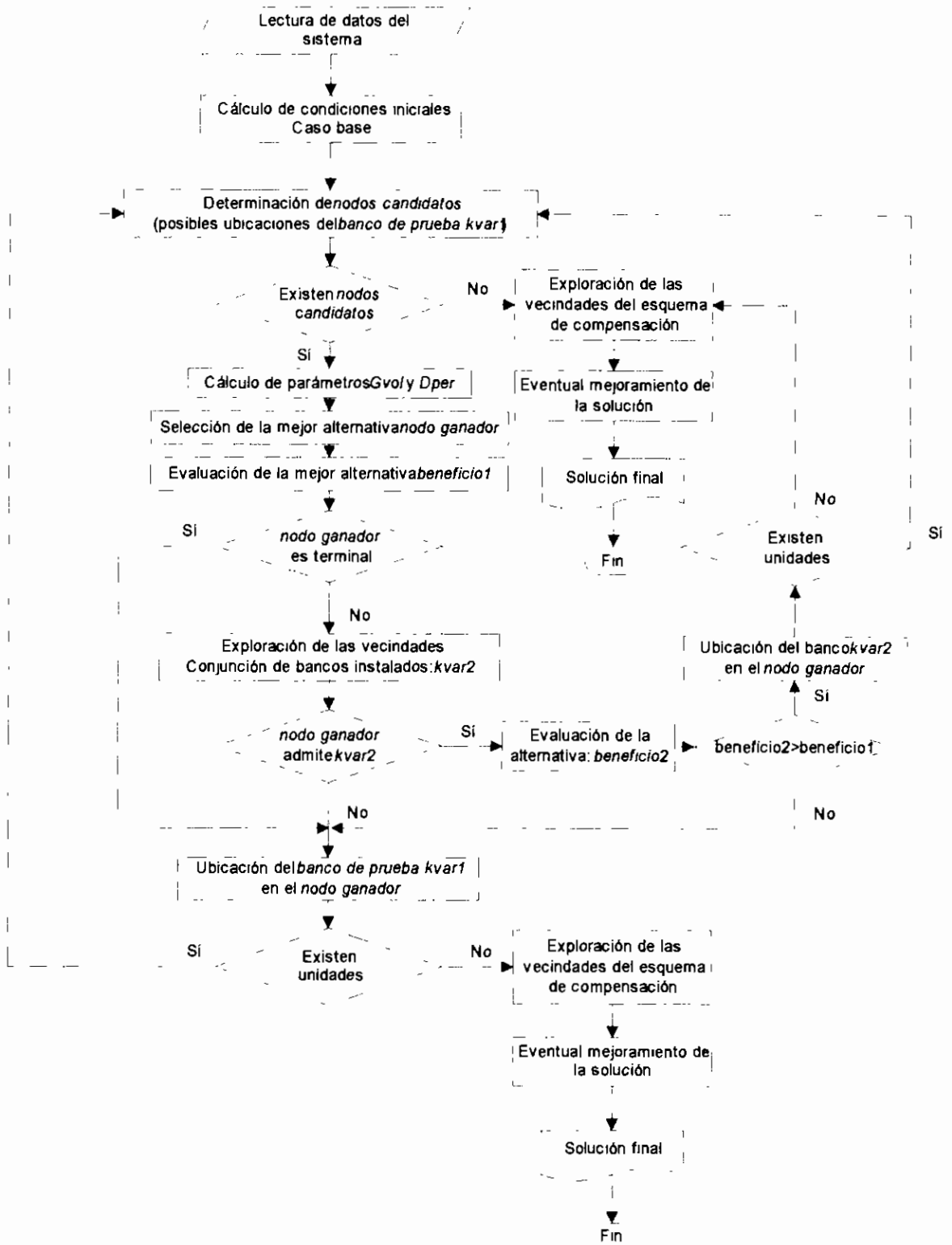


Fig. 3.7. Diagrama de flujo del algoritmo heurístico.

3.4 LIMITACIONES DEL MODELO

Por tratarse de un algoritmo heurístico que hibrida técnicas constructivas y mejoramientos de una solución dada, el modelo propuesto 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 incluido en este conjunto el óptimo global. Precisamente, esta especie de paralelismo del que carece la heurística implementada, es una de las características intrínsecas más explotadas de técnicas más avanzadas como los algoritmos genéticos.

3.4.1 TÉCNICAS HEURÍSTICAS AVANZADAS: METAHEURÍSTICOS

Durante las dos últimas décadas se han venido desarrollando distintos algoritmos heurísticos de optimización, algunos de los cuales son genéricos e independientes del problema que tratan de optimizar. A este tipo de algoritmos heurísticos se les conoce bajo el nombre de metaheurísticos. La gran ventaja de los mismos radica en que una pequeña modificación o adaptación con respecto de la formulación general es suficiente para que puedan ser aplicados a un problema concreto [12]. Algunos de estos metaheurísticos son los siguientes: enfriamiento estadístico, algoritmos genéticos, algoritmos de estimación de distribuciones, estrategias evolutivas, programación genética, vecindad variable y búsqueda tabú. La Tabla 3.9 recoge una clasificación de los mismos teniendo en consideración por una parte el hecho de que utilicen estocasticidad dentro del algoritmo heurístico, así como en base a si usan una población de individuos en lugar de un único individuo.

Metaheurístico	Estocástico	Población
Enfriamiento estadístico	Sí	No
Algoritmos genéticos	Sí	Sí
Algoritmos de estimación de distribuciones	Sí	Sí
Estrategias evolutivas	Sí	Sí
Programación genética	Sí	Sí
Vecindad variable	No	No
Búsqueda tabú	No	No

Tabla 3.9. Características de los metaheurísticos.

Vale la pena mencionar este tipo de técnicas porque su hibridación o la conjunción con métodos heurísticos convencionales, podrían reportar mejoras sustanciales en lo que a rendimiento y tiempos de ejecución se refiere. Justamente, una de ellas, conocida como algoritmos genéticos, servirá para formular un esquema de solución al problema de localización de capacitores en el siguiente capítulo.

4 PROPUESTA DE LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE CAPACITORES VÍA ALGORITMOS GENÉTICOS

4.1 INTRODUCCIÓN

Los *algoritmos evolucionarios* han llegado a ser herramientas populares para búsqueda, optimización, aprendizaje de máquina y la solución de problemas de diseño. Históricamente, los *algoritmos genéticos* y las *estrategias evolucionarias* son dos de las formas más básicas de algoritmos evolucionarios. En los últimos diez años, la *programación genética* ha llegado a ser una nueva subárea de los algoritmos evolucionarios. Se ha concebido explícitamente como una metodología para programación automática y aprendizaje de máquina. Otro tipo importante de computación evolutiva es la *programación evolucionaria* cuyas raíces se remontan a 1960's. Inactiva por muchos años, renace a través de una forma distinta en la década de los 1990's. [14]

4.1.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

Nuestras vidas son esencialmente dominadas por genes. Ellos gobiernan nuestras características físicas, nuestro carácter, nuestra personalidad, nuestra salud, y de hecho nuestra longevidad. La reciente gran comprensión de la genética ha probado ser una herramienta vital en muchas disciplinas como la medicina y la agricultura. Es justamente este descubrimiento significativo el que ha llevado al uso de algoritmos genéticos (AG) en el ámbito de la ingeniería y la computación aplicada.

Los algoritmos genéticos son una familia de modelos computacionales inspirados en la evolución. Estos algoritmos codifican una potencial solución de un problema como un simple cromosoma o estructura de datos y aplican operadores sobre la información a fin de preservarla. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859).

Por imitación de este proceso, los algoritmos genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

La implementación de un algoritmo genético inicia con una población, típicamente aleatoria, de cromosomas o individuos. El algoritmo usa una analogía directa con el comportamiento natural. 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, relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos - descendientes de los anteriores - 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 sea 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 algoritmo genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

El poder de los algoritmos genéticos proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades. Si bien no se garantiza que el algoritmo genético encuentre la solución óptima del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria. [15]

En el caso de que existan técnicas especializadas para resolver un determinado problema, lo más probable es que superen al AG, tanto en rapidez como en eficacia. El gran campo de aplicación de los algoritmos genéticos se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas hibridándolas con algoritmos genéticos. [15]

Generalmente, un algoritmo genético es visto como una técnica de optimización a pesar que el rango de problemas en los que han sido propuestos es mucho más extenso: aprendizaje de máquina, economía, sistemas sociales, sistemas políticos, sistemas militares, por citar algunos ejemplos. Holland, en la introducción de su libro, y DeJong han enfatizado que estos algoritmos encuentran soluciones competitivas, pero también sugieren que probablemente es mejor ver a los algoritmos genéticos como un proceso de búsqueda más que un estricto proceso de optimización. [14]

4.1.2 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 AG.

Para afianzar los conceptos, se utilizará un ejemplo sencillo pero ilustrativo de un problema de optimización. Se propone maximizar la función de 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 un string de 16 bits que representa diversas combinaciones de las variables. El genotipo de un individuo corresponde al conjunto de 16 bits mientras que el fenotipo es una instancia de la dupla (x_1, x_2) . El genotipo es un punto en el espacio de 16 dimensiones que rastrea el algoritmo. El fenotipo es un punto en el espacio bidimensional compuesto por las variables decodificadas.

4.2 ALGORITMO GENÉTICO CANÓNICO

El primer paso en la implementación de cualquier algoritmo genético es generar una población inicial. En el algoritmo genético canónico cada miembro de esta población será un string binario de longitud L que corresponde a la codificación del problema. Cada string (individuo de la población), es algunas veces referido como genotipo (Holland, 1975) o, alternativamente, cromosoma (Schaffer, 1987). En muchos de los casos la población inicial es generada aleatoriamente. Una vez se dispone de individuos, cada string es evaluado y asignado un valor de adaptación o *adaptabilidad*. La noción de evaluación y adaptabilidad es a veces considerada como intercambiable. Sin embargo, es útil distinguir entre las funciones de evaluación y de adaptabilidad usadas por un algoritmo genético. La función de evaluación o *función objetivo*, provee una medida del rendimiento con respecto a un conjunto de parámetros. [14]

La función de adaptabilidad transforma esta medida de desempeño en una asignación de oportunidades de reproducción. La evaluación de un individuo es independiente de la de los restantes, mientras que el adaptabilidad es siempre definido con respecto a los miembros restantes de la población actual. [14]

En el algoritmo genético canónico, la adaptabilidad es definida por: f_i / f , donde f_i es la evaluación asociada con el string i y f es la evaluación promedio de todos los individuos en la población, lo que se conoce como reproducción proporcional a la adaptabilidad. La asignación de la adaptabilidad, en forma alterna, puede estar basada en un ranking de la población o en métodos de muestreo.

Resulta didáctico ver la ejecución de un algoritmo genético como un proceso de dos etapas Fig. 4.1. Comienza con la población actual a la cual se aplica la selección para crear una población intermedia. Luego, se operan la recombinación y la mutación para crear la siguiente generación de individuos.

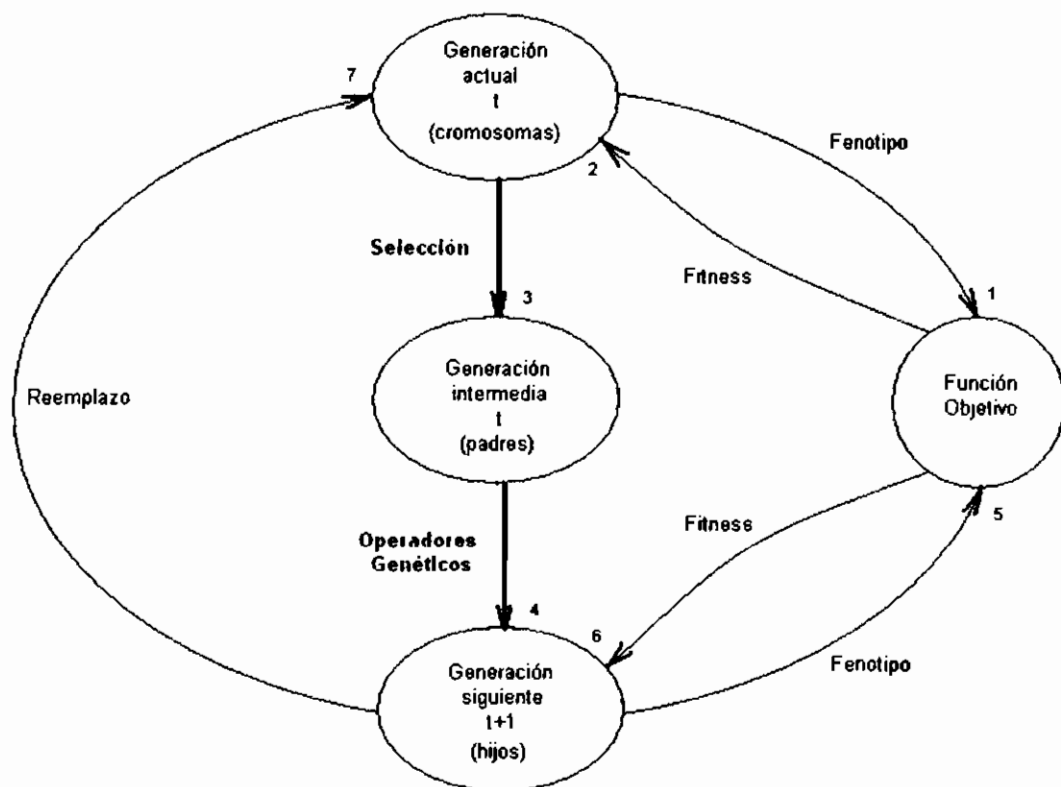


Fig. 4.1. Ciclo evolutivo de un algoritmo genético

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 escalada de alguna forma. Después de haber calculado f_i/f para todos los individuos de la población actual la selección es llevada a cabo. En el algoritmo genético canónico la probabilidad que un string sea copiado en la etapa intermedia es proporcional a su adaptabilidad, procedimiento que favorece a los individuos mejor adaptados.

La siguiente generación es creada a partir de la población intermedia. El cruce o crossover es aplicado aleatoriamente en 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 substrings iniciales y dos substrings finales. Después se intercambian los substrings finales, produciéndose dos nuevas cromosomas completos. Ambos descendientes heredan genes de cada uno de los padres. Este operador se conoce como cruce basado en un punto, Fig. 4.2.

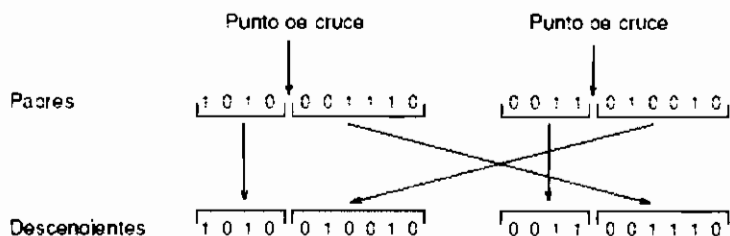


Fig. 4.2. Crossover simple

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 0.001-0.05). El operador de mutación consiste en la alteración aleatoria de cada gen componente del cromosoma.

La Fig. 4.3 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 algoritmos genéticos. [16]

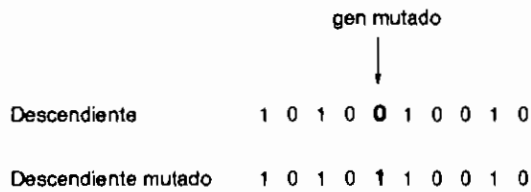


Fig. 4.3. Mutación de un cromosoma binario

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 adaptabilidad.

4.3 MODIFICACIONES EN ALGORITMOS GENÉTICOS

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. Por lo tanto, diversos medios que modifiquen la estructura de un AG son buscados para satisfacer los requerimientos de diseño. [17]

4.3.1 REPRESENTACIÓN DE LOS CROMOSOMAS

La codificación o representación de los cromosomas varían de acuerdo a la naturaleza del problema. En general los strings binarios son los formatos clásicos usados por los investigadores de AGs por su simplicidad y fácil identificación.

Las operaciones genéticas convencionales y la teoría están desarrolladas sobre esta estructura fundamental. El uso de código Gray permite por medio de la pequeña variante introducida mejorar el desempeño de ciertas aplicaciones implementadas con representación binaria normal.

Recientemente, la manipulación directa de cromosomas a partir de valores reales ha cobrado interés. Su introducción obedece como mecanismo para tratar con problemas de parámetros reales. Los trabajos en este campo señalan que una representación de punto flotante podría ser más rápida y consistente, sin embargo, no existe el consenso suficiente para dar por sentado este argumento. Existen incluso modelos que usan esquemas basados en orden dejando de lado la codificación literal tradicional. La adecuada selección del formato del cromosoma puede mejorar la comprensión de la formulación del problema y aliviar la carga de una implementación práctica. [17]

4.3.2 POBLACIÓN

Habitualmente la *población inicial* se escoge generando estructuras al azar, pudiendo contener cada gen uno de los posibles valores del alfabeto con probabilidad uniforme. Nos podríamos preguntar que es lo que sucedería si los individuos de la población inicial se obtuviesen como resultado de alguna técnica heurística o de optimización local. En los pocos trabajos que existen sobre este aspecto, se constata que esta inicialización no aleatoria de la población inicial, puede acelerar la convergencia del algoritmo genético.

Una cuestión que uno puede plantearse es la relacionada con el *tamaño* idóneo de la población. Parece intuitivo que las poblaciones pequeñas corren el riesgo de no cubrir adecuadamente el espacio de búsqueda, mientras que el trabajar con poblaciones de gran tamaño puede acarrear problemas relacionados con el excesivo costo computacional. [15]

4.3.3 FUNCIÓN OBJETIVO

Dos aspectos que resultan cruciales en el comportamiento de los algoritmos genéticos son la determinación de una adecuada función de evaluación o función objetivo, así como la codificación utilizada [14]. Idealmente nos interesaría construir funciones objetivo con cierta uniformidad, es decir funciones objetivo que verifiquen que para dos individuos que se encuentren cercanos en el espacio de búsqueda, sus respectivos valores en las funciones objetivo sean similares. Por otra parte una dificultad en el comportamiento del algoritmo genético puede ser la existencia de gran cantidad de óptimos locales, así como el hecho de que el óptimo global se encuentre muy aislado.

La regla general para construir una buena función objetivo es que ésta debe reflejar el valor del individuo de una manera real, pero en muchos problemas de optimización combinatoria, donde existen gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos.

Para este planteamiento en el que los individuos están sometidos a restricciones, se han propuesto varias soluciones. La primera sería la que podríamos denominar absolutista, en la que aquellos individuos que no verifican las restricciones, no son considerados como tales, y se siguen efectuando cruces y mutaciones hasta obtener individuos válidos, o bien a dichos individuos se les asigna una función objetivo igual a cero [15]. Otro enfoque está basado en la penalización de la función objetivo. La idea general consiste en dividir la función objetivo del individuo por una cantidad (la penalización) que guarda relación con las restricciones que dicho individuo viola.

Un problema habitual en las ejecuciones de los algoritmos genéticos surge debido a la velocidad con la que el algoritmo converge. En algunos casos la convergencia es muy rápida, lo que suele denominarse convergencia prematura, en la cual el algoritmo converge hacia óptimos locales, mientras que en otros casos el problema es justo el contrario, es decir se produce una convergencia lenta del algoritmo.

Una posible solución a estos problemas pasa por efectuar transformaciones en la función objetivo. El problema de la convergencia prematura, surge a menudo cuando la selección de individuos se realiza de manera proporcional a su función objetivo. En tal caso, pueden existir individuos con una adaptación al problema muy superior al resto, que a medida que avanza el algoritmo dominan a la población. Por medio de una transformación de la función objetivo, en este caso una compresión del rango de variación de la función objetivo, se pretende que dichos superindividuos no lleguen a dominar a la población [15]. El problema de la lenta convergencia del algoritmo, se resolvería de manera análoga, pero en este caso efectuando una expansión del rango de la función objetivo.

4.3.4 FUNCION DE ADAPTABILIDAD

Los cromosomas de la población son tratados individualmente al momento de evaluarlos a través de la función objetivo, el rango de valores que se obtienen a la salida, por tanto, puede variar de forma considerable de uno a otro. Esta medida brusca de aptitud es usualmente empleada solo como una etapa intermedia en la determinación del desempeño o adaptación de los individuos. Para mantener la uniformidad, los valores de la función objetivo, son mapeados en valores relativos por medio de la función de adaptabilidad [16], entonces:

$$F(x) = g(f(x)) \quad 4.1$$

Donde f es la función objetivo, g transforma el valor de la función objetivo a valores no negativos y F son las adaptabilidades resultantes. Una transformación usual es la asignación proporcional, la adaptabilidad de un string i , $F(x_i)$ es calculado como la razón entre la aptitud individual y la de la población:

$$F(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^{N_{ind}} f(x_i)} \quad 4.2$$

Siendo N_{ind} el tamaño de la población y x_i el valor fenotípico del individuo i . Aunque la asignación asegura a cada cromosoma la probabilidad de reproducción acorde a su adaptabilidad relativa, falla a la hora de tomar en cuenta funciones objetivo que arrojen valores negativos. Una aproximación lineal puede usarse para salvar esta dificultad (linear scaling), sin embargo, involucra el conocimiento del rango de variación de la función objetivo.

Baker sugiere limitar el rango de reproducción para que ningún string genere un excesivo número de descendientes, los valores de adaptabilidad no se relacionan directamente con sus correspondientes valores de la función objetivo, sino que dependen solo de su posición en el ranking. El método introduce un escalamiento uniforme de la probabilidad de selección a través de toda la población.

Sea N_{ind} el número de individuos en la población, Pos la posición de un individuo i en la población (para el menos apto $Pos=1$, el más adaptado $Pos=N_{ind}$) y PS la presión de selección ([1.0, 2.0] para ranking lineal). Para ranking lineal el valor de adaptabilidad es calculado por:

$$F(Pos_i) = 2 - PS + 2 \cdot (PS - 1) \cdot \frac{Pos_i - 1}{N_{ind} - 1} \quad 4.3$$

4.3.5 SELECCIÓN

La selección es el proceso de determinar el número de veces que un individuo en particular es escogido para la reproducción y, por ende, el número de descendientes que producirá. El mecanismo puede ser visto como dos fases: 1) la asignación de la cantidad oportuna de oportunidades que un string espera recibir, y 2) la conversión de estas expectativas en un número discreto de hijos. [16]

La primera etapa fue abordada en la sección previa a través de la función de adaptabilidad. La segunda parte corresponde a la selección probabilística de individuos para reproducción basada en sus adaptabilidades relativas.

Muchas de las técnicas de selección emplean un proceso de ruleta para elegir probabilísticamente los individuos. El esquema más simple es *roulette wheel selection* también llamado muestreo estocástico con reemplazo. Un intervalo, sum , es determinado como la suma de los valores de adaptabilidad de todos los miembros de la población o sus probabilidades, entonces, los individuos son posicionados uno a uno en intervalos contiguos a lo largo del rango $[0, sum]$. El tamaño del intervalo de cada string corresponde al valor de adaptabilidad asociado con el individuo. Un número aleatorio es generado sobre $[0, sum]$ y el string cuyo segmento abarca el número es seleccionado. El proceso es repetido hasta que el número deseado de strings haya sido escogido.

Individuo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Valor adaptabilidad	2.0	1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0
Probabilidad de selección	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0.0

Tabla 4.1. Valores de adaptabilidad y probabilidades de selección de 11 individuos

La Tabla 4.1 muestra la probabilidad de selección para 11 individuos junto con sus valores de adaptabilidad. El individuo 1 es el más apto y ocupa el intervalo más grande, mientras que el 11 tiene una adaptabilidad de 0 y no tiene oportunidad de reproducirse. Seis números aleatorios uniformemente distribuidos entre 0 y 1 son generados (0.81,0.32,0.96,0.01,0.65,0.42) para escoger a los padres (1,2,3,5,6,9) simulando seis lanzamientos de la ruleta. La Fig. 4.4 muestra la forma clásica de ruleta y la Fig. 4.5 una variante extendida.

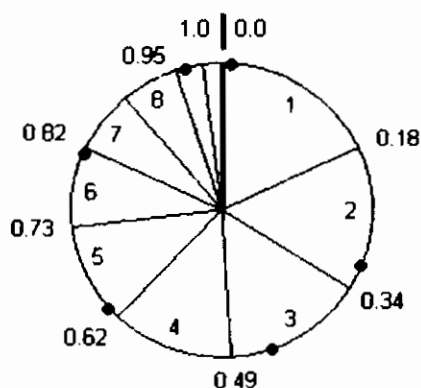


Fig. 4.4. Selección mediante muestreo estocástico con reemplazo

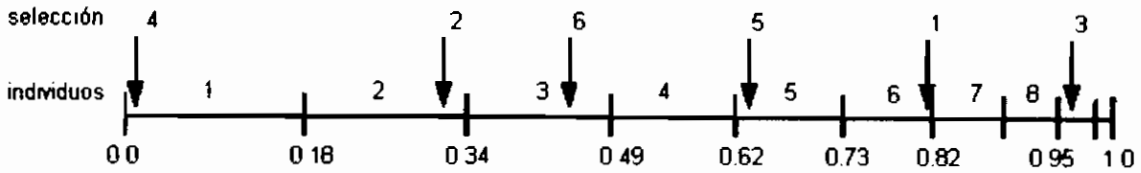


Fig. 4.5. Variante extendida del modelo de la ruleta.

Baker (1987) introduce un método denominado muestreo estocástico universal, *stochastic universal sampling* (sus), los individuos son seleccionados a partir de marcadores igualmente espaciados y con comienzo aleatorio. Los individuos se ubican exactamente como en el método anterior. Los punteros son ubicados cuantas veces un número de individuos necesiten ser seleccionados. Para el ejemplo, la distancia entre marcadores será de $1/6=0.167$, con el inicio dado por un número aleatorio entre $[0,1/6]$ (Fig. 4.6). Los individuos elegidos son (1,2,3,4,6,8).

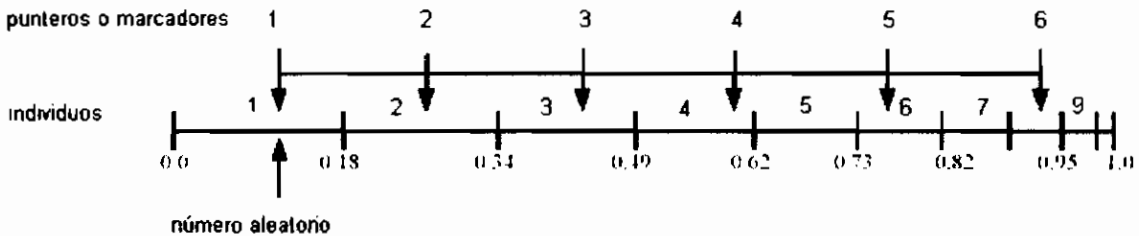


Fig. 4.6. Selección por muestreo estocástico universal

En el modelo de *selección elitista* se fuerza a que un porcentaje de los mejores individuos de la población en el tiempo t , sean seleccionados como padres. La *selección por torneo*, constituye un procedimiento de selección de padres muy extendido y en el cual la idea consiste en escoger al azar un número de individuos de la población, tamaño del torneo, (con o sin reemplazamiento), seleccionar el mejor individuo de este grupo, y repetir el proceso hasta que el número de individuos seleccionados coincida con el tamaño de la población. Habitualmente el tamaño del torneo es 2, y en tal caso se ha utilizado una versión probabilística en la cual se permite la selección de individuos sin que necesariamente sean los mejores.

4.3.6 OPERADORES GENÉTICOS

4.3.6.1 Recombinación (cruce-crossover)

La recombinación produce nuevos individuos combinando la información genética contenida en los padres. Dependiendo de la representación (genotipo) diferentes métodos están disponibles. La recombinación discreta es aplicable a cualquier estructura, sea esta binaria, entera o real. Los métodos desarrollados para valores binarios constituyen un caso especial de la recombinación discreta.

La *recombinación discreta* intercambia los valores de las variables entre individuos. Para cada posición el padre que contribuirá con su variable es escogido aleatoriamente con igual probabilidad. La Tabla 4.2 ilustra un ejemplo.

	Individuos			Muestras			Descendientes		
1	12	25	5	2	2	1	123	4	5
2	123	4	34	1	2	1	12	4	5

Tabla 4.2. Recombinación discreta de un cromosoma entero.

Comúnmente, a los métodos que describen la recombinación de strings formados por variables binarias se los llama *crossover*. El algoritmo genético canónico descrito anteriormente, utiliza el cruce basado en un punto, en el cual los dos individuos seleccionados para jugar el papel de padres, son recombinados por medio de la selección aleatoria de un punto de corte, para posteriormente intercambiar las secciones que se encuentran a la derecha de dicho punto. Se han investigado otros operadores de cruce, habitualmente teniendo en cuenta más de un punto de cruce. DeJong investigó el comportamiento del operador de cruce basado en múltiples puntos, concluyendo que el cruce basado en dos puntos (Fig. 4.7), representaba una mejora mientras que añadir más puntos de cruce no beneficiaba el comportamiento del algoritmo. La ventaja de tener más de un punto de cruce radica en que el espacio de búsqueda puede ser explorado más fácilmente, siendo la principal desventaja el hecho de aumentar la probabilidad de ruptura de buenos esquemas. [15]

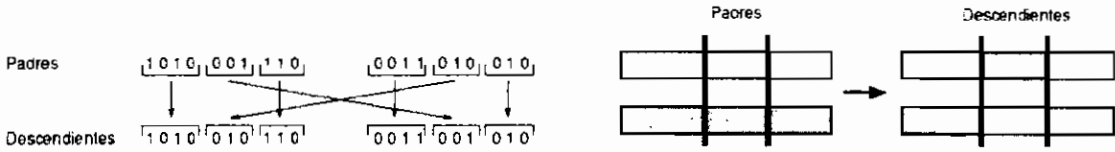


Fig. 4.7. Crossover de doble punto

4.3.6.2 Mutación.

La mutación se considera un operador básico, que proporciona un pequeño elemento de aleatoriedad en la vecindad de los individuos de la población. Si bien se admite que el operador de cruce es el responsable de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de posibles soluciones, también parece desprenderse de los experimentos efectuados por varios investigadores que el operador de mutación va ganando en importancia a medida que la población de individuos va convergiendo [15]. En un AG, la mutación es aleatoriamente aplicada con una baja probabilidad, típicamente en el rango de 0.001 a 0.01; su rol es a menudo visto como un medio que garantiza que ningún punto del espacio de búsqueda quede sin posibilidad de ser tomado en cuenta. Puede recuperar buen material genético que se habría perdido por acción de la selección y la recombinación.

4.3.7 REINSERCIÓN O REEMPLAZO

Después que la población intermedia ha sido producida, varias estrategias se han propuesto para reemplazar la generación anterior. En el caso del reemplazamiento generacional, los cromosomas en la población actual son completamente sustituidos por sus descendientes. Este mecanismo podría provocar que el mejor cromosoma no pueda reproducirse en la siguiente fase evolutiva, por lo cual es combinada con una tendencia elitista donde uno o unos pocos de los cromosomas más aptos son copiados directamente en la siguiente generación. Otra modificación es aquella en que no todos los strings de la población intermedia son usados para la siguiente generación. Conociendo que un mayor número de hijos que de padres implica un esfuerzo computacional

adicional, la otra alternativa es generar una menor cantidad de descendientes. Usualmente, los peores individuos son reemplazados con los nuevos strings.

4.4 UN EJEMPLO ILUSTRATIVO

Como ilustración de los diferentes componentes de un algoritmo genético simple y su forma de trabajo y desarrollo, supongamos que el problema radica en encontrar el mínimo de la función de Schwefel, Fig. 4.8. La función puede resultar engañosa puesto que el mínimo global está geoméricamente distante, en el espacio de búsqueda, del mejor mínimo local. Las variables se restringen al intervalo $[-500, 500]$ y el mínimo se localiza en el punto $(420.9687, 420.9687)$ con un valor de 837.9658. Su definición corresponde a la expresión:

$$f(x, y) = z = -x \cdot \text{sen}(\sqrt{x}) - y \cdot \text{sen}(\sqrt{y}) \quad 4.4$$

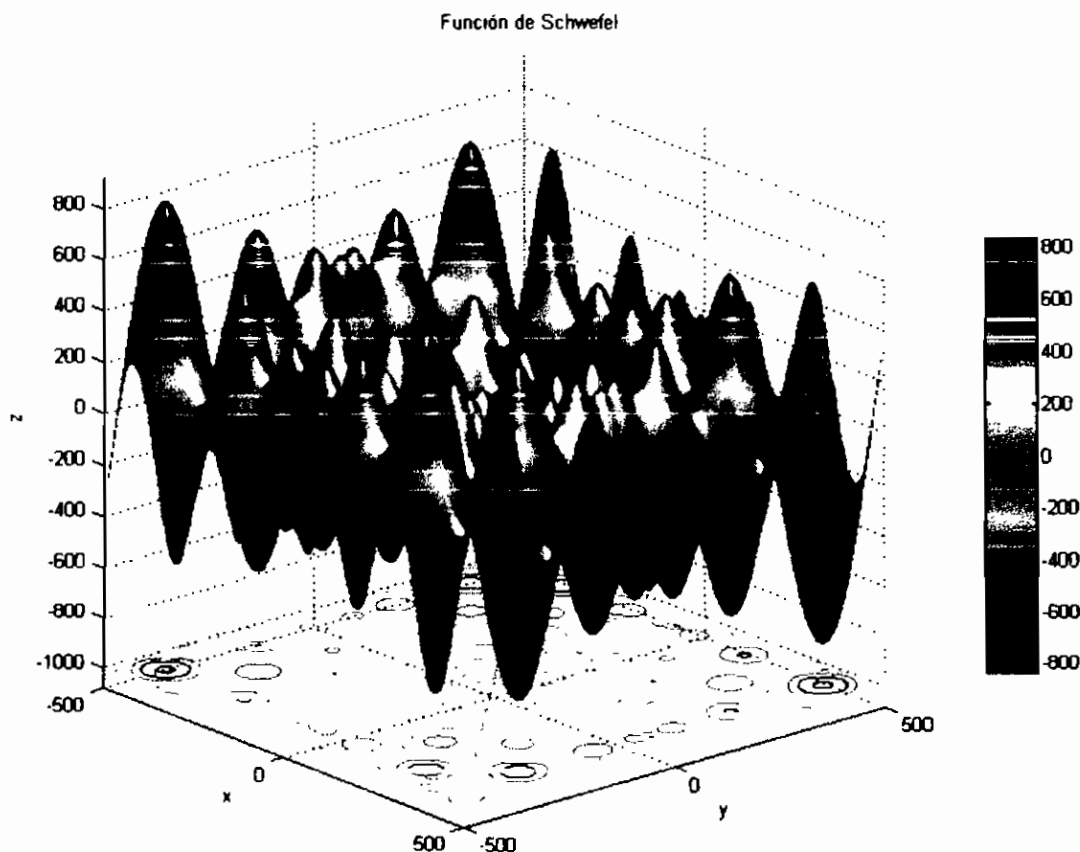


Fig. 4.8. Gráfica tridimensional de la función de Schwefel

Se codificará cada variable usando $l = 10$ bits, por lo que un string o cromosoma de la población tendrá un largo de 20. La codificación/decodificación de los individuos se puede resumir en la siguiente manera: se divide el string en cada una de las variables x e y . Se asume la precisión $prec = 0.5^l$. Entonces, los substrings de largo l , correspondientes a las variables, se multiplican por el vector $[0.5^1 \ 0.5^2 \ \dots \ 0.5^l]$ en forma matricial. Los valores obtenidos se dividen para $l \cdot prec$, se multiplican por el rango en este caso $abs(500 - (-500)) = 1000$, para finalmente sumar el valor frontera inferior -500 . Este formato, permite representar todos los puntos posibles en el rango definido para las variables dentro de los márgenes establecidos por la precisión asumida. La función objetivo corresponde a la expresión definida anteriormente.

El primer paso a efectuar consiste en determinar el tamaño de la población inicial, para a continuación obtener dicha población al azar y computar la aptitud de cada uno de sus individuos. En la Tabla 4.3 se han representado los 4 individuos que constituyen la población inicial (únicamente con fines didácticos pues la técnica se basa en un concepto de población), junto con su función de adaptación al problema. No se puede asignar una adaptabilidad proporcional $f(x)/\sum f(x)$ porque la función objetivo varía en el intervalo $[-800, 800]$. En su defecto, calculamos un valor de adaptabilidad a través de un esquema de ranking lineal con una presión de selección de 2. Con ello, la probabilidad de que cada uno de dichos individuos sea seleccionado -según el modelo de ruleta- para emparejarse se presenta en la última columna.

El siguiente paso consiste en la selección de 2 parejas de cromosomas. Para ello es suficiente, con obtener 4 números reales provenientes de una distribución de probabilidad uniforme en el intervalo $[0, 1]$, y compararlos con la última columna de la Tabla 4.3. Así por ejemplo, supongamos que dichos 4 números hayan sido: 0.58; 0.11; 0.84 y 0.43. Esto significa que los individuos seleccionados para el cruce han sido: el individuo 4 junto con el individuo 1, así como el individuo 4 junto con el individuo 3.

	Población Inicial (genotipos $x_{10} y_{10}$)	(x, y) (fenotipos)		f(x) (función adapt.)	Adaptabilidad	Prob. selección	Prob. selección acum.
1	11010110111101101110	339.6872	358.2600	110.1975	1.3333	0.333	0.333
2	11010001010110001011	318.1818	-113.8807	161.8158	0	0	0.333
3	00011111101000111001	-376.8328	56.2072	148.3398	0.6667	0.166	0.500
4	10110101111010001110	210.6549	139.2962	-99.5114	2.0000	0.500	1.000

Tabla 4.3. Primera generación del algoritmo

Para seguir con el algoritmo genético simple, se requiere definir la probabilidad de cruce, p_c . Supongamos que se fije en $p_c = 0,8$. Valiéndonos al igual que antes de, dos en este ejemplo, números aleatorios provenientes de la distribución uniforme, determinaremos si los emparejamientos anteriores se llevan a cabo. Admitamos, por ejemplo, que los dos números extraídos sean menores que $0,8$, decidiéndose por tanto efectuar el cruce entre las dos parejas. Para ello escogeremos un número al azar entre l y $l - 1$ (crossover de punto simple). Nótese que la restricción impuesta al escoger el número entre l y $l - 1$, y no l , se realiza con la finalidad de que los descendientes no coincidan con los padres.

Supongamos, tal y como se indica en la Tabla 4.4, que los puntos de cruce resulten ser 2 y 3. De esta manera obtendríamos los 4 descendientes descritos en la tercera columna de la Tabla 4.4. A continuación mutaríamos con una probabilidad, p_m , cercana a cero, cada uno de los bits de las cuatro ristas de individuos. En este caso suponemos que el único bit mutado corresponde al primer gen del tercer individuo. En las dos últimas columnas se pueden consultar los valores de los individuos, así como las funciones de adaptación correspondientes. Como puede observarse, la evolución forzada da sus frutos, los nuevos strings son más aptos comparándolos con sus pares de la Tabla 4.3.

Población Intermedia (emparejamientos)	Punto cruce	Nueva población (Descendientes)	(x, y) (fenotipos)		f(x) (función adapt.)
10110101111010001110	12	10110101111001101110	210.6549	108.0156	-106.8823
11010110111101101110	12	11010110111100011110	339.6872	389.5406	-163.8341
10110101111010001110	4	00110101111010001110	-289.8338	139.2962	-184.1499
00011111101000111001	4	00011111101000111001	-376.8328	56.2072	148.3398

Tabla 4.4. Segunda generación del algoritmo

4.5 EXTENSIONES DEL ALGORITMO GENÉTICO

Un AG puede ser usado para resolver un número de problemas en ingeniería, normalmente los resultados obtenidos son bastante buenos y resultan competitivos con aquellos arrojados por otras técnicas. Sin embargo, un algoritmo genético simple, encuentra dificultades a la hora de afrontar múltiples tareas repercutiendo sobre su tiempo de ejecución o convergiendo hacia soluciones subóptimas. Para mejorar la capacidad de un AG con fines prácticos, sus características intrínsecas deberían ser más exploradas y explotadas. [17]

4.5.1 ALGORITMOS GENÉTICOS PARALELOS

Considerado que el AG ya posee una arquitectura de paralelismo implícito no se requiere mayor esfuerzo para construir una estructura paralela por medio de los denominados modelos de islas [15]. La idea básica consiste en dividir la población total en varias subpoblaciones en cada una de las cuales se lleva a cabo un algoritmo genético. Cada cierto número de generaciones, se efectúa un intercambio de información entre las subpoblaciones, proceso que se denomina emigración. La introducción de la emigración hace que los modelos de islas sean capaces de explotar las diferencias entre las diversas subpoblaciones, obteniéndose de esta manera una fuente de diversidad genética.

4.5.2 OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

Sin duda alguna, el AG tiene la ventaja distintiva de ser capaz de tratar con problemas con múltiples objetivos. De hecho, los problemas en ingeniería a menudo recaen dentro de este tipo de tareas. Históricamente, los objetivos múltiples han sido combinados de alguna manera para dar como resultado una función objetivo escalar. La forma usual de hacerlo es a través de una composición lineal o suma ponderada de los atributos. Otra alternativa frecuente es cambiar el carácter de objetivo por el de restricción. [17]

Muchos trabajos se han desarrollado en este sentido a través de algoritmos genéticos convencionales, mas un método poderoso de búsqueda multiatributos se ha propuesto para salvar estos problemas (Schaffer).

4.5.3 ESCENARIOS MULTIMODALES

Otro aspecto relevante de un algoritmo genético es su capacidad de resolver problemas multimodales. Tres factores contribuyen a su habilidad para localizar un óptimo global: I) búsqueda a lo largo de una población y no de un punto aislado, II) uso de valores de adaptabilidad y no de derivadas u otro tipo de información auxiliar, y, III) uso de operadores aleatorios y no determinísticos.

A pesar de ello, no se garantiza que el punto óptimo global sea alcanzado por el uso de un AG, aunque la tendencia para que ello ocurra este marcada. La posibilidad de éxito se reduce si hay una pérdida de la *diversidad* de la población. En problemas con un alto grado de complejidad, un algoritmo genético simple tiende a buscar un punto subóptimo pudiendo llevar a la población hacia una convergencia prematura. La solución óptima global solo es obtenida por la exploración del operador de mutación. Este fenómeno es conocido como deriva genética y ocurre fácilmente con pequeños tamaños de población. Varias técnicas han sido concebidas con el fin de mantener la diversidad de la población. Estas incluyen la preselección, poblamiento (crowding) y el adaptabilidad compartido (adaptabilidad sharing). Los métodos de nichos basan su modelo en estos aspectos y serán un punto muy importante a tratar en secciones posteriores.

4.6 DIVERSIDAD EN ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos están basados en los principios genéticos de la biología y operan en forma análoga a la evolución. Sin embargo, mientras que los procesos naturales de la evolución mantienen una variedad de especies, los AGs tradicionales empujan a la población artificial hacia la convergencia.

Esto significa que todos los individuos de la población tempranamente comienzan a ser idénticos. Esto conlleva a que, aún cuando un problema presente diversas soluciones, un AG tradicional sólo va a alcanzar una de ellas. [18]

4.6.1 PANORÁMICA MULTIMODAL

El objetivo en la optimización de una función multimodal es encontrar varias soluciones, tanto globales como locales. Según [18], diversos tipos de problemas que involucren escenarios multimodales pueden resultar de interés práctico; así, si c es el número de máximos locales y z el número de máximos globales, se podría: 1) encontrar cualquier $b < c$ máximos, 2) encontrar todos los c máximos, 3) encontrar por lo menos $b \leq c$ máximos mayores, 4) encontrar cualquier $b < z$ máximo global, 5) encontrar los z máximos globales.

Como ejemplo, los problemas de la clase 5 son importantes en la optimización de funciones multiobjetivo donde las soluciones Pareto-óptimas son óptimos globales. Debe señalarse que al resolver un problema equivalente a la clase 3, se obtiene una solución general que reúne las expectativas creadas por las restantes, razón por la cual, frecuentemente se adopta esta condición como el principal objetivo de esta gama de estudios. Al respecto, diversos problemas de prueba han sido utilizados en el proceso de análisis y diseño. [19]

En este sentido, resulta interesante presentar a dos de ellos para que se constituyan en el marco de evaluación que determine el rendimiento de un algoritmo genético con capacidad de formar nichos en la población.

La función modificada de Himmelblau, Fig. 4.9, cuenta con cuatro peaks de igual altura. Las variables x e y se restringen al rango de valores reales $[-6,6]$. Los máximos se localizan en las coordenadas (x, y) : $(3.000, 2.000)$, $(3.584, -1.848)$, $(-3.779, -3.283)$ y $(-2.805, 3.131)$. Todos los máximos son de altura 1.000. La función se define como:

$$f(x,y) = z = \frac{2186 - (x^2 + y - 11)^2 - (x + y^2 - 7)^2}{2186} \quad 4.5$$

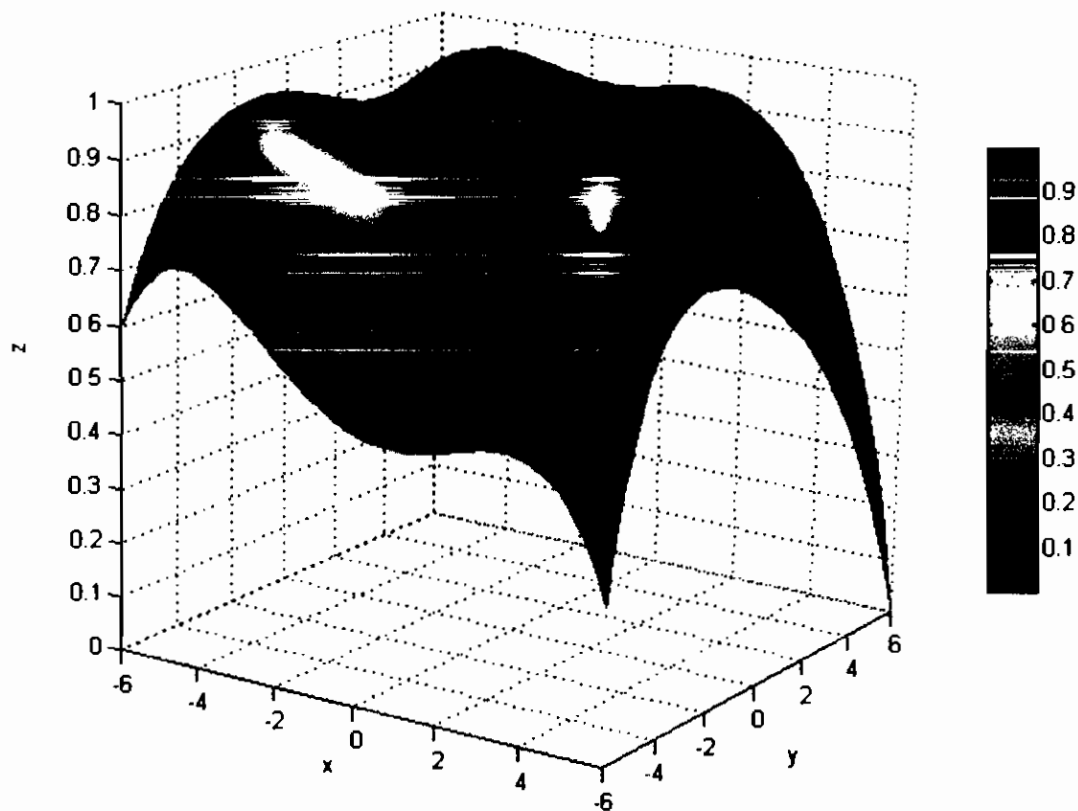


Fig. 4.9. Función modificada de Himmelblau

La función de Shekel's Foxholes cuenta con 25 peaks. Ha sido utilizada en otros estudios pero siempre con el propósito de localizar un óptimo global simple. Su grado de complejidad es alto debido a la gran cantidad de óptimos que presenta. Las variables x e y se encuentran restringidas al intervalo real $[-65.536, 65.536]$. Los máximos están ubicados en las coordenadas (x, y) : $(16i, 16j)$, donde i y j representan los enteros del intervalo $[-2, 2]$ incluyendo al 0. Los 25 puntos son todos de tamaño diferente, partiendo desde 476.191 hasta 499.002. El óptimo global se localiza en $(-32, 32)$. La función se define como:

$$f(x,y) = z = 500 - \frac{1}{0.002 + \sum_{i=0}^{24} \frac{1}{1+i+(x-a(i))^6+(y-b(i))^6}}; \quad \begin{aligned} a(i) &= 16[\text{mod}(i,5) - 2] \\ b(i) &= 16(\lfloor i/5 \rfloor - 2) \end{aligned} \quad 4.6$$

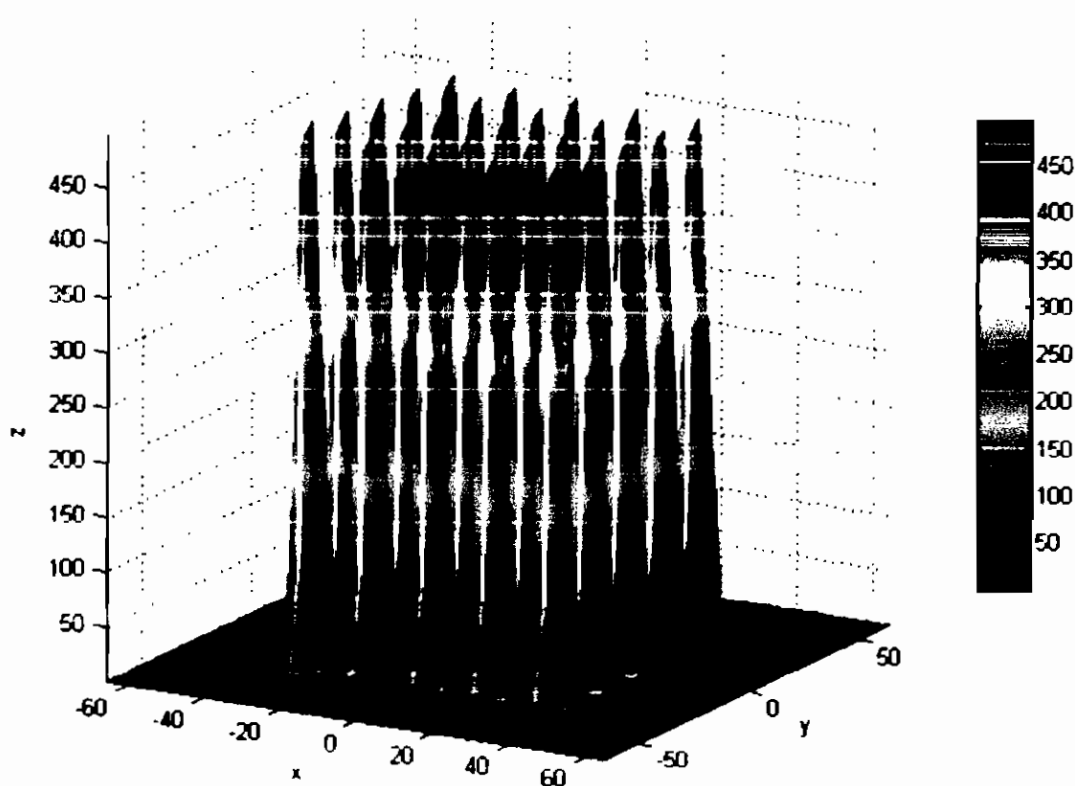


Fig. 4.10. Función de Shekel's Foxholes.

4.6.2 MÉTODOS DE NICHOS

Los métodos de nichos permiten a los AGs mantener una población de diversos individuos y por ende son capaces de localizar múltiples soluciones óptimas dentro de un conjunto de individuos. No se puede delinear un estudio de AGs que incorpore la metodología de nichos sin considerar el tópico de la diversidad, de hecho, este factor es el motivo que inspiró el desarrollo de la técnica [18]. La diversidad puede servir a dos propósitos en un algoritmo genético clásico, el primero de ellos es retrasar la convergencia con el fin de promover la exploración y así poder localizar una solución única, el segundo propósito es encontrar múltiples soluciones finales.

El mejor método de nichos debe ser capaz de localizar los peaks (picos) más altos ante la presencia de un gran número de peaks inferiores, aún cuando se trate de problemas altamente engañosos.

El análisis tiene que centrarse en la mantención en lugar de la formación de soluciones óptimas, ya que se asume de facto que un AG simple es capaz de estructurar buenas soluciones.

En algoritmos genéticos generacionales como el AG simple o canónico, la población entera es reemplazada cada generación por los hijos formados a partir de la cruce y de la mutación (a excepción de individuos suficientemente afortunados que pasan sin alteraciones estas etapas). AGs de estado estable, sólo procesan algunos individuos en cada ocasión e insertan los nuevos hijos en la población. Algunas técnicas en esta etapa tratan de preservar la diversidad. En lugar de realizar un reemplazo generacional completo o sustituir elementos mediante un proceso de selección (reemplazo del peor), se cambian miembros de la población en la medida que aporten a la mantención de la diversidad. Los métodos que insertan nuevos elementos en la población al reemplazar a similares son denominados métodos de poblamiento (Crowding). [18]

DeJong presentó un algoritmo que llamó modelo de factor de poblamiento. Este, corresponde a un AG de estado estable, debido a que solo una fracción de la población se reproduce y muere en cada generación. Cada miembro generado reemplaza uno ya existente, de preferencia el más similar. El método no es un modelo que permita que una población logre diversificarse y encuentre una mezcla estable de especies. Cavicchio introdujo muchos de los conocidos métodos de *preselección*, y afirmaba que uno de ellos lograba mantener la diversidad. Sostenía que realizar comparaciones con cada hijo resultaba ser una estrategia de reemplazo demasiado cara. En vez de esto, proponía que como los hijos resultan ser similares a sus padres, simplemente se podía sustituir uno.

A través del análisis del método de poblamiento de DeJong y el modelo de preselección de Cavicchio, Mahfoud determinó por qué ninguna de las técnicas tuvieron éxito e implemento variantes de diseño que permitieron desarrollar un algoritmo de poblamiento exitoso.

Sus deducciones apuntaron a que el principal culpable del fracaso de los métodos de poblamiento es el error estocástico en el reemplazo de los miembros de la población. Introdujo alternativas que combatan la pérdida de material genético a través de la reducción del error de reemplazo. El algoritmo resultante fue denominado *poblamiento determinístico*, porque en realidad realiza muchos de los procesos aleatorios del algoritmo de DeJong en forma determinística, básicamente funciona de la siguiente manera. Primero, se agrupa a todos los elementos de la población en $n/2$ pares. Entonces se cruzan todas las parejas y opcionalmente se mutan sus hijos. Cada hijo compete en un torneo contra uno de sus padres. Dado un par de padres y sus dos hijos, se pueden realizar combinaciones de torneos: padre1 vs hijo1, padre2 vs hijo2, padre1 vs hijo2 ó padre2 vs hijo1. El torneo que fuerce la competencia más cercana es el que se mantiene, donde la cercanía es la distancia promedio entre las duplas padre-hijo en un grupo. La idea es evitar la competencia entre individuos desiguales. La cercanía se calcula de acuerdo a alguna distancia apropiada, de preferencia la fenotípica. No se realiza ningún sistema de selección solo de reemplazo. El pseudocódigo del algoritmo se aprecia en la Fig. 4.11.

```

REPETIR durante  $g$  generaciones
DO  $n/2$  veces
  Seleccionar dos padres,  $p_1$  y  $p_2$ , aleatoriamente sin reemplazo
  Cruzarlos generando  $c_1$  y  $c_2$ 
  Aplicar mutación y otros operadores posibles, generando  $c_1'$  y  $c_2'$ 
  IF [distancia ( $p_1$ ,  $c_1'$ ) + distancia ( $p_2$ ,  $c_2'$ )]  $\leq$  [distancia ( $p_1$ ,  $c_2'$ ) + distancia ( $p_2$ ,  $c_1'$ )]
    IF  $f(c_1') > f(p_1)$  reemplazar  $p_1$  con  $c_1'$ 
    IF  $f(c_2') > f(p_2)$  reemplazar  $p_2$  con  $c_2'$ 
  ELSE
    IF  $f(c_2') > f(p_1)$  reemplazar  $p_1$  con  $c_2'$ 
    IF  $f(c_1') > f(p_2)$  reemplazar  $p_2$  con  $c_1'$ 
  FIN

```

Fig. 4.11. Pseudocódigo del modelo de poblamiento determinístico. [19]

Al abordar la búsqueda de óptimos de las funciones de Himmelblau y de Shekel's Foxholes mediante un algoritmo de poblamiento determinístico las soluciones entregadas son aceptables. En el primer caso, el método encontró los cuatro máximos mientras que en el segundo detectó aproximadamente 20 de los 25

peaks que conforman la función. Una vez comprobada la validez del método, ésta aproximación será la base sobre la cual, en una sección posterior, se plantee la solución al problema de localización de capacitores en sistemas de distribución de energía eléctrica. Antes de enfocar ésta instancia, que vendría a cumplir con el principal objetivo del presente trabajo, se ha creído conveniente resaltar el grado de aplicación de esta técnica en estudios dentro del campo de los sistemas eléctricos de potencia.

4.7 AGs EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

Los algoritmos genéticos en una forma u otra, han sido empleados para dar solución a muchos de los problemas de sistemas de potencia. Esta sección presenta una breve revisión de algunas de las más importantes aplicaciones en este campo. En la actualidad, cuando los sistemas eléctricos de potencia modernos han ganado en complejidad, su planificación, operación y control usando métodos tradicionales enfrentan algunas dificultades. En tal razón, los sistemas inteligentes han sido desarrollados para solventar estos problemas siendo los algoritmos evolucionarios (AEs) una de las técnicas más ampliamente usadas en el campo de la ingeniería eléctrica. [20]

Existe una variedad de algoritmos evolucionarios, todos ellos compartiendo una base conceptual común. Los AEs más populares son por mucho los Algoritmos Genéticos (AGs), las Estrategias Evolucionarias (ES), la Programación Evolucionaria (PE) y la Programación Genética (PG).

El algoritmo genético es el más conocido y empleado de los algoritmos evolucionarios. La Fig. 4.12 muestra los resultados del registro presentado por [20] acerca de las publicaciones más sobresalientes de AGs y en especial las que tienen relación con su aplicación en la solución de problemas de ingeniería eléctrica.

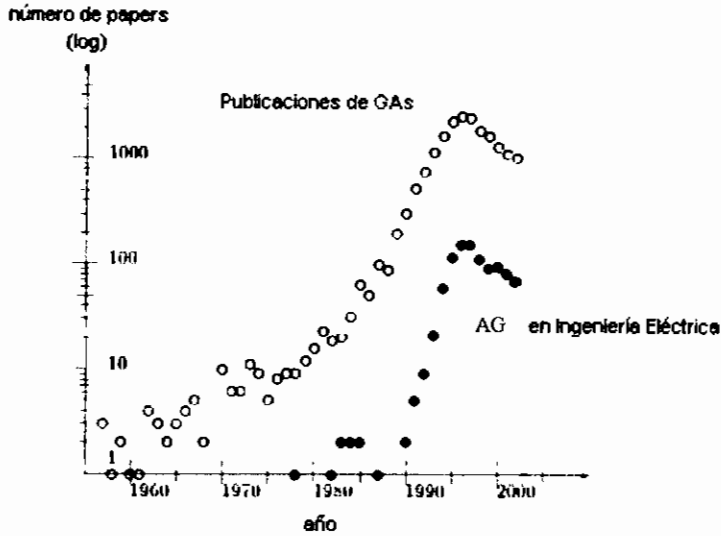


Fig. 4.12. Registro de los estudios más relevantes acerca de AGs

En la planificación se han abordado temas como: expansión de la generación, expansión de la transmisión y el manejo de potencia reactiva. En la operación: programación de la generación, despacho económico. En control: métodos para calibrar controladores de damping, estabilización de un sistema de potencia multi-máquina. En los sistemas de distribución: reconfiguración del sistema, planificación multi-etapa, ubicación, reubicación y control a gran escala de capacitores, diseño óptimo de grandes sistemas de distribución, optimización de la conexión de transformadores de distribución a los alimentadores, entre otros. La investigación presentada por [20] puede ser consultada para mayores detalles.

Las propuestas de solución vía AGs han mostrado ser una herramienta prometedora en la solución de tareas concernientes al sector eléctrico. Debido a la complejidad de los sistemas de potencia y a las características no lineales de su equipamiento habrá un incremento en la demanda del desarrollo de técnicas inteligentes con un alto grado de flexibilidad para poder adaptarse a los diferentes ambientes. Es de suponer, que los nuevos estudios basados en algoritmos genéticos emerjan como alternativas eficientes para abordar las distintas actividades de la ingeniería eléctrica. [21]

4.8 LOCALIZACIÓN DE CAPACITORES VÍA AGs

La propuesta de solución a través de algoritmos genéticos para el problema de localización de capacitores, abarca los aspectos más relevantes en relación con la codificación, generación de la población inicial, la función objetivo o de evaluación, el mecanismo de selección, los operadores genéticos y las restricciones que se adoptaron para el desarrollo de la metodología.

4.8.1 CONSIDERACIONES BÁSICAS

Los algoritmos genéticos, encuentran un conjunto de configuraciones iniciales, factibles o no factibles, con una lógica particular de cada propuesta las procesan hasta satisfacer un criterio de parada. Un gran esfuerzo computacional para el caso del problema de localización de bancos de capacitores se requiere en la solución de flujos de carga radial. En el proceso evolutivo puede ser necesario resolver millares de problemas de flujo de carga, por lo que es deseable disponer de un algoritmo de flujo de carga que sea rápido y confiable (robusto). [22] [23]

El algoritmo genético inicia el proceso a partir de un conjunto de configuraciones (población inicial) que puede ser obtenida aleatoriamente o usando algoritmos heurísticos constructivos simples y rápidos. En cada iteración es obtenido un nuevo conjunto de configuraciones (nueva población) a partir de la población corriente usando los operadores de selección, recombinación y mutación. En cada nueva iteración son encontradas configuraciones de mejor calidad y, eventualmente, en este proceso iterativo se puede encontrar una solución (configuración) óptima global.

Lógicamente, un número de configuraciones visitadas en este proceso de búsqueda debe ser un número muy reducido del espacio de configuraciones y debe existir una estrategia adecuada para visitar las más atractivas.

4.8.2 REPRESENTACIÓN Y CODIFICACIÓN DEL PROBLEMA

Para una propuesta de solución, esquema de compensación o configuración, el problema se reduce a verificar la factibilidad y calidad de la solución encontrada. La factibilidad es verificada a través de la solución de un problema de flujo de carga radial que adicionalmente calcula las pérdidas del sistema eléctrico. Una función objetivo puede ser fácilmente encontrada conociendo las pérdidas obtenidas de la solución del flujo de carga radial.

Una propuesta 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 configuración del problema es una codificación decimal o entera; Fig. 4.13 (a), esto es, respetando la naturaleza de variable entera de los bancos de capacitores. Por tanto, cada elemento de una configuración es un número entero representando 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.

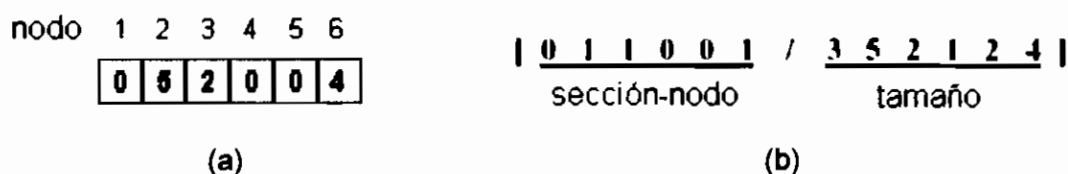


Fig. 4.13. Dos de las formas posibles de codificar un cromosoma

Otra alternativa es la mostrada por la Fig. 4.13 (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 4.5 por ejemplo. Las dos partes del string tienen n posiciones, donde n es el número de secciones/nodos del alimentador.

Índice	Tamaño kVAR
1	150
2	300
3	600
4	900
5	1200

Tabla. 4.5. Relación entre los alelos de un cromosoma entero y el tamaño de los bancos de capacitores

Los dos tipos de codificación fueron probados dentro del algoritmo, siendo la segunda opción la de mejor desempeño. Si bien la estructura del cromosoma bipartito requiere procesamiento adicional, ésta contribuye a la tan ansiada diversidad dentro de la población de soluciones.

4.8.3 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. [24]

La población inicial puede ser encontrada 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 obtenidas con localización de capacitores en un número reducido de barras [25]. Por tanto una estrategia aleatoriamente controlada parecería 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 intermedios (dígase 300, 600 kVAR). [26]

Las soluciones entregadas por el algoritmo heurístico del capítulo 3, fueron incluidas dentro de la primera generación con la finalidad de evaluar el comportamiento del algoritmo en cuanto a tiempos de ejecución y la calidad de las soluciones. Al respecto, no se recomienda esta opción pues el proceso evolutivo, propio del método, se ve afectado.

4.8.4 SELECCIÓN

Debido a que el algoritmo genético propuesto obedece a los lineamientos de la técnica de poblamiento determinístico (nichos), ningún proceso particular de selección fue aplicado. Los padres se emparejan aleatoriamente y todo individuo tiene su derecho a reproducirse.

4.8.5 RECOMBINACIÓN

Terminada la selección se debe proceder a la recombinación o cruce.

Una recombinación consiste en escoger dos de las configuraciones con derecho a generar descendientes y proceder a cruzar esas configuraciones para producir dos nuevas configuraciones candidatas. La recombinación usada en esta aproximación fue un crossover de doble punto.

4.8.6 MUTACIÓN

Una vez implementada la recombinación, se debe realizar una mutación en las configuraciones candidatas para constituir una nueva población. Asociado con la mutación, se debe escoger una tasa de mutación m . Esta, determina el número de elementos de una configuración que debe ser sometida a mutación. La literatura especializada recomienda valores de m en el intervalo de [0.001 - 0.050] mutaciones por bit. 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 o exceso de los límites permitidos.

4.8.7 FUNCION 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 descrito en el capítulo 3. Una vez determinado el nivel de pérdidas del sistema, éstas pueden ser comparadas con el caso inicial o base para establecer el margen de reducción y su repercusión sobre la economía del sistema. Del monto de beneficios alcanzados se resta el costo del esquema de compensación para dar por finalizado el proceso de valoración de las soluciones factibles

4.8.8 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. La penalización de individuos inválidos a través de un esquema de ajuste de la función objetivo es a menudo usada 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.

5 SIMULACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1 EJEMPLOS DE APLICACIÓN

Con el objetivo de ilustrar la aplicación de las metodologías de ubicación de capacitores basadas en técnicas heurísticas y algoritmos genéticos, se presentan resultados de simulaciones realizadas. Los sistemas de prueba han sido usados anteriormente por diferentes autores que proponen la localización óptima de capacitores. Las simulaciones se efectuaron sobre una máquina Intel Pentium 4, de 1.50 GHz Y 256 MB de RAM.

5.1.1 EJEMPLO 1

Sistema radial de 9 nodos que opera a 23 kV, Fig. (5.1). Fue analizado originalmente por los autores J. Grainger y S. Civanlar. Su información completa está disponible en el anexo 1.



Fig. 5.1. Sistema troncal de 9 nodos

Los resultados presentados por Su y Chin muestran la solución óptima al problema de la localización y determinación de capacidad de bancos de capacitores en sistemas de distribución a través de una aproximación desarrollada mediante lógica difusa. A fin de comparar las alternativas se acogerán los datos reportados por [5], esto es: unidad mínima de 150 kVAR, $c = \text{¢ } 0.15 / \text{kWh}$, $k_{cap a} = \$ 0.24 / \text{año/kVAR}$ más un costo fijo de $\$ 100 / \text{año}$.

La Tabla 5.1 presenta los esquemas de compensación de los estudios señalados, así como la solución propuesta por el algoritmo genético implementado.

Se requirió eliminar la restricción del factor de potencia en atraso sobre las ramas del sistema, pues esta condición no ha sido considerada en la formulación de los otros autores.

Barra	Compensación kVAR			Voltaje p.u.			
	Su	Chin	AG	Caso base	Su	Chin	AG
1	0	0	0	0.9929	0.9966	0.9970	0.9958
2	0	0	0	0.9875	0.9964	0.9975	0.9946
3	1050	0	0	0.9637	0.9835	0.9859	0.9794
4	1050	2100	2100	0.9484	0.9728	0.9771	0.9687
5	1950	2500	1200	0.9177	0.9515	0.9579	0.9441
6	0	0	0	0.9077	0.9431	0.9496	0.9353
7	0	0	0	0.8896	0.9274	0.9341	0.9189
8	0	0	600	0.8594	0.9026	0.9095	0.8925
9	900	900	0	0.8382	0.8870	0.8941	0.8722

Tabla 5.1. Localización de capacitores para el sistema radial de la Fig. 5.1.

El perfil de voltajes, Fig. 5.2, tiene un comportamiento similar, sin embargo a partir del nodo 5, las diferencias que se marcan hacen suponer que el objetivo primario de la compensación, en los estudios mencionados, es el control de voltaje o una aproximación multiobjetivo.

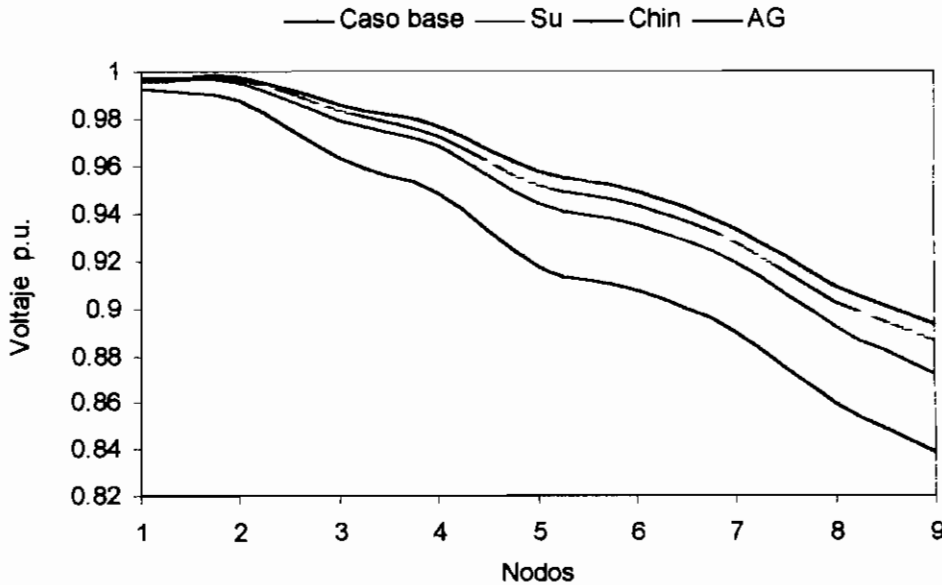


Fig. 5.2. Perfil de voltaje de los esquemas de compensación

Por otro lado, la siguiente tabla recoge los valores del margen de reducción de pérdidas y la valoración económica de las alternativas. Es importante señalar que para este ejemplo en particular, en los trabajos de Su y Chin, el beneficio o ahorro debido a la reducción de las pérdidas k_p es anualizado bajo el siguiente criterio: $A = [A/P, i\%, n]$, por lo que $k_{pa} = [k_p a / n_c * k_p, i\%, n_c]$, donde n_c representa el periodo de vida útil de los equipos. Esta forma de evaluación obedece a la consideración de que el ahorro k_p crece a una tasa constante durante los n_c años. Así, con los datos proporcionados por [5], $i = 12\%$ y $n_c = 15$, tenemos los resultados:

	Caso base	Su	Chin	AG
Pérdidas kW	777.3	684.2	690.0	683.3
Reducción de pérdidas kW	-----	93.1	87.3	94.0
Compensación kVAR	-----	4950	5500	3900
Costo de la compensación \$/año	-----	1588	1620	1236
Beneficio por reducción de pérdidas \$/año	-----	2693	2528	2719
Ahorro producto de la compensación \$/año	-----	1105	908	1483

Tabla 5.2. Beneficios logrados por las propuestas de ubicación de capacitores

La mayor reducción de pérdidas se consigue por el esquema de compensación obtenido por la metodología sugerida. Adicionalmente, gracias a que la capacidad instalada en bancos de capacitores (kVAR totales) es bastante menor, el ahorro anual alcanzado resulta en la opción más atractiva desde el punto de vista económico. Ninguna de las soluciones consigue elevar los niveles de voltaje del sistema a límites razonables por lo que otros mecanismos tendrían que ser analizados.

La codificación usada por el algoritmo genético a lo largo de todo este ejemplo tuvo que ser modificada en relación a la propuesta en la sección 4.8.2.; con el objeto de cubrir el amplio rango de compensación de los estudios anteriores. En este caso, cada alelo presente en el cromosoma, representa un múltiplo de la unidad capacitiva mínima (150 kVAR). Los parámetros usados para obtener el esquema reportado en la Tabla 5.1 fueron de 200 individuos, 100 generaciones, probabilidad de cruce 1.0, probabilidad de mutación 0.009, genotipo entero y demandó alrededor de 3' como t de ejecución.

Retomando el límite para el factor de potencia, la Tabla 5.3 muestra los resultados entregados por el algoritmo heurístico y el algoritmo genético para la ubicación de capacitores en el sistema de nueve barras.

Si bien la red analizada es pequeña, el nivel máximo de compensación sobre un nodo (2700 kVAR) condiciona a que el valor posible de los alelos del cromosoma estén comprendidos en el rango [0:18]. En tales circunstancias, el tamaño del espacio de posibles soluciones es enorme: $9^{18} = 1.5 \times 10^{17}$.

Barra	Tamaño máximo 2700 kVAR		Tamaño máximo 1200 kVAR	
	Algoritmo Genético	Heurística	Algoritmo Genético	Heurística
1	0	0	0	0
2	0	0	0	0
3	0	0	0	0
4	2100	2100	1200	1200
5	1050	1350	900	750
6	0	0	0	600
7	0	0	0	0
8	300	0	450	0
9	0	0	0	0
Beneficio \$/año	1404	1404	1275	1190

Tabla 5.3. Soluciones al problema de localización de capacitores. Banco de 150 kVAR

Debido a estos factores, mientras el algoritmo heurístico llega siempre a una misma solución, en este caso bastante aceptable, el carácter aleatorio del algoritmo genético no siempre garantiza su convergencia hacia el óptimo global.

La Fig. 5.3, recoge la convergencia del AG para una población de 100 individuos y 100 generaciones, ejecutado en 5 ocasiones. En una de éstas, el óptimo global en azul (\$1404 /año) es alcanzado y en las restantes los esquemas de compensación sugeridos constituyen soluciones aceptables.

Los parámetros restantes fueron: probabilidad de cruce 1.0, probabilidad de mutación 0.009, genotipo entero y el tiempo de ejecución del algoritmo estuvo por el 1' 30" de duración.

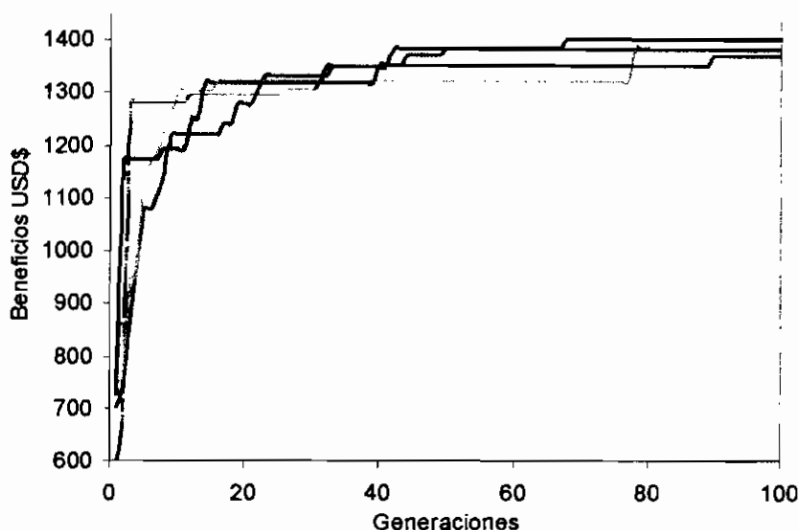


Fig. 5.3. Convergencia del AG para la ubicación de capacitores. La compensación máxima es de 2700 kVAR. El óptimo global (azul) se presenta en la Tabla 5.3.

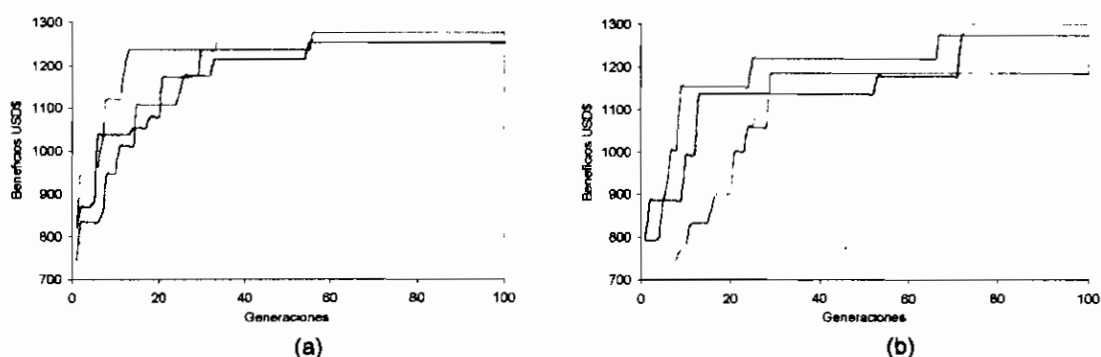


Fig. 5.4. Convergencia del AG para la ubicación de capacitores. La compensación máxima es de 1200 kVAR. (a) Óptimo global Tabla 5.3. (b) Aproximaciones

En las gráficas de la Fig. 5.4, la máxima unidad es de 1200 kVAR. Para el mismo número de individuos y de generaciones, en esta ocasión, la ejecución del algoritmo casi siempre converge hacia el óptimo global, figura (a), ya que el tamaño del espacio de búsqueda ($9^8 = 43 \times 10^6$) se ha reducido considerablemente. En la figura (b), el número de cromosomas presentes en la población es de 30, si bien el esquema óptimo es eventualmente ubicado, soluciones de calidad aceptable son entregadas por el proceso en un tiempo menor, pues del 1' 30" pasa a requerir únicamente 30".

Precisamente, para el caso considerado en la Fig. 5.4 (a), la Tabla 5.4 recoge la evolución de las soluciones entregadas a lo largo del proceso generacional. Ciclo que puede ser apreciado gráficamente a través de la Fig. 5.5.

Generación	Nodo									Beneficio \$/año
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	0	0	0	0	750	450	0	0	0	786.2
2	0	0	0	0	750	450	0	0	0	786.2
3	0	0	0	0	750	450	150	0	0	791.6
4	0	0	0	0	750	450	150	0	0	791.6
5	0	0	0	0	750	0	0	450	0	867.5
6	0	0	0	0	750	0	0	450	0	867.5
7	0	0	0	0	750	0	0	450	0	867.5
8	0	0	0	600	750	0	300	0	0	881.0
9	0	0	0	750	750	0	450	0	0	1027.2
10	0	0	0	750	750	0	450	0	0	1027.2
11	0	0	0	750	750	0	450	0	0	1027.2
12	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
13	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
14	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
15	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
16	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
17	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
18	0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094.8
19	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
20	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
21	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
22	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
23	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
24	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
25	0	0	0	900	750	600	0	0	0	1109.7
26	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
27	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
28	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
29	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
30	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
31	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
32	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
33	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
34	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
35	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
36	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
37	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
38	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
39	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
40	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
41	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
42	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
43	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
44	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
45	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
46	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
47	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
48	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
49	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
50	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4

Tabla 5.4. Evolución de las soluciones generadas por el proceso evolutivo

Generación	Nodo									Beneficio \$/año
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
51	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
52	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
53	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
54	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
55	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
56	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
57	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
58	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
59	0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192.4
60	0	0	0	1050	900	0	0	450	0	1235.4
61	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
62	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
63	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
64	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
65	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
66	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
67	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
68	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
69	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
70	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
71	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
72	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
73	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
74	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
75	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
76	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
77	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
78	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
79	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
80	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
81	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
82	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
83	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
84	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
85	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
86	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
87	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
88	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
89	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
90	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
91	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
92	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
93	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
94	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
95	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
96	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
97	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
98	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
99	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6
100	0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1274.6

Tabla 5.4. cont. Evolución de las soluciones generadas por el proceso evolutivo

Con este análisis se hace notar que a partir de las soluciones generadas en la población inicial, en la cual la mejor alternativa presenta un beneficio de \$ 786,2/año, a través del algoritmo y los operadores genéticos, al final del proceso

se pueden obtener propuestas de alta calidad (Tabla 5.5) entre las que, por supuesto, se encuentra la solución óptima global.

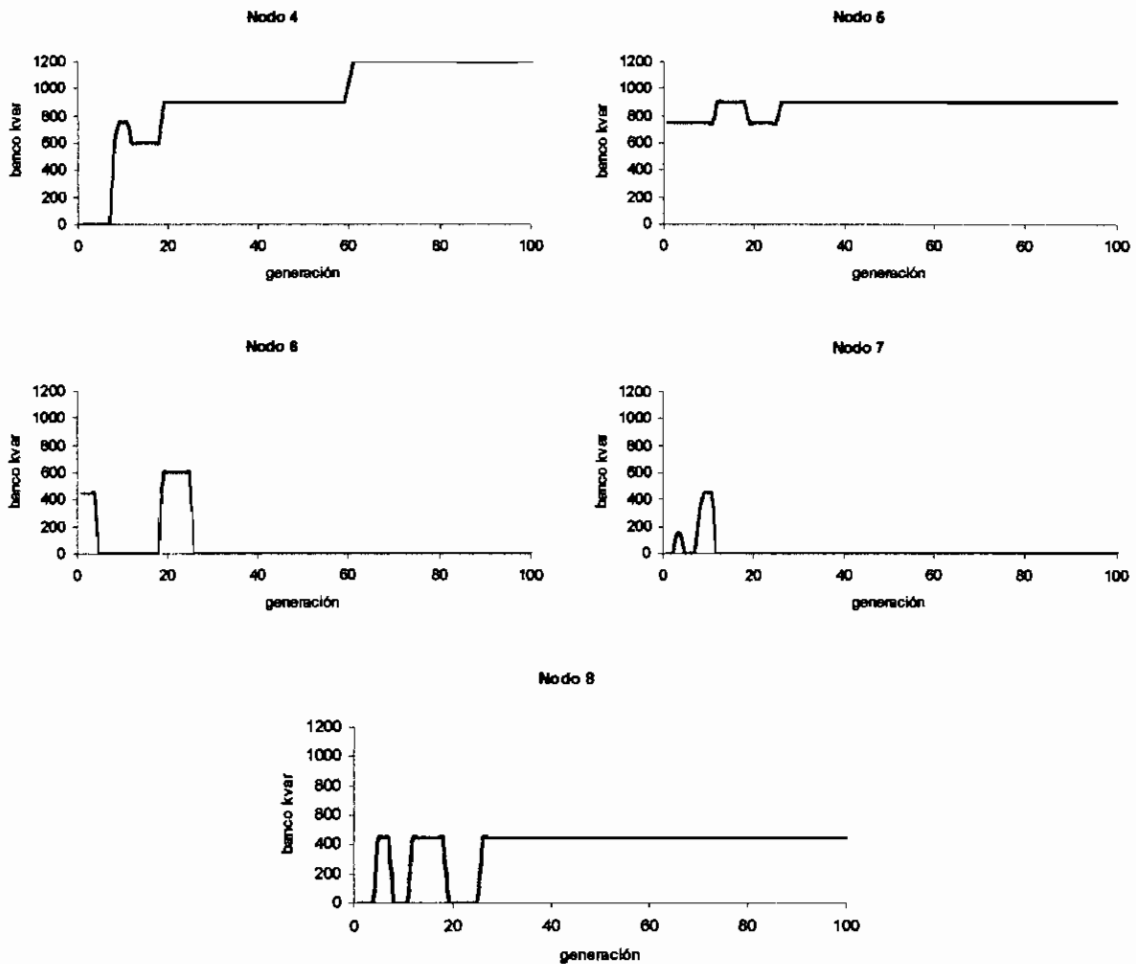


Fig. 5.5. Proceso de convergencia en los nodos (Tabla 5.4)

Nodo									Beneficio \$/año
1	2	3	4	5	6	7	8	9	
0	0	0	900	900	0	0	450	0	1192,4
0	0	0	750	900	0	0	450	0	1145,5
0	0	750	750	900	0	0	450	0	1151,0
0	0	0	1200	900	0	0	450	0	1275,0
0	0	0	600	900	0	0	450	0	1094,8
0	0	0	0	900	0	0	450	0	953,9
0	0	0	450	900	0	0	450	0	1040,2
0	0	600	0	900	0	0	450	0	986,2
0	0	600	900	900	0	0	450	0	1172,3
0	0	0	1050	900	0	0	450	0	1235,4

Tabla 5.5. Soluciones integrantes de la última generación, resultados

5.1.2 EJEMPLO 2

Sistema radial de 33 nodos con secciones de alimentador diferentes y distribución de carga no uniforme que opera a 11 kV, Fig. 5.5. Formulada por Salama, el ejemplo es utilizado por [5] para validar su metodología de localización de capacitores basada en sensibilidades lineales. Su información completa está disponible en el anexo 1.

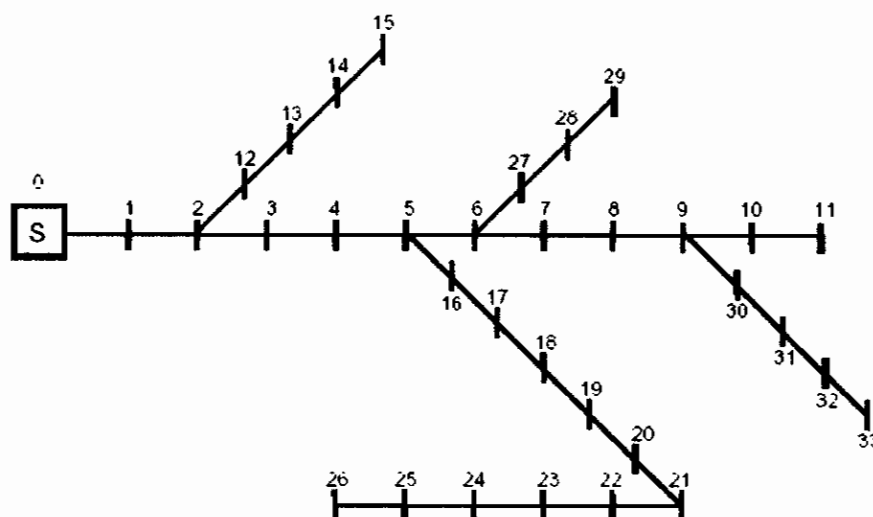


Fig. 5.6. Alimentador de distribución de 33 nodos estructurado con ramales

Las constantes económicas propuestas por [5] determinan que los datos para la evaluación de las alternativas sean: unidad mínima de 300 kVAR, $c = \text{¢ } 2.5 / \text{kWh}$, $k_{cap a} = \$ 0.12 / \text{año} / \text{kVAR}$ más un costo fijo de $\$ 70 / \text{año}$.

La Tabla 5.6 presenta los resultados obtenidos por [5], la técnica heurística, y varias de las soluciones sugeridas por 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. 5.7 (a). Su convergencia hacia el óptimo global es posible, Fig. 5.7 (b), pero los requerimientos computacionales y en consecuencia los tiempos de ejecución no son razonables.

Nodo	Estrada	Heurística	Algoritmo Genético					O. Global
			1	2	3	4	5	
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	300	0
3	300	300	300	300	300	600	0	300
4	300	0	0	0	0	0	0	0
5	0	600	300	600	600	0	900	600
6	300	0	0	0	300	0	0	0
7	0	300	300	600	0	300	0	300
8	300	0	0	0	300	300	0	0
9	300	300	300	0	0	0	300	300
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	600	0	0	300	0	0
17	0	0	0	0	300	0	0	0
18	0	300	0	600	0	300	300	300
19	300	0	300	0	0	0	0	0
20	300	300	0	0	300	600	600	300
21	0	0	0	0	0	0	0	0
22	300	300	300	300	300	0	0	300
23	300	0	0	0	300	0	0	0
24	0	300	300	300	0	300	300	300
25	0	0	0	0	0	0	0	0
26	0	0	0	0	0	0	0	0
27	300	0	0	0	0	0	0	0
28	0	0	0	0	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	0	0	0
30	0	0	0	0	0	0	0	0
31	0	0	0	0	0	0	0	0
32	0	0	0	0	0	0	0	0
33	0	0	0	0	0	0	0	0
Beneficio \$/año	12514	12651	12508	12459	12419	12422	12360	12651

Tabla. 5.6. Propuestas de localización de capacitores sobre el sistema de 33 nodos

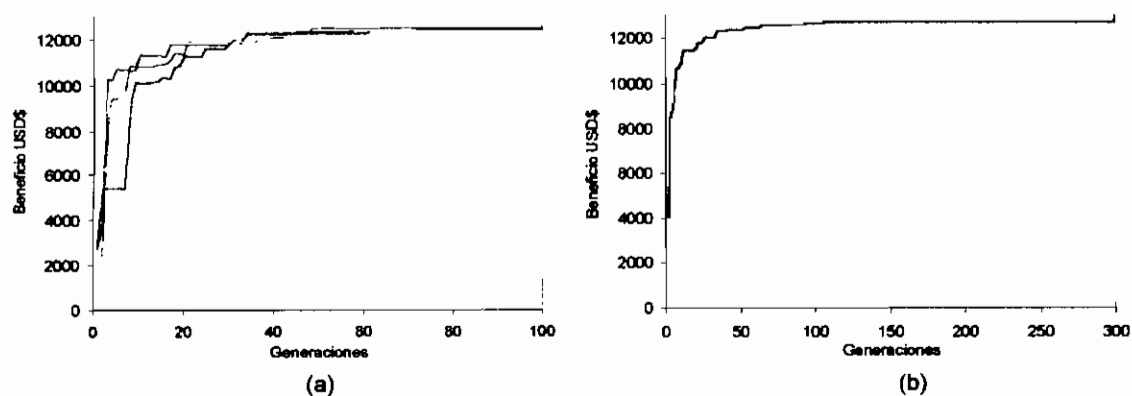


Fig. 5.7. Convergencia del AG. (a) Aproximaciones (100 strings, 100 generaciones), 1'30"; (b) Óptimo global (300 individuos, 300 generaciones), 6'30"

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 siguiente figura muestra el perfil de voltaje inicial y los posteriores a las acciones de control. Los valores no logran entrar dentro de los límites establecidos. Al respecto, los resultados expuestos por Salama muestran el mismo comportamiento, el autor, replantea el problema elevando el voltaje desde la subestación a través del cambiador de derivaciones del transformador. [5]

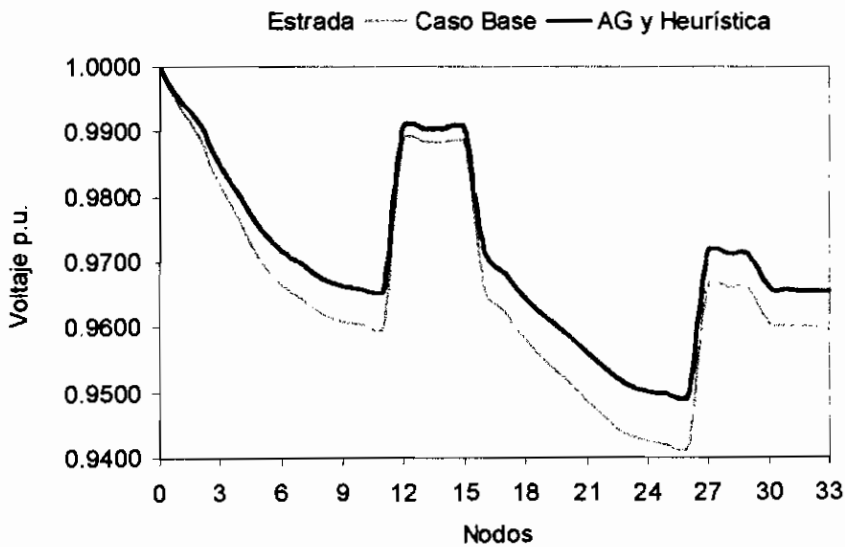


Fig. 5.8. Perfil de voltajes en el alimentador de distribución de 33 nodos

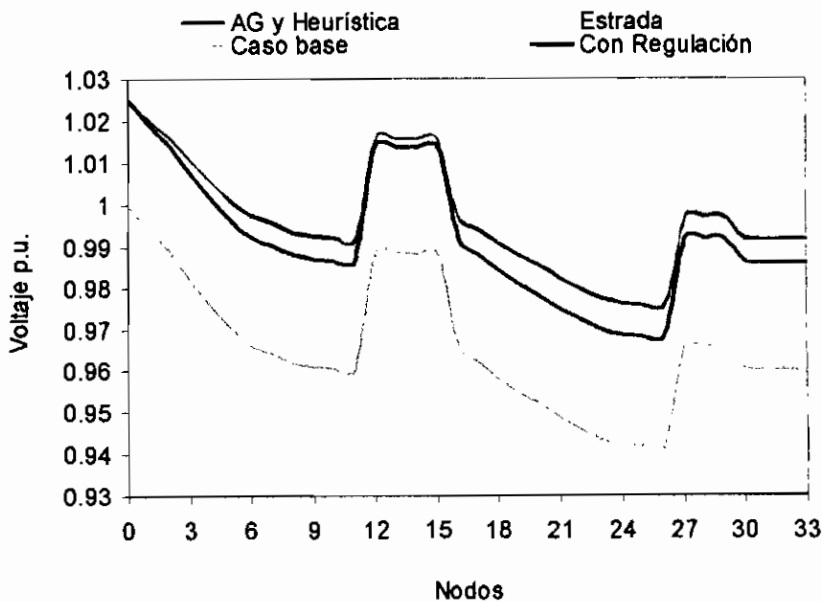


Fig. 5.9. Perfil de voltajes en el alimentador de distribución de 33 nodos. Sistema compensado y regulado (voltaje a la salida de la subestación de 1.025 p.u.)

Bajo esta nueva condición del sistema, aplicando las metodologías desarrolladas el problema de bajo voltaje es superado, Fig. 5.9. Como se aprecia en la gráfica, después de la regulación, prácticamente todos los voltajes están enmarcados dentro del rango establecido. En tal razón, la inclusión de la restricción de voltajes en el AG no tiene mayor sentido, por el contrario favorecería la presencia del indeseable ruido dentro del proceso. Sumarizando los resultados, las Tablas 5.7 y 5.8 sintetizan la información relevante de las propuestas de solución analizadas.

Nodo	Sin regulación					Con regulación				
	Compensación		Voltajes p.u.			Compensación		Voltajes		
	†	[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 5.7. Esquemas de compensación y voltajes (p.u.) de los casos analizados sobre el sistema radial de 33 nodos

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

Tabla 5.8. Relación de beneficios de los esquemas de compensación examinados

5.1.3 EJEMPLO 3

Sistema radial de 30 nodos con ramales, secciones de alimentador diferentes y distribución de carga no uniforme que opera a 23 kV, Fig. 5.10. Formulado por Grainger, el ejemplo es usado por Santoso y Sandhararajan para demostrar la validez de sus estudios basados en redes neuronales y algoritmos genéticos respectivamente [5]. Su información es detallada en el anexo 1.

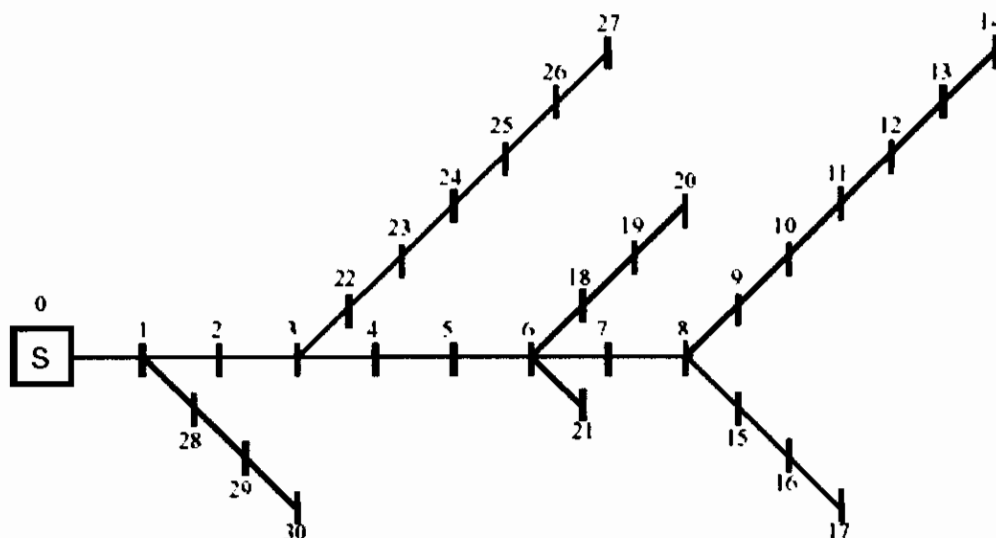


Fig. 5.10. Alimentador de distribución de 30 nodos estructurado con ramales

Las cargas en el sistema fueron seleccionadas por Grainger de tal manera que se observe un problema notorio en el perfil de voltajes del sistema para un rango de $\pm 5\%$, como valores permisibles de variación.

Santoso resuelve el sistema para veinte casos diferentes, incluyendo el caso de demanda máxima, el cual compara con la solución de Grainger. Sundhararajan resuelve el problema de localización capacitores de manera óptima mediante un algoritmo genético, y presenta resultados eliminando las restricciones tomadas por los anteriores autores que imposibilitan la ubicación de los equipos en el troncal del alimentador. [5]

La Tabla 5.9 presenta los resultados obtenidos por los estudios anteriores, la técnica heurística, y varias de las soluciones sugeridas por el algoritmo genético. Para este ejemplo los bancos pueden ser ubicados en cualquier localidad por lo que alguna comparación entre propuestas de solución no resulta razonable. La evaluación comprende: unidad mínima de 300 kVAR, máxima de 1500 kVAR, $c = \text{¢ } 2,5 / \text{kWh}$, $k_{cap a} = \$ 0.5 / \text{kVAR/año}$ más un costo fijo de $\$ 620 / \text{año}$.

Nodo	Grainger	Santoso	Sundhararajan	Heurística	Algoritmo Genético			
					1	2	3	Óptimo
1	0	0	0	0	1200	1200	1500	1200
2	0	0	0	1200	0	0	0	0
3	0	0	0	0	900	0	0	1500
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	600	900	900	900	900
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	900	900	900	900	900
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	300	900	900	900	900	900
13	600	875	300	0	0	0	0	0
14	0	0	300	0	0	0	0	0
15	600	875	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	600	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0
19	300	500	600	300	0	0	0	0
20	0	0	600	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	900	0	0
23	900	750	0	1500	1500	0	900	0
24	0	0	0	0	0	900	0	0
25	900	525	900	0	0	0	600	900
26	0	0	600	0	0	0	0	0
27	0	0	300	0	0	0	0	0
28	0	0	0	900	0	0	0	0
29	0	0	0	0	0	600	600	0
30	0	0	900	0	0	0	0	0
Beneficio $\$/\text{año}$				45442	46033	45722	45992	46471

Tabla. 5.9. Propuestas de localización de capacitores (kVAR) en el sistema de 30 nodos.

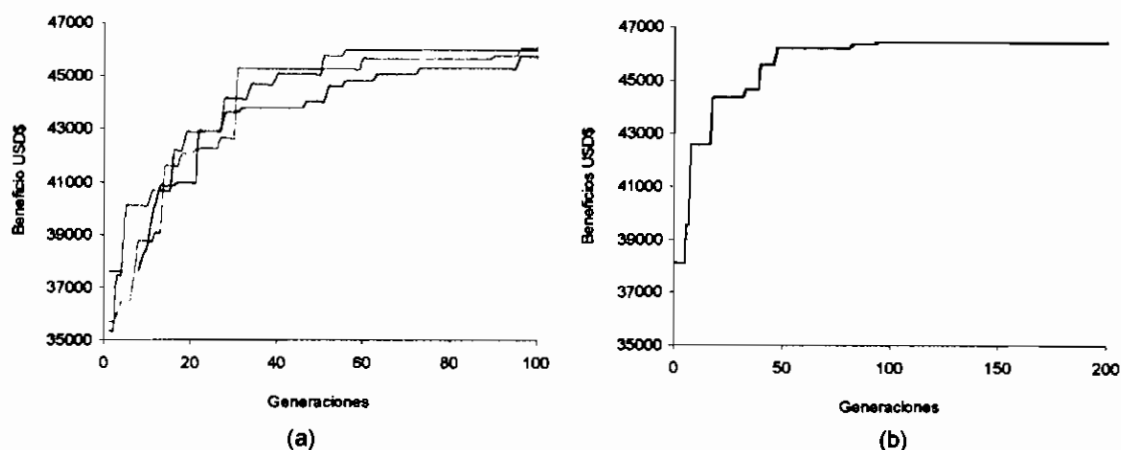


Fig. 5.11. Convergencia del AG. (a) Aproximaciones (100 strings, 100 generaciones), 1'50"; (b) Óptimo global (200 individuos, 200 generaciones), 8'.

Como pudo advertirse en el ejemplo 2, el bajo costo de los bancos de capacitores y la poca diferencia económica entre las capacidades, contribuyeron a que la convergencia del algoritmo genético hacia una solución óptima se vea afectada; demandando la presencia de un gran número de individuos y de generaciones. Para el sistema bajo estudio, con los nuevos datos asumidos, el desempeño del algoritmo es mejorado. Así, en la Fig. 5.11 (a) para poblaciones de 100 cromosomas (tamaño usual), las soluciones entregadas son de calidad aceptable comparándolas con el óptimo global, (b).

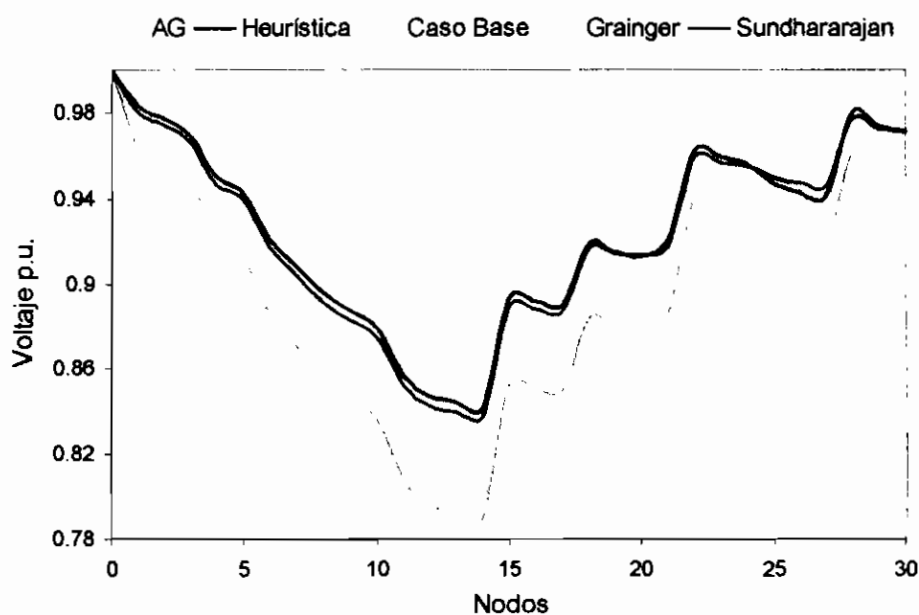


Fig. 5.12. Perfil de voltajes en el alimentador de distribución de 30 nodos

Los perfiles de voltajes para los diferentes esquemas de compensación están representados gráficamente en la Fig. 5.12. Nótese que el perfil de voltajes del sistema no es corregido por ninguno de las propuestas para llevarlo a los límites de $\pm 5\%$. Un sumario informativo adicional se incluye en la Tabla 5.10.

		Caso base	Heurística	AG	Grainger	Sundhararajan
Pérdidas	kW	1386.3	1144.6	1142.7	1210.7	1155.5
Reducción de pérdidas	kW	-----	241.7	243.6	175.6	230.8
Compensación	kVAR	-----	6300	6300	3300	5400
Costo compensación	\$	-----	7490	6870	-----	-----
Beneficio Δ Pérdidas	\$	-----	52932	53341	-----	-----
Ahorro x compensación	\$	-----	45442	46471	-----	-----

Tabla 5.10. Relación de beneficios de los esquemas de compensación examinados

Analizando el desempeño de la metodología heurística implementada, resulta conveniente y saludable recordar lo expresado en cierto pasaje del capítulo tres. Cuando se mencionaban los problemas de abordar una aproximación heurística como solución de un problema, se señaló que uno de ellos radicaba en que no era posible conocer a priori cual será la calidad de la solución obtenida, ignorando por tanto la cercanía de dicha solución con respecto al óptimo global. En este punto, el papel del algoritmo genético resulta crucial, ya que gracias a las soluciones entregadas por éste, se pudo introducir las mejoras del caso para que el rendimiento de la técnica heurística sea aceptable.

Para finalizar sobre este sistema de prueba, se supondrá que solamente se dispone de un número limitado de unidades de una capacidad dada para ser ubicados. En el algoritmo heurístico se definirá el tamaño mínimo y máximo del banco de prueba como iguales y las existencias del equipo. Por su parte, el algoritmo genético necesita un ligero cambio para modificar la estructura de los cromosomas; una codificación con genotipo binario, en la que el valor de los alelos señale la presencia o no del banco de capacitores sobre los nodos del sistema, es una buena aproximación. La Tabla 5.11, muestra las localizaciones sugeridas y los efectos de la compensación sobre la red.

Unidades	Capacidad kVAR	Algoritmo Genético			Heurística		
		Nodos	Beneficios \$/año	Pérdidas kW	Nodos	Beneficios \$/año	Pérdidas kW
4	600	11, 13, 15, 18	33431	1216.8	6, 7, 8, 12	31800	1224.2
3	900	6, 8, 12	35720	1208.5	4, 6, 10	30510	1232.3
2	1200	6, 11	33070	1224.1	6, 8	29400	1240.9

Tabla 5.11. Localización de un determinado número de unidades disponibles

5.1.4 EJEMPLO 4

Alimentador primario de distribución de 52 nodos, 23 kV, con múltiples ramales, Fig. 5.13. El sistema es utilizado por Albores (programación dinámica) y posteriormente por Estrada (sensibilidades lineales) para validar sus metodologías de localización óptima de capacitores. Los datos del alimentador están disponibles en el anexo 1.

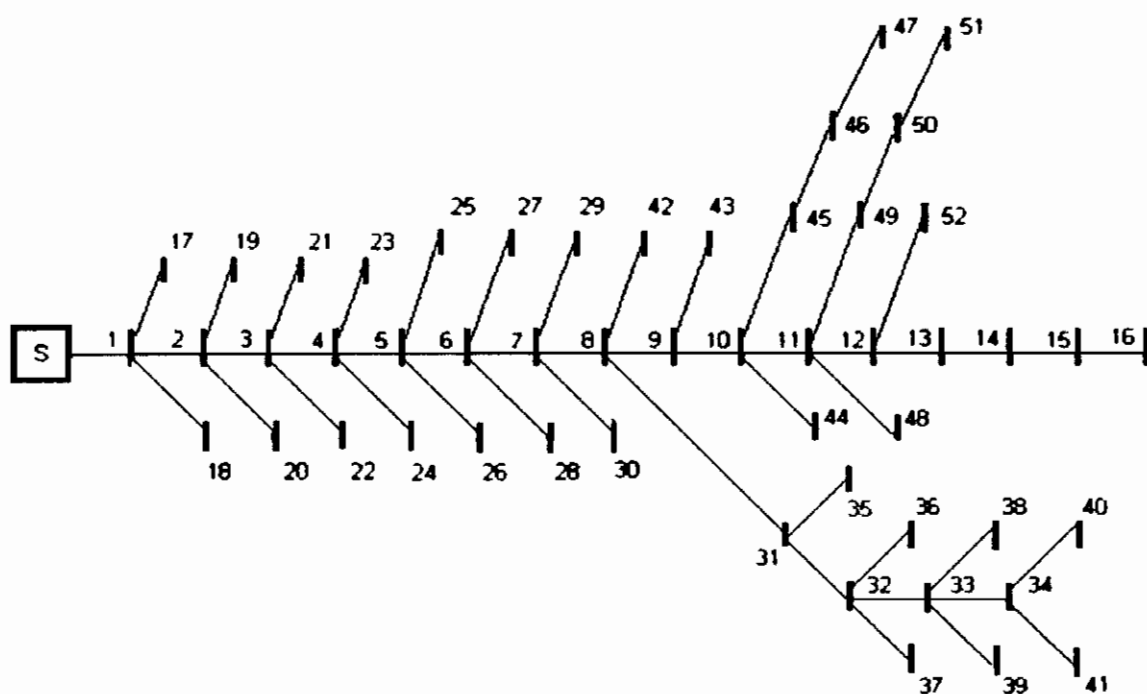


Fig. 5.13. Sistema de distribución de 52 nodos con múltiples ramales

Se adoptaran los valores estipulados por [5], esto es: unidad mínima de 300 kVAR, $c = \text{¢ } 0.075 / \text{kWh}$, $k_{cap a} = \$ 0.50 / \text{año/kVAR}$ más un costo fijo de $\$ 620 / \text{año}$. Las propuestas de solución son expuestas en la Tabla 5.12

	Caso Base	Heurística		A. Genético		Estrada	
		Nodo	Capacidad kVAR	Nodo	Capacidad kVAR	Nodo	Capacidad kVAR
Compensación	---	1	300	2	900	10	300
	---	3	900	6	1200	14	300
	---	7	1200	10	900	33	300
	---	10	900	33	300	38	300
	---	---	---	---	---	47	300
	---	---	---	---	---	49	300
Pérdidas kW	216.2	104.9		104.0		126.0	
Δ Pérdidas kW	---	111.3		112.1		90.2	
Compensación kVAR	---	3300		3300		1800	
Costo Comp. $\$/\text{año}$	---	4130		4130		4620	
Ben. Δ Pérdidas $\$/\text{año}$	---	73130		73665		59260	
Ahorro x Comp. $\$/\text{año}$	---	69000		69535		54640	

Tabla 5.12. Localización de capacitores sobre el alimentador de 52 nodos

De manera similar a los ejemplos anteriores, la Fig. 5.14 presenta la evolución de las soluciones del algoritmo genético, mientras que el perfil de voltajes es representado en la Fig. 5.15. Asumiendo un rango de $\pm 5\%$ como límite de valores permisibles para el voltaje, cualquiera de las soluciones de los estudios analizados soluciona el problema.

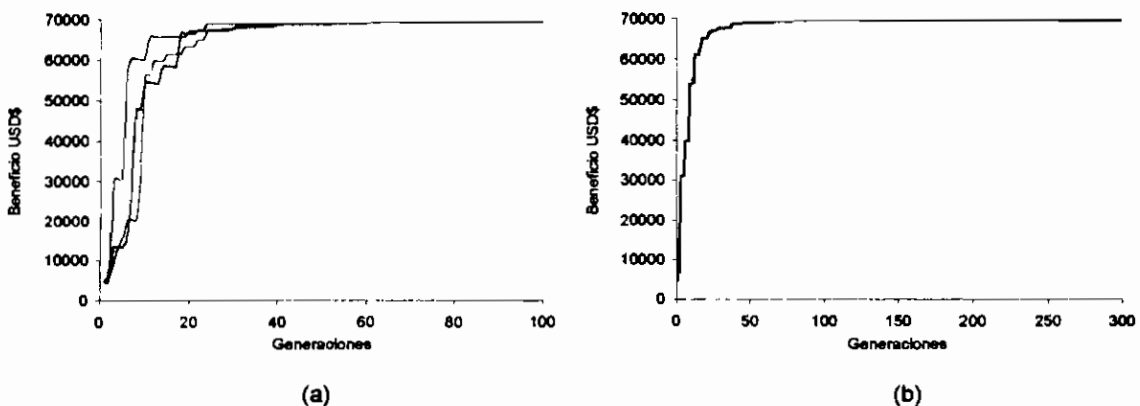


Fig. 5.14. Convergencia del AG. (a) Aproximaciones (150 strings, 100 generaciones), 3'; (b) Óptimo global (300 individuos, 300 generaciones), 20'

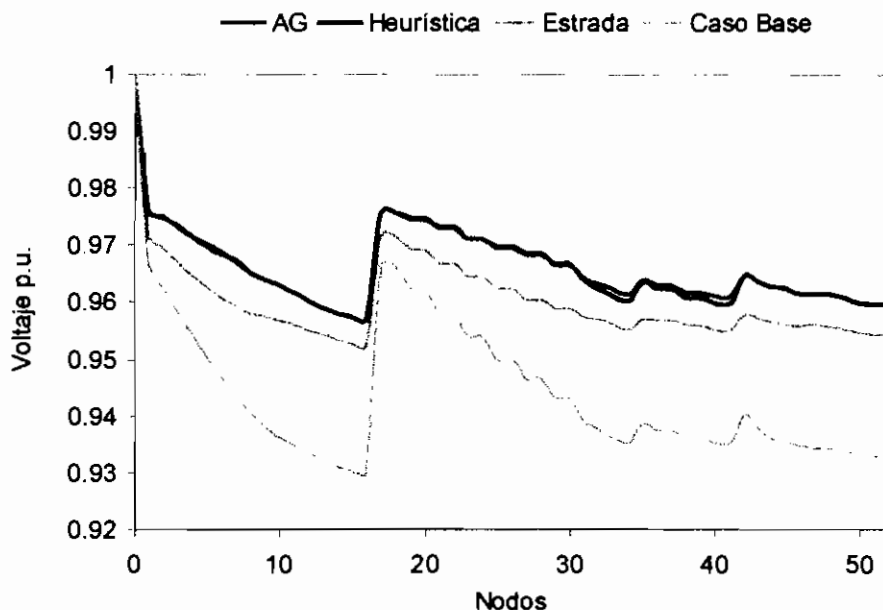


Fig. 5.15. Perfil de voltajes en el alimentador de distribución de 52 nodos

5.1.5 EJEMPLO 5

Alimentador primario de distribución de 47 ramas que opera a 23 kV, corresponde al alimentador C de la subestación Epiclachima perteneciente a la Empresa Eléctrica Quito EEQSA, Fig. 5.16. El sistema corresponde al utilizado por [3] en el año 1985 para validar la metodología de localización óptima de capacitores enfocada en la reducción de pérdidas. Los datos del alimentador están disponibles en el anexo 1.

Se probaran las metodologías para dos casos en los que el valor de la energía es de $\phi 0.085 /kWh$ y el F_{per} varíe entre 1.0 y 0.4. La información restante se asume como: unidad mínima de 300 kVAR, máxima compensación de 1200 kVAR, $k_{cap a} = \$ 0.50 /año/kVAR$ más un costo fijo de $\$ 620 /año$. Las propuestas de solución son expuestas en las Tablas 5.13 y 5.14

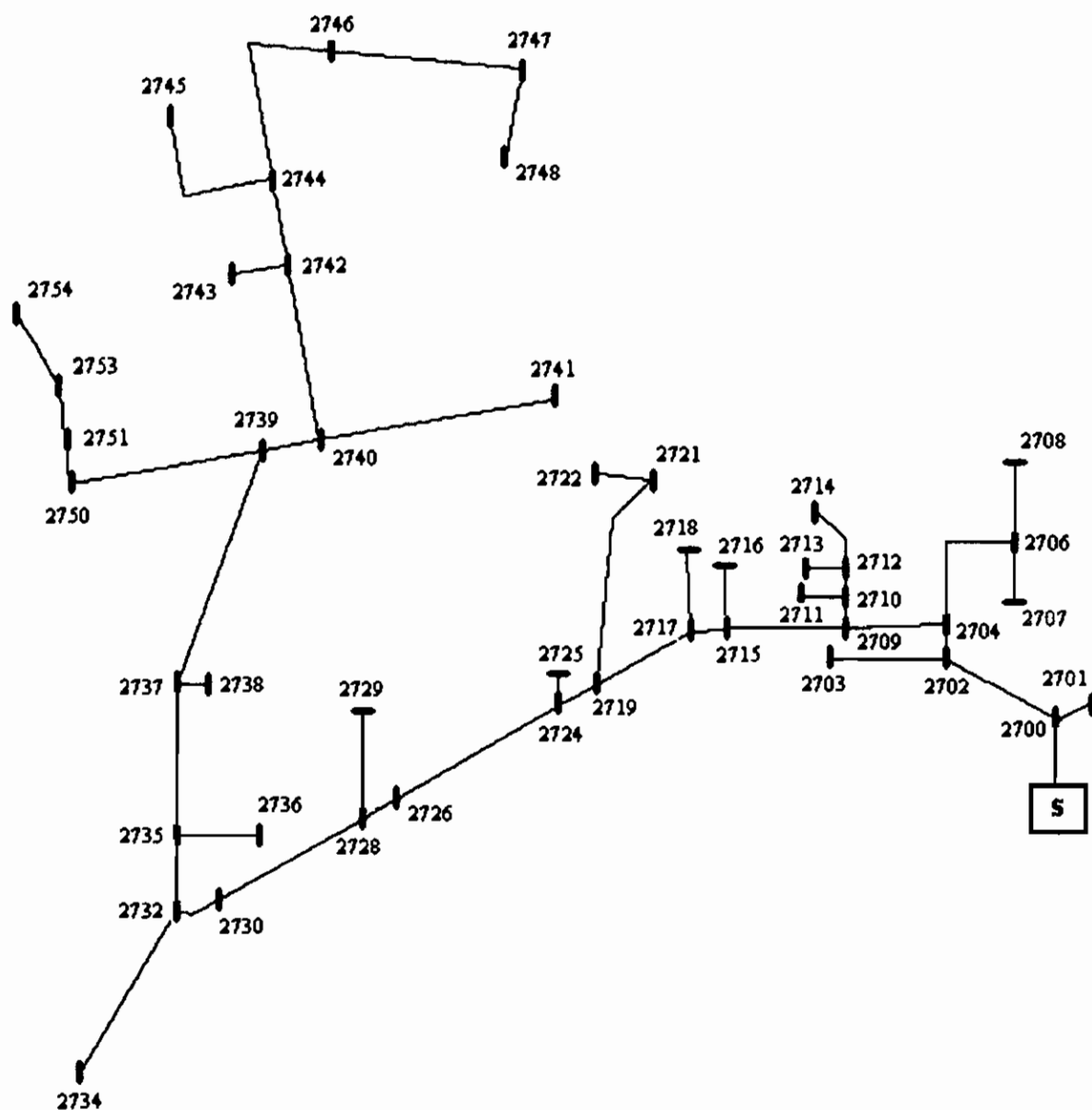


Fig. 5.16. Alimentador C de la subestación Epiclachima perteneciente a la EEQSA

La convergencia del algoritmo genético se muestra en la Fig. 5.17. La población estuvo conformada por 150 individuos a lo largo de 100 generaciones, la probabilidad de cruce fue de 1.0 y la de mutación de 0.009, el tiempo de ejecución bordeó los 2' 15" en ambos casos.

	Caso Base	Heurística		A. Genético	
		Nodo	Capacidad kVAR	Nodo	Capacidad kVAR
Compensación	---	2706	900	2706	900
	---	2719	900	2726	900
	---	2734	300	---	---
Pérdidas kW	51.3	41.28		41.96	
Δ Pérdidas kW	---	10.02		9.34	
Compensación kVAR	---	2100		1800	
Costo Comp. \$/año	---	2910		2140	
Ben. Δ Pérdidas \$/año	---	7461		6956	
Ahorro x Comp. \$/año	---	4550		4815	

Tabla 5.13. Ubicación de capacitores, $c=0.085$ \$/kWh, $F_{per}=1.0$

	Caso Base	Heurística		A. Genético	
		Nodo	Capacidad kVAR	Nodo	Capacidad kVAR
Compensación	---	2706	900	2706	900
	---	2726	600	2726	900
	---	2734	300	---	---
Pérdidas kW	51.3	41.74		41.96	
Δ Pérdidas kW	---	9.56		9.34	
Compensación kVAR	---	1800		1800	
Costo Comp. \$/año	---	2760		2140	
Ben. Δ Pérdidas \$/año	---	2848		2783	
Ahorro x Comp. \$/año	---	88		643	

Tabla 5.14. Ubicación de capacitores, $c=0.085$ \$/kWh, $F_{per}=0.4$

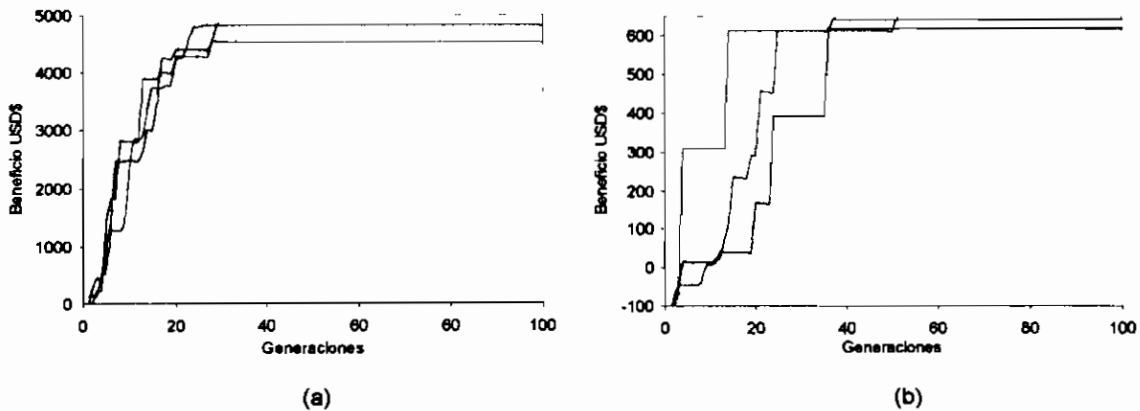


Fig. 5.17. Convergencia del AG. (a) $F_{per}=1.0$ (150 strings, 100 generaciones), (b) $F_{per}=0.4$ (150 strings, 100 generaciones)

6 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La aplicación de capacitores en un sistema de distribución puede pretender: reducir las pérdidas, mejorar los niveles de voltaje o mejorar 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.

La disponibilidad o acceso a la información referente al costo de los equipos es muy limitada. El uso de este tipo de datos tomados de otras realidades que no corresponden a la nuestra, puede conducir a resultados que comprometan la veracidad de las metodologías.

Se debe disponer de un algoritmo rápido para la solución del flujo de potencia de sistemas de distribución radiales. El hecho de que se resuelvan miles de flujos en algoritmos de este tipo, hace de este requerimiento una necesidad.

Si se desea resolver el problema de ubicación de capacitores de manera más real, se recomienda modificar el algoritmo de solución del flujo de potencia para considerar las cargas presentes en las diferentes fases.

En base a los resultados entregados por las metodologías se demuestra la validez de las mismas para abordar la ubicación de capacitores en sistemas de distribución radiales para un nivel de carga. Si se desea analizar un sistema con diferentes niveles de carga, los cambios a implementarse tendrían relación con la codificación y operadores del AG.

Los tiempos demandados por el algoritmo genético, a fin de encontrar el óptimo global del problema, son altos; aún con la velocidad de procesamiento computacional disponible al momento.

En tal virtud, 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.

Se pueden tratar problemas combinatorios como el de la localización óptima de capacitores gracias a la versatilidad del AG, con simples modificaciones en la estructura del cromosoma y la función de evaluación, se pudo analizar una variedad de casos.

El desarrollo de una metodología basada en un algoritmo genético 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.

Sería recomendable, a través de estudios similares, fomentar el acercamiento, revisión, investigación y aplicación de este tipo de técnicas muy recurridas en la solución de problemas de ingeniería. Dentro del ámbito eléctrico, se han desarrollado un considerable número de trabajos que pueden tomarse como alternativas para la solución de tareas concernientes al sector.

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*, IEEE Power Engineering Society transmission and Distribution Committee, 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", Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, Universidad del País Vasco.
- [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*, Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial, 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, Illinois Genetic Algorithms Laboratory (IlliGAL), University of Illinois, May 1995.
- [20] N. Rajkumar, T. Vekara, J. Alander, "A Review of Applications of Genetic Algorithms to Power Systems", Department of Electrical Engineering and Production Economics, University of Vaasa, Finlandia, October 2003.
- [21] R. C. Bansal, "Optimization Methods for Electric Power Systems: An Overview", International Journal of Emerging Electric Power Systems Volume 2, Issue 1, Article 1021, 2005.
- [22] R. Ranjan, B. Venkatesh, D. Das, "Load-Flow Algorithm of Radial Distribution Networks Incorporating Composite Load Model", International Journal of Power and Energy Systems, Vol 23, N° 1, 2003.
- [23] 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.
- [24] R. Hooshmand, M. Joorabian, "Optimal Choice of Fixed and Switched Capacitors for Distribution Systems by Genetic Algorithm", Department of Electrical Engineering, Shahid Chamram University, Ahwaz, Iran.
- [25] 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.
- [26] A. Mendes, P. França, "An Evolutionary Approach for Capacitor Placement in Distribution Networks", Departamento de Engenharia de Sistemas, UNICAMP, Brasil.

ANEXOS

ANEXO 1. DATOS DE LOS SISTEMAS DE PRUEBA [5][3]

Ejemplo 1



Fig. A.1. Sistema radial de 10 nodos

De	A	R (Ω)	X(Ω)	P(kW)	Q(kVAR)
0	1	0.1232	0.4127	1840	460
1	2	0.0140	0.6051	980	340
2	3	0.7463	1.2050	1790	446
3	4	0.6984	0.6084	1598	1840
4	5	0.9831	1.7276	1610	600
5	6	0.9053	0.7886	780	110
6	7	2.0552	1.1640	1150	60
7	8	4.7953	2.7160	980	130
8	9	5.3434	3.0264	1640	200

Tabla A.1. Parámetros y datos del sistema radial de 10 nodos con secciones de alimentador diferentes y distribución de carga no uniforme

Ejemplo 2

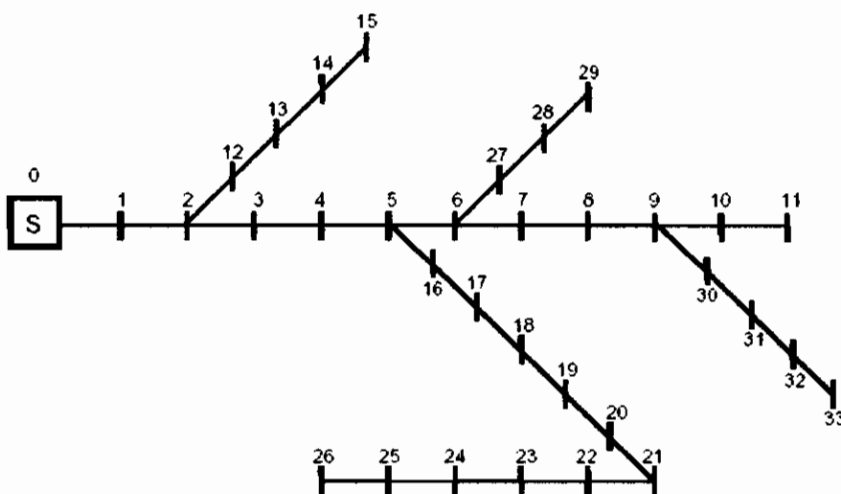


Fig. A.2. Alimentador de distribución de 34 nodos, trifásico y con ramales

De	A	R (Ω)	X(Ω)	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

Tabla A.2. Parámetros del sistema y potencias demandadas para el sistema de 34 nodos

Ejemplo 3

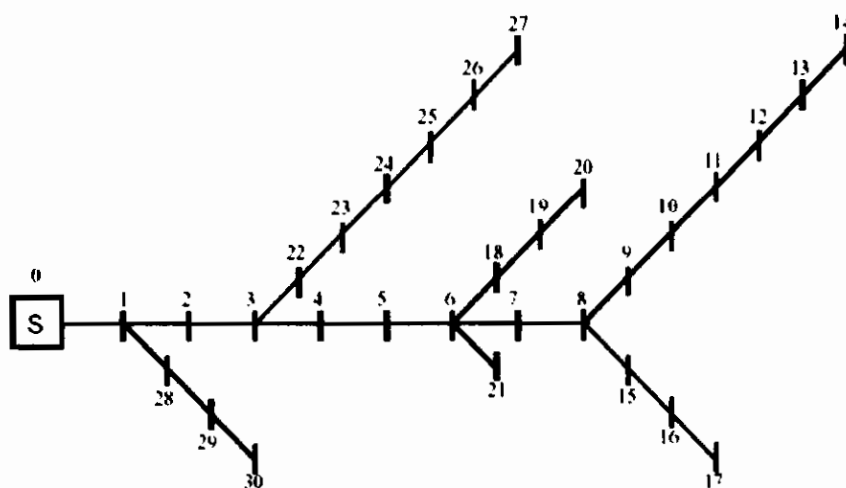


Fig. A.3. Sistema radial de 31 nodos con ramales

De	A	R (Ω)	X(Ω)	P(kW)	Q(kVAR)
0	1	0.5096	1.7030	-	-
1	2	0.2191	0.0118	522	174
2	3	0.3485	0.3446	-	-
3	4	1.1750	1.0214	936	312
4	5	0.5530	0.4806	-	-
5	6	1.6625	0.9365	-	-
6	7	1.3505	0.7608	-	-
7	8	1.3506	0.7608	-	-
8	9	1.3259	0.7469	189	63
9	10	1.3259	0.7469	-	-
10	11	3.9709	2.2369	336	112
11	12	1.8549	1.0449	657	219
12	13	0.7557	0.4257	783	261
13	14	1.5389	0.8669	729	243
8	15	0.4752	0.4131	477	159
15	16	0.7282	0.4102	549	183
16	17	1.3053	0.7353	477	159
6	18	0.4838	0.4206	432	144
18	19	1.5898	1.3818	672	224
19	20	1.5389	0.8669	495	165
6	21	0.6048	0.5257	207	69
3	22	0.5639	0.5575	522	174
22	23	0.3432	0.3393	1917	639
23	24	0.5728	0.4979	-	-
24	25	1.4602	1.2692	1116	372
25	26	1.0627	0.9237	549	183
26	27	1.1514	0.8514	792	264
1	28	0.4659	0.0251	882	294
28	29	1.6351	0.9211	882	294
29	30	1.1143	0.6277	882	294

Tabla A.3. Parámetros de red y potencias demandadas para el sistema de 31 nodos

Ejemplo 4

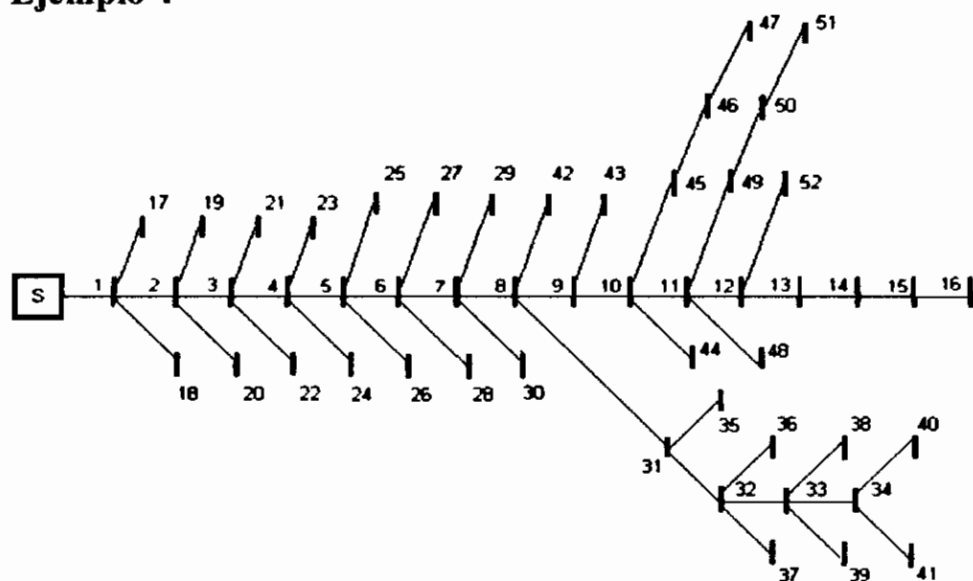


Fig. A.4. Sistema radial de 52 nodos con ramales

De	A	R (Ω)	X(Ω)	P(kW)	Q(kVAR)
0	1	3.7643	1.4209	49	50
1	2	0.153	0.5228	73	75
2	3	0.2368	0.5318	49	50
3	4	0.2368	0.5318	73	75
4	5	0.2368	0.5318	49	50
5	6	0.2368	0.5318	73	75
6	7	0.2368	0.5318	49	50
7	8	0.2368	0.5318	73	75
8	9	0.3753	0.6390	49	50
9	10	0.3753	0.6390	73	75
10	11	0.3753	0.6390	49	50
11	12	1.1929	0.7060	73	75
12	13	1.8991	0.7104	49	50
13	14	1.8991	0.7104	73	75
14	15	1.8991	0.7104	49	50
15	16	1.8991	0.7104	73	75
1	17	1.8991	0.7104	73	75
1	18	1.8991	0.7104	73	75
2	19	1.8991	0.7104	49	50
2	20	1.8991	0.7104	49	50
3	21	1.8991	0.7104	73	75
3	22	1.8991	0.7104	73	75
4	23	1.8991	0.7104	49	50
4	24	1.8991	0.7104	49	50
5	25	1.8991	0.7104	73	75
5	26	1.8991	0.7104	73	75
6	27	1.8991	0.7104	49	50
6	28	1.8991	0.7104	49	50
7	29	1.8991	0.7104	73	75
7	30	1.8991	0.7104	73	75
8	31	0.3753	0.6390	49	50
31	32	0.5988	0.6926	73	75
32	33	1.1929	0.7060	49	50
33	34	1.8991	0.7104	73	75
31	35	1.8991	0.7104	73	75
32	36	1.8991	0.7104	49	50
32	37	1.8991	0.7104	49	50
33	38	1.8991	0.7104	73	75
33	39	1.8991	0.7104	73	75
34	40	1.8991	0.7104	49	50
34	41	1.8991	0.7104	49	50
8	42	1.8991	0.7104	49	50
9	43	1.8991	0.7104	73	75
10	44	1.8991	0.7104	49	50
10	45	1.8991	0.7104	49	50
45	46	1.8991	0.7104	73	75
46	47	1.8991	0.7104	49	50
11	48	1.8991	0.7104	73	75
11	49	1.8991	0.7104	73	75
49	50	1.8991	0.7104	49	50
50	51	1.8991	0.7104	73	75
12	52	1.8991	0.7104	49	50

Tabla A.4. Parámetros de red y potencias demandadas para el sistema de 31 nodos

Ejemplo 5

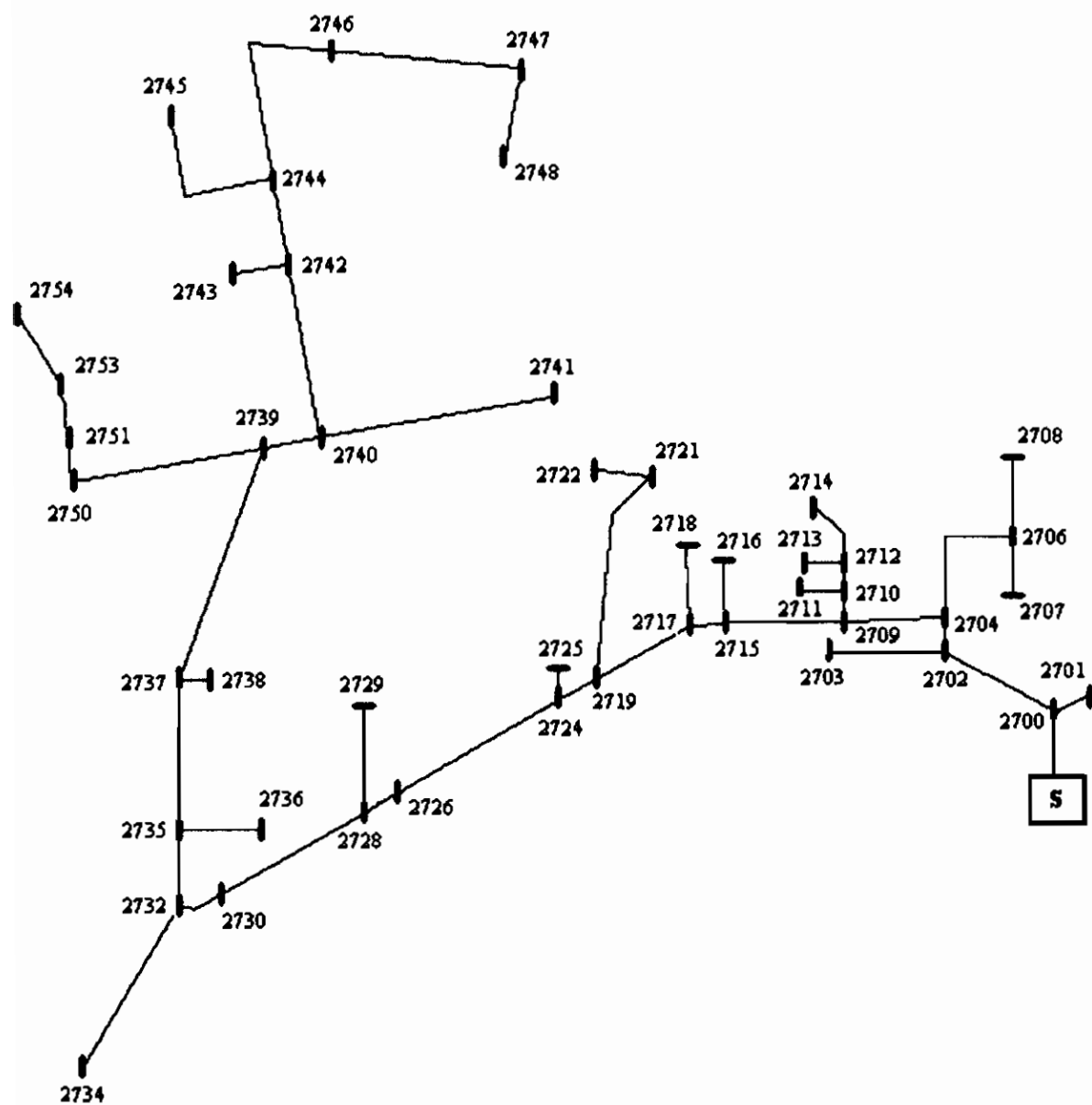


Fig. A.5. Alimentador C de la subestación Epiclachima, EEQSA

De	A	km	R (Ω /km)	X(Ω /km)	R (Ω)	X(Ω)	P(kW)	Q(kVAR)
0	2700	0.210	0.4094	0.3219	0.0860	0.0676	-	-
2700	2701	0.150	0.4094	0.3219	0.0614	0.0483	16.6	9.0
2700	2702	0.550	0.4094	0.3219	0.2259	0.1770	542.0	292.5
2702	2703	0.400	1.0338	0.3566	0.4135	0.1426	31.5	17.0
2702	2704	0.125	0.4094	0.3219	0.0512	0.0402	-	-
2704	2706	0.540	1.0338	0.3566	0.5583	0.1926	514.4	277.8
2706	2707	0.215	1.0338	0.3566	0.2223	0.0767	589.1	318.0
2706	2708	0.270	1.0388	0.3566	0.2791	0.0963	1068.6	576.8
2704	2709	0.365	0.4094	0.3219	0.1494	0.1175	-	-
2709	2710	0.070	1.0338	0.3566	0.0724	0.0250	41.5	22.4
2710	2711	0.150	1.0338	0.3566	0.1551	0.0535	83.0	44.8
2710	2712	0.050	1.0338	0.3566	0.0517	0.0178	-	-
2712	2713	0.145	1.0338	0.3566	0.1499	0.0517	83.0	44.8
2712	2714	0.355	1.0338	0.3566	0.3670	0.1266	207.4	111.9
2709	2715	0.220	0.4094	0.3219	0.0901	0.0708	-	-
2715	2716	0.215	0.5988	0.3566	0.1287	0.0767	113.9	61.5
2715	2717	0.115	0.4094	0.3219	0.0471	0.0370	-	-
2717	2718	0.280	0.6499	0.3393	0.1820	0.9500	41.5	22.4
2717	2719	0.390	0.4094	0.3219	0.1597	0.1255	110.6	59.7
2719	2721	0.980	0.4094	0.3219	0.4012	0.3155	186.9	100.9
2721	2722	0.200	1.0338	0.3566	0.2068	0.0713	227.9	123.0
2719	2724	0.150	0.3241	0.3123	0.0486	0.0468	-	-
2724	2725	0.100	1.0338	0.3566	0.1034	0.0357	130.0	70.2
2724	2726	0.760	0.3241	0.3123	0.2463	0.2373	912.6	492.6
2726	2728	0.055	0.3241	0.3123	0.0178	0.0172	-	-
2728	2729	0.370	0.5154	0.3304	0.1907	0.1222	76.3	41.2
2728	2730	0.700	0.4094	0.3219	0.2866	0.2253	-	-
2730	2732	0.060	0.4094	0.3219	0.0246	0.0193	-	-
2732	2734	0.690	0.6499	0.3392	0.4484	0.2304	579.1	312.6
2732	2735	0.270	0.4094	0.3219	0.1105	0.0869	-	-
2735	2736	0.290	1.0338	0.3566	0.2998	0.1034	52.0	28.1
2735	2737	0.540	0.4094	0.3219	0.2211	0.1738	-	-
2737	2738	0.100	0.6499	0.3392	0.0650	0.0339	99.0	53.4
2737	2739	1.150	0.4094	0.3219	0.4708	0.3702	-	-
2739	2740	0.200	0.6499	0.3392	0.1300	0.0678	-	-
2740	2741	0.850	1.4849	0.3957	1.2622	0.3363	11.1	6.0
2740	2742	0.640	0.6499	0.3392	0.4159	0.2171	-	-
2742	2743	0.200	1.4849	0.3957	0.2970	0.0791	8.3	4.5
2742	2744	0.310	0.6499	0.3392	0.2015	0.1052	13.8	7.4
2744	2745	0.625	0.6499	0.3392	0.4062	0.2120	55.3	29.8
2744	2746	0.800	0.6499	0.3392	0.5199	0.2714	-	-
2746	2747	0.980	0.6499	0.3392	0.6369	0.3324	62.2	33.6
2747	2748	0.330	1.0338	0.3566	0.3412	0.1177	41.5	22.4
2739	2750	0.700	1.4849	0.3957	1.0394	0.2770	-	-
2750	2751	0.150	1.6427	0.3740	0.2464	0.0561	-	-
2751	2753	0.190	1.6427	0.3740	0.3121	0.0711	-	-
2753	2754	0.380	1.6427	0.3740	0.6242	0.1421	8.3	4.5

Tabla A.5. Parámetros de red y potencias demandadas para el sistema de 47 nodos

ANEXO 2. GUÍA PARA EL USUARIO DE LA APLICACIÓN

El programa en el que se desarrolló la aplicación digital es MATLAB6p5. El primer paso para conseguir la correcta ejecución es colocar o ubicar a la carpeta 'Capacitores' en el directorio actual del software. (Fig. A.5)

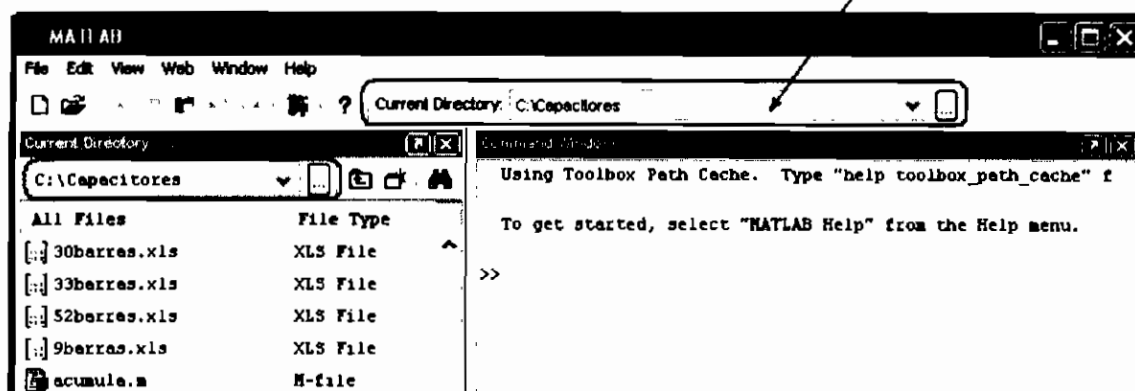


Fig. A.5. Localización de la carpeta que contiene los ficheros componentes.

Una vez que se dispone de los ficheros, se digita la palabra "Ubicap" en la ventana de comandos y presiona la tecla Enter, (Fig. A.6). Inmediatamente, se despliega la ventana de presentación con una sola opción disponible, (Fig. A.7)

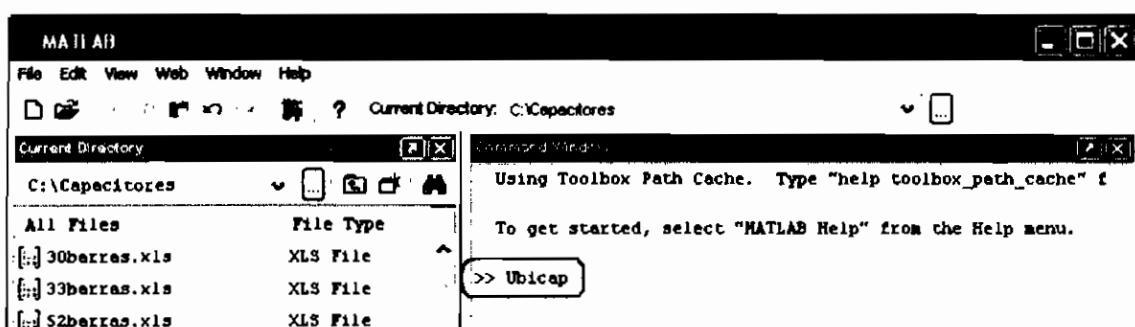


Fig. A.6. Comando de apertura del programa.

Aceptando el ingreso, se presenta la ventana principal del programa en la que se tiene la opción de ingresar la información del alimentador primario o sistema sobre el que se procederá a la localización de capacitores, (Fig. A.8).

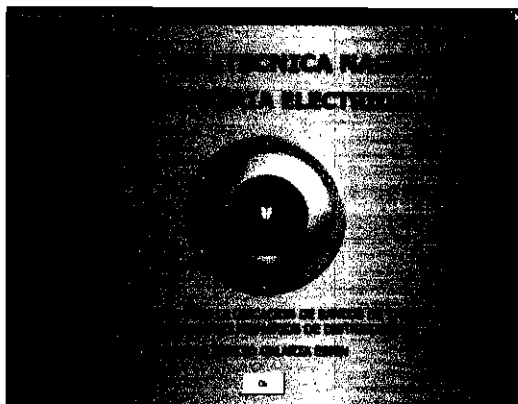




Fig. A.7. Presentación del programa.

Existen las opciones editables para el voltaje a la salida de la subestación, voltaje y potencia base, factor de pérdidas y el costo de la energía. La información topológica restante, resistencias-reactancias de los tramos del alimentador y las potencias demandadas en los nodos de la red, puede ser obtenida de dos maneras: cargando un archivo o base de datos creada en una hoja de cálculo (Excel) o sobre un fichero (Matlab), 'Cargar sistema' , ó ingresando directamente los valores de los parámetros 'Crear sistema' .

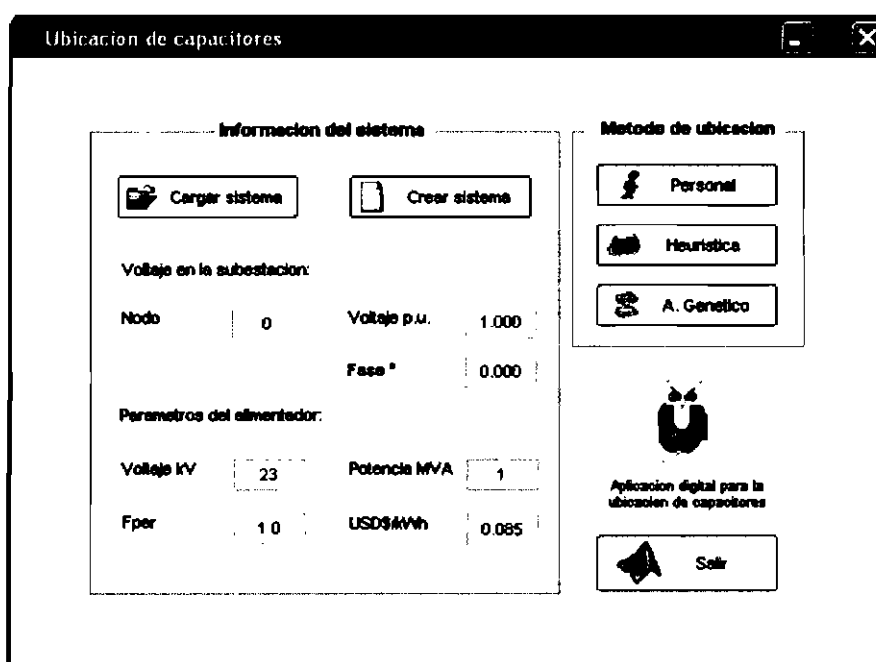


Fig. A.8. Ventana principal del programa.

Con la primera alternativa, se despliega un cuadro de dialogo (Fig. A.9) que permite la búsqueda y selección del archivo '.xls' o '.m' que contiene la información requerida. Al respecto vale mencionar que los datos deben estar estructurados en el siguiente orden: nodo de envío, nodo de recepción, resistencia (Ω), reactancia (Ω), potencia activa demandada (kW) y potencia reactiva (kVAR). A partir de la primera celda en la hoja de cálculo de Excel ó mediante texto tabulado en el editor de ficheros de Matlab, Fig. A.10.

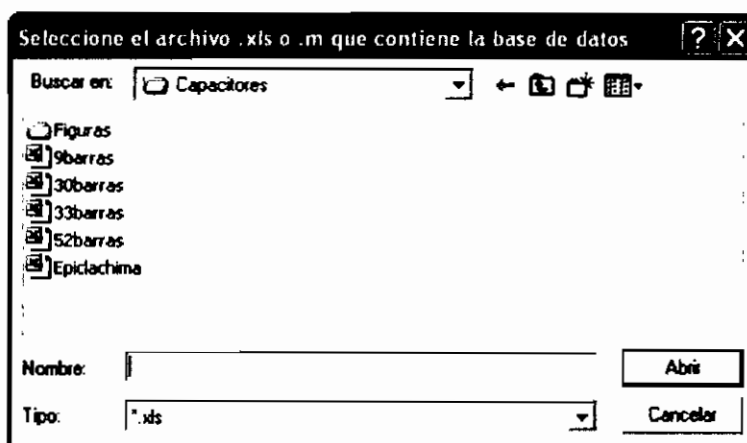



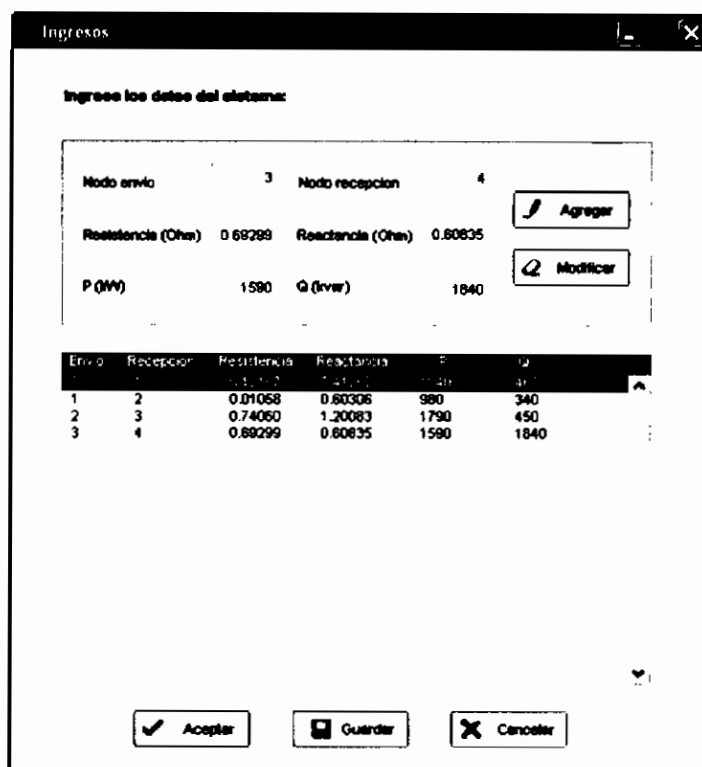
Fig. A.9. Información disponible en un archivo existente

1	0	1	0.12167	0.41262	1840	460
2	1	2	0.01058	0.60306	980	340
3	2	3	0.74060	1.20083	1790	450
4	3	4	0.69299	0.60835	1590	1640
5	4	5	1.97846	1.72454	1610	600
6	5	6	0.89930	0.79350	780	110
7	6	7	2.04723	1.16380	1150	60
8	7	8	4.79274	2.69790	980	130
9	6	9	5.33761	3.02588	1640	200

	A1	B	C	D	E	F	G	H
1	0	1	0.12167	0.41262	1840	460		
2	1	2	0.01058	0.60306	980	340		
3	2	3	0.7406	1.20083	1790	450		
4	3	4	0.69299	0.60835	1590	1640		
5	4	5	1.97846	1.72454	1610	600		
6	5	6	0.8993	0.7935	780	110		
7	6	7	2.04723	1.1638	1150	60		
8	7	8	4.79274	2.6979	980	130		
9	6	9	5.33761	3.02588	1640	200		
10								
11								

Fig. A.10. Estructura para el ingreso de la información del sistema. Columnas tabuladas (Matlab). Partiendo de la primera celda (Excel).

Si se descarta esta opción, existe la posibilidad de ingresar los datos interactivamente a través de la ventana mostrada en la Fig. A.11. Con el botón “Agregar” , la información de cada uno de los ramales puede ser incluida.



Ingresos

Ingrese los datos del sistema:



Modo envío: 3 Modo recepción: 4


Resistencia (Ohm): 0.69299 Reactancia (Ohm): 0.60635




P (W): 1590 Q (var): 1840

Envío	Recepción	Resistencia (Ohm)	Reactancia (Ohm)	P (W)	Q (var)
1	2	0.01058	0.60306	980	340
2	3	0.74060	1.20083	1790	450
3	4	0.69299	0.60635	1590	1840

Fig. A.11. Ingreso de los parámetros del alimentador

Si por descuido algún valor ingresado es incorrecto, basta señalar la línea que contiene el error y pulsar el botón “Modificar”  para que sus datos se desplieguen en las cajas de texto editables. Una vez hecha la corrección, presionamos “Agregar” y continuamos con el proceso. Después, terminada la tarea, la opción “Guardar”  permite almacenar la información ingresada en un fichero .m de Matlab que podrá luego ser leída a través de “Cargar sistema”.

Aceptar , almacena los datos en memoria para continuar con el proceso mediante uno de los métodos de localización. Cuando ningún archivo es cargado y no se ha ingresado información alguna, no se permite continuar con el programa a través de un mensaje de advertencia.

Una vez que el programa dispone de la información del alimentador, existen tres opciones o métodos para la ubicación de los capacitores. “*Personal*” , en la que el usuario señala las ubicaciones y tamaños de los bancos, “*Heurística*”  que basa su desempeño en los criterios descritos en el cap. 3, y “*A. Genético*”  que emplea la técnica de algoritmos genéticos para la solución del problema .

El método “*Personal*” (Fig. A.12), permite, en forma análoga al ingreso de datos, la asignación de localidades (nodo) y tamaños (kVAR) de forma arbitraria como se creyera conveniente. El costo de los capacitores puede ser “*aproximado*” a través de una relación lineal dada por un costo fijo ($\$/año$) y un costo variable ($\$/kVAR.año$), ó, “*definido*” a través de la edición del fichero respectivo, (Fig. A.13). Si se escoge esta opción, se efectúan los cambios necesarios y al cerrar el fichero se guardan los cambios pertinentes para continuar con la ejecución del programa.

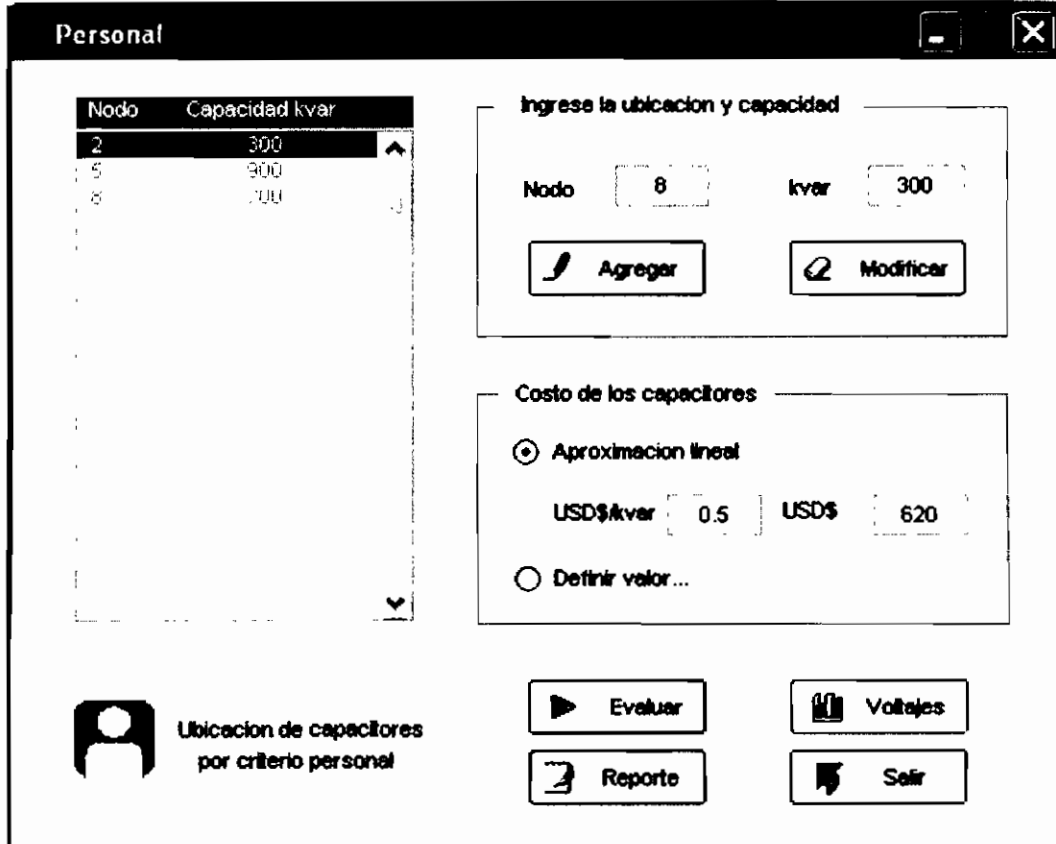





Fig. A.12. Ventana del método de ubicación personal.

```

1
2
3      %*****%
4      %CAPANUAL
5      %*****%
6
7      % Fichero que define los costos de los capacitores
8      %
9      % Ejemplo: Si el esquema que se desea adoptar abarca bancos de
10     %           capacidades de 150,300,600,900,1200 kvar,
11     %
12     %           Entonces: definimos los tamaños y sus costos respectivos
13     %           capacidades=[150 300 600 900 1200];
14     %           coscap      =[700 770 920 1070 1220];
15
16
17     %*****%
18
19 -   capacidades=[150 300 600 900 1200];
20 -   coscap=[700 770 920 1070 1220];
21
22     %*****%
23
24

```

Fig. A.13. Fichero .m que permite la edición del costo de los capacitores.

“*Evaluar*” ► analiza la alternativa de compensación ingresada, “*Voltajes*”  permite visualizar los niveles de voltajes antes y después de la inclusión de los capacitores, “*Reporte*”  genera una pantalla para la selección del archivo en el que se desee guardar los resultados alcanzados, y finalmente “*Salir*”  retorna el control a la pantalla principal.

“*Heurística*” (Fig. A.14), permite especificar el rango de la compensación a través de la unidad mínima (banco de prueba) y el tamaño máximo posible. Adicionalmente, si los campos (“*Mínimo*” y “*Máximo*”) son iguales, el algoritmo permite la restricción en cuanto al número de unidades disponibles (“*Existencias*”). Se puede encaminar el proceso de la ubicación bien sea hacia la mejora del perfil de voltajes o la reducción de pérdidas (“*Objeto de compensación*”). En cuanto al costo del equipo las opciones son exactamente iguales a las descritas con anterioridad.

The screenshot shows a window titled "Heurística" with the following elements:

- Niveles de Compensacion:**
 - Minimo kvar: 300
 - Maximo kvar: 1200
 - Existencias
- Objeto de Compensacion:**
 - Volaje %: 0
 - Perdidas %: 100
- Voltajes permisibles:**
 - Maximo p.u.: 1.0
 - Minimo p.u.: 0.95
- Costo de los capacitores:**
 - Aproximacion lineal
 - USD\$/kvar: 0.5
 - USD\$: 620
 - Definir valores
- Localizacion de capacitores por criterios heurísticos:**
 - Progress bar: 30%
- Buttons:** Ubicar, Voltajes, Reporte, Salir

Fig. A.14. Ventana del método de ubicación heurístico.

Los botones presentes en la pantalla de esta opción cumplen las mismas tareas que se detallaron anteriormente, con la diferencia que "Ubicar" inicia el proceso de localización cuyo progreso puede apreciarse por medio de la barra incluida.

Finalmente, "A. Genético" (Fig. A.16), desarrolla una simulación basada en la metodología de los algoritmos genéticos, enfocada en la búsqueda de la solución óptima global del problema. En primera instancia, se especifican los parámetros del AG como el *número de individuos* y *generaciones* y las *probabilidades de cruce* [0.5 1.0] y *mutación* [0.003 0.05]. La codificación a usarse se determina a través del menú desplegable "Genotipo". La relación existente entre los alelos componentes del genotipo y los tamaños de los bancos de capacitores puede ser lineal ("Multiplo") para lo cual habrá que definir una "unidad" base, ó, especificada ("Definida") a través de la opción "Tamaños". Esta última opción tiene la limitante de poder manejar únicamente seis capacidades posibles (Fig. A.15).

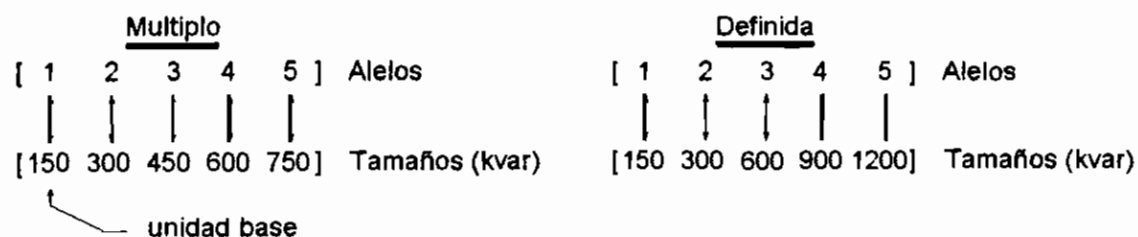


Fig. A.15. Relación alelos-capacidad en la codificación utilizada.

La codificación “*binaria*” es una variante incluida para analizar la mejor opción de compensación cuando existe un número limitado de unidades de una capacidad dada por “*unidad*”.

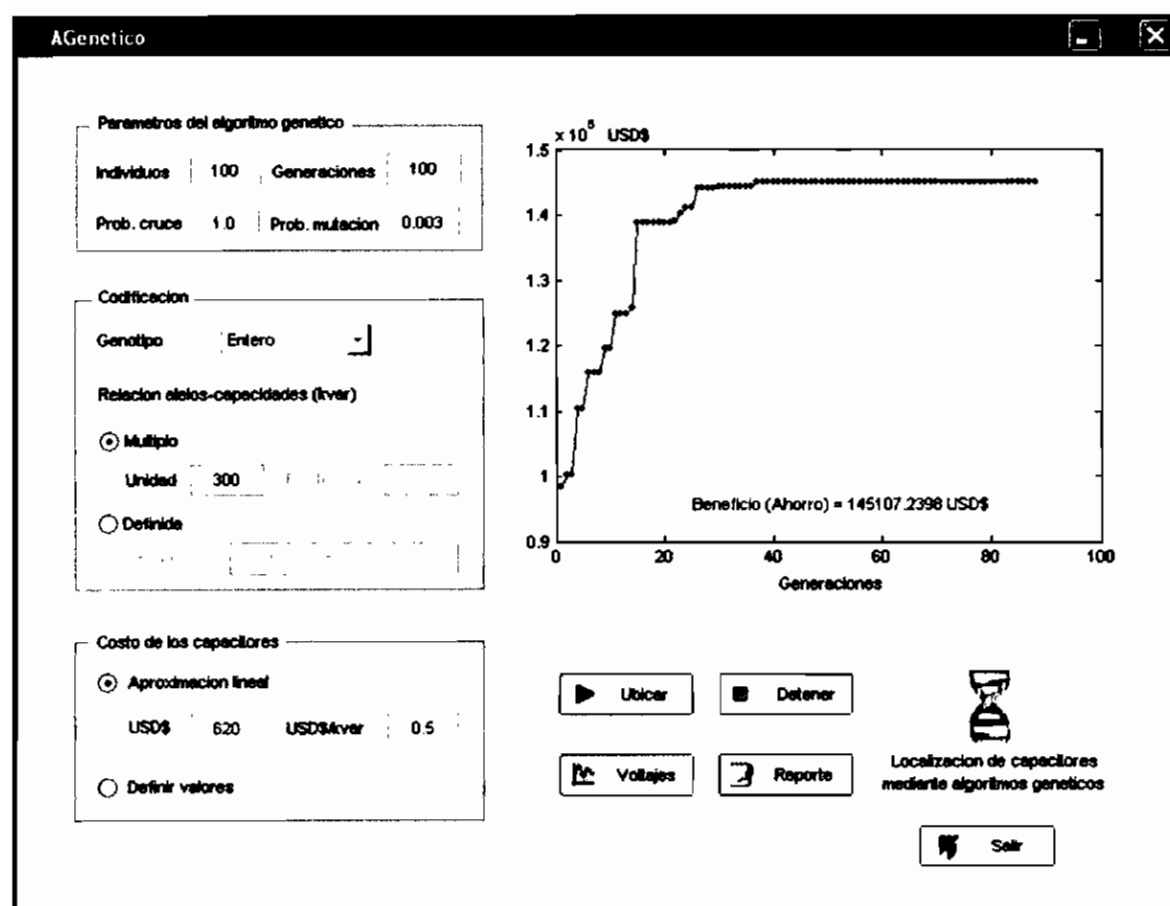


Fig. A.16. Ventana del método de ubicación basado en algoritmos genéticos.

En lo referente al costo de los capacitores, dependiendo de la forma de codificación seleccionada, la opción “*Definir valores*” abrirá el fichero respectivo para su edición. (Fig. A.17).


```

C:\Capacitores\capanualu.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
[Icons] Stack

1
2      ~~~~~
3      *CAPANUALU
4      ~~~~~
5
6      % Fichero que define los costos de los capacitores y la estructura
7      % (relacion alelos-tamaño) del cromosoma a usarse en el AG
8
9      %Ejemplo: Sean:      unimax=5 y unidad=300 kvar
10     %                  cromosoma=[ 1  2  3  4  5]      (alelos multiples de unidad)
11     %                  capacitor={300 600 900 1200 1500} kvar
12     %      Entonces: definimos los tamaños y sus costos respectivos
13     %                  capacidades={300 600 900 1200 1500};
14     %                  coscap      ={770 920 1070 1220 1370};
15
16
17     ~~~~~
18
19     unimax=5;
20     capacidades={300 600 900 1200 1500};
21     coscap={770 920 1070 1220 1370};
22
23     ~~~~~
24
25

```

```

C:\Capacitores\capanualt.m
File Edit View Text Debug Breakpoints Web Window Help
[Icons] Stack

1
2      ~~~~~
3      *CAPANUALT
4      ~~~~~
5
6      % Fichero que define los costos de los capacitores y la estructura
7      % (relacion alelos-tamaño) del cromosoma a usarse en el AG
8
9      %Ejemplo: Sean:      unimax=5                          valor maximo de 6
10     %                  cromosoma=[ 1  2  3  4  5]      (alelos indices de tamaños)
11     %                  capacitor={150 300 600 900 1200} kvar
12     %      Entonces: definimos los tamaños y sus costos respectivos
13     %                  capacidades={150 300 600 900 1200};
14     %                  coscap      ={700 770 920 1070 1220};
15
16
17     ~~~~~
18
19     unimax=5;
20     capacidades={150 300 600 900 1200};
21     coscap={700 770 920 1070 1220};
22
23     ~~~~~
24
25

```

Fig. A.17. Ficheros .m que permiten la edición del costo de los capacitores.

Las opciones restantes de la ventana corresponden a las ya señaladas. "Ubicar" da inicio al algoritmo genético implementado, mientras que "Detener" constituye un criterio de parada si el usuario considera que la alternativa de localización encontrada es satisfactoria.

“Voltajes” da origen a una ayuda gráfica (Fig. A.18) que permite apreciar los niveles de voltaje en los nodos, antes y después de la compensación del sistema.

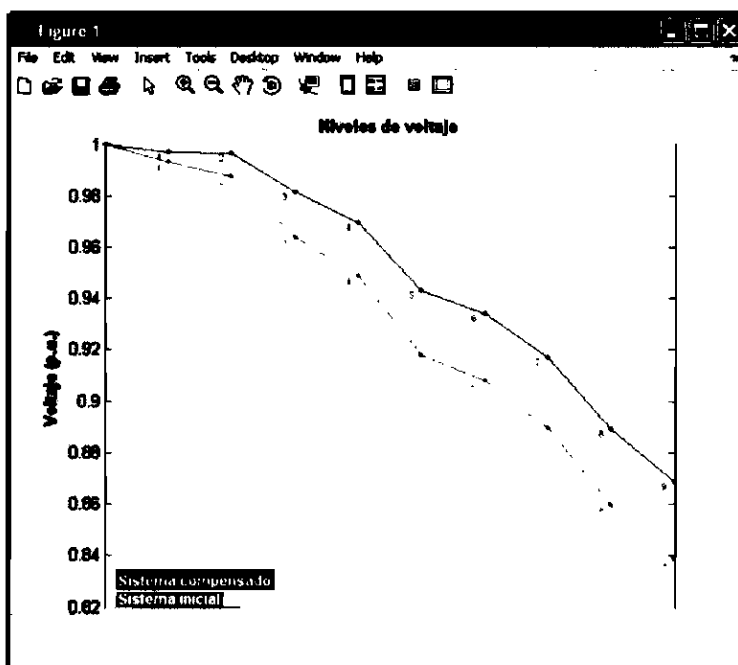


Fig. A.18. Figura generada por la opción *Voltajes*.

Cual fuere el método de ubicación seleccionado, el programa genera los resultados en la ventana de comandos (Fig. A.19).

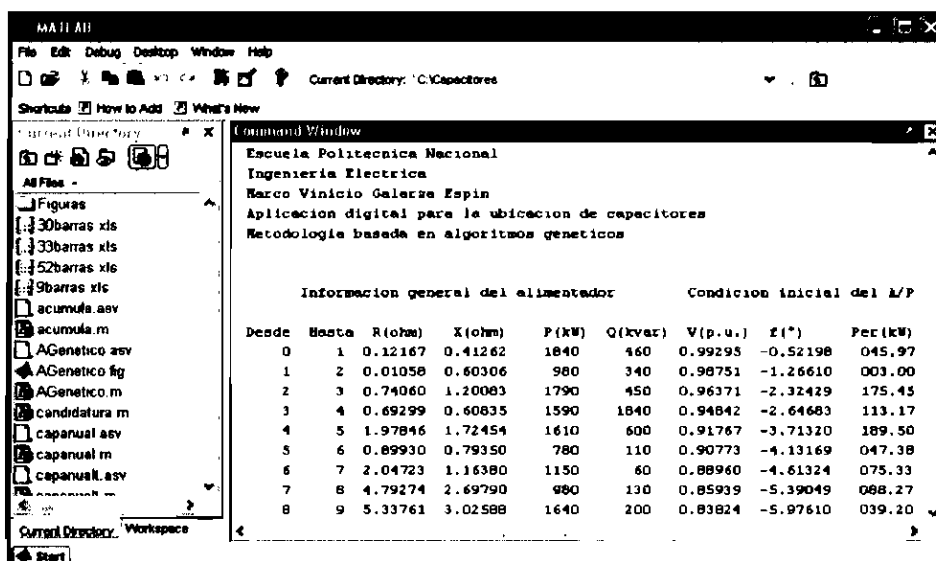


Fig. A.19. Resultados desplegados en pantalla.

Finalmente, si el usuario desea manipular los resultados entregados por la aplicación tendrá dos opciones: 1) generar un archivo de texto “.txt” a través de “*Reporte*” para posteriormente abrirlo por medio de Excel, ó 2) ingresar a los campos de la estructura *información* desde el Comand Window (Fig. A.20).

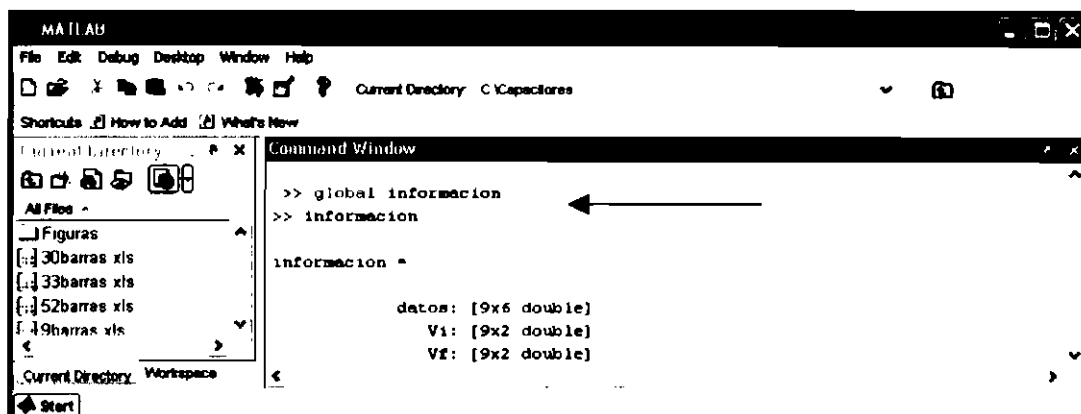


Fig. A.19. Declaración de la variable global información.

Una vez que se tiene acceso a la estructura *información*, habiéndole atribuido el carácter de global, los siguientes *campos* están disponibles:

informacion.datos	Topología ingresada del sistema
informacion.Vi	Voltajes iniciales $ V_i _{\theta}$ (sin elementos de compensación)
informacion.Vf	Voltajes finales $ V_f _{\theta}$ (después de la compensación)
informacion.fpi	Factor de potencia inicial
informacion.fpf	Factor de potencia final
informacion.Peri	Pérdidas iniciales en los ramales del alimentador (kW)
informacion.Perf	Pérdidas finales en los ramales del alimentador (kW)
informacion.Qeri	Pérdidas iniciales en los ramales del alimentador (kVAR)
informacion.Qerf	Pérdidas finales en los ramales del alimentador (kVAR)
informacion.Ii	Corrientes iniciales $ I_i _{\phi}$ en los ramales del alimentador (p.u.)
informacion.Iai	Corrientes iniciales $ I_i _{\phi}$ en los ramales del alimentador (A)
informacion.If	Corrientes finales $ I_f _{\phi}$ en los ramales del alimentador (p.u.)
informacion.Iai	Corrientes finales $ I_f _{\phi}$ en los ramales del alimentador (A)
informacion.esquema	Localización y tamaño de los bancos de capacitores
informacion.Perdidasi	Pérdidas iniciales del alimentador (kW)
informacion.Perdidasf	Pérdidas finales del alimentador (kW)
informacion.Qerdidasasi	Pérdidas iniciales del alimentador (kVAR)
informacion.Qerdidasf	Pérdidas finales del alimentador (kVAR)
informacion.DPer	Reducción de pérdidas activas por compensación
informacion.USDper	Ahorro (beneficio) por reducción de pérdidas activas
informacion.USDcap	Costo de los bancos de capacitores localizados
informacion.beneficio	Utilidad por la adopción de un esquema de compensación

Si el método de ubicación es la técnica heurística, se tienen adicionalmente:

<code>informacion.alternativas1</code>	Esquemas de compensación alternativos
<code>informacion.alternativas2</code>	Beneficios de los esquemas alternativos

Si el método de ubicación es el de algoritmos genéticos:

<code>informacion.lastgen1</code>	Esquemas de compensación de la última generación
<code>informacion.lastgen2</code>	Beneficios de los esquemas de lastgen1
<code>informacion.best</code>	Mejor individuo (solución) de cada una de las generaciones (convergencia)

De esta manera, si se quiere obtener la magnitud de los voltajes nodales iniciales V_i , los parámetros de los ramales del alimentador $r-x$, o las pérdidas de potencia activa del sistema original *Perdidasi*, se tendrá que ingresar en la ventana de comandos respectivamente:

```
informacion.Vi(:,1)
informacion.datos(:,3:4)
informacion.Perdidasi
```

Expresiones que podrían ser asignadas a variables para el posterior procesamiento o cálculo matemático requerido.

Finalmente, ciertos archivos o ficheros `.m` pueden resultar útiles para la versatilidad en la ejecución de la aplicación, como:

<code>cosper</code>	define el costo de la reducción de pérdidas a ser tomado en cuenta en la evaluación económica de una alternativa.
<code>capannual</code>	define los costos anualizados de los capacitores. Usado por las metodologías Heurística y Personal
<code>capannualu</code>	define los costos anualizados de los capacitores. Usado por el AG cuando la relación alelos-tamaño es múltiple.
<code>capannualt</code>	define los costos anualizados de los capacitores. Usado por el AG cuando la relación alelos-tamaño es definida.
<code>valorara</code>	función objetivo del algoritmo genético, el usuario puede manipular los esquemas de penalización de las restricciones incluidas para fomentar un mejor desempeño de acuerdo al objetivo.