



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA ELECTRICA

PLANIFICACION DE LA
EXPANSION DE SISTEMAS
DE DISTRIBUCION VIA
ALGORITMOS GENETICOS

FRANCOIS MAURICE MONTAGNON CASANOVA

Memoria para optar al título de
Ingeniero Civil de Industrias
Con Mención en Electricidad

Profesor Guía:
HUGH RUDNICK VAN DE WYNGARD

Santiago de Chile, 1999

A mis padres, por su especial apoyo y comprensión en todo momento. Gracias.

AGRADECIMIENTOS

De manera muy especial al profesor supervisor Dr. Hugh Rudnick por el apoyo siempre brindado, el permanente interés y por sobre todo la paciencia y confianza depositada.

A mi amigo y compañero Miguel Angel por la constante preocupación del estado del desarrollo de este trabajo.

A Francisca Fernández, quien me diera confianza y perseverancia en favor de la investigación.

INDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
INDICE DE TABLAS	vi
INDICE DE FIGURAS	vii
RESUMEN	ix
I INTRODUCCION	11
1.1 Generalidades	11
1.2 Planteamiento del Problema	11
1.3 Revisión Bibliográfica	13
1.4 Objetivos de la Memoria	15
1.5 Estructura del Trabajo	16
II MODELO PARA LA EXPANSION DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCION DE ENERGIA ELECTRICA	17
2.1 Introducción	17
2.2 Planteamiento del Modelo	18
2.2.1 Horizonte de Tiempo de la Planificación	18
2.2.2 Características de la Demanda	19
2.2.3 Características Técnicas y Económicas	19
2.2.3.1 Red de Alimentadores	20
2.2.3.2 Subestaciones	22
2.3 Consideraciones de Teorías de Grafos	23

	Pág.
2.4	Modelo de Planificación 24
2.4.1	Valor Presente 25
2.4.2	Función Objetivo 26
2.4.3	Restricciones del Sistema26
III	METODOLOGIA DE SOLUCION 28
3.1	Introducción 28
3.2	Algoritmos Evolutivos 28
3.2.1	Orígenes de los Algoritmos Evolutivos 30
3.2.2	Algoritmos Genéticos 31
3.3	Aplicación del Algoritmo Genético 32
3.3.1	Estructuración de los Algoritmos Genéticos 33
3.3.2	Diagrama en Bloques del A.G. 34
IV	DESARROLLO COMPUTACIONAL 35
4.1	Introducción 35
4.2	Base de Datos 34
4.3	Diagrama en Bloques del Algoritmo Computacional 38
4.4	Descripción del Programa 44
4.4.1	Descripción General 45
4.4.2	Software y Hardware 46
V	APLICACIONES 48
5.1	Introducción 48
5.2	Primer Sistema de Prueba 48
5.2.1	Análisis de Resultados 50
5.3	Segundo Sistema de Prueba 54
5.4	Tercer Sistema de Prueba 56

	Pág.
VI CONCLUSIONES Y FUTUROS DESARROLLOS	61
6.1 Conclusiones	61
6.2 Futuros Desarrollos	62
 BIBLIOGRAFIA	 64
 Anexo A: PROCESO EVOLUTIVO DE SELECCION	 68
A.1 Introducción	68
A.2 Selección	68
A.2.1 Selección por Ranking	69
A.2.2 Selección Aleatoria	71
A.2.3 Muestreo Estocástico Universal	71
A.2.4 Torneo de Selección	72
 Anexo B: PROCESO EVOLUTIVO DE CROSSOVER	 73
B.1 Crossover	73
B.1.1 Crossover de Punto Simple	73
B.1.2 Crossover de Multipunto	74
B.1.3 Crossover Uniforme	75
B.1.4 Shuffle Crossover	76
B.1.5 Crossover con Substitución Reducida	76
 Anexo C: PROCESO EVOLUTIVO DE MUTACION	 77
C.1 Mutación	77
C.2 Mutación Binaria	78
 Anexo D: ARCHIVO Y RESULTADO PRIMER SISTEMA DE PRUEBA	 79

Anexo E: MANUAL DEL USUARIO DEL PROGRAMA	81
--	----

INDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 4.1: Archivo de Datos Base, Datos.dat	36
Tabla 5.1: Datos generales	49
Tabla 5.2: Resultados generales	51
Tabla 5.3: Valores variables internas	52
Tabla 5.4: Datos generales	57
Tabla D.1: Archivo primer sistema de prueba	79

INDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 2.1a: Envolvente de costos mínimos para conductores de distinta sección....	21
Figura 2.2: Componentes características de costos en un transformador	23
Figura 2.3: Topología de una red de distribución	24
Figura 3.1: Diagrama de bloques de un Algoritmo Genético	34
Figura 4.1: Red de distribución	35
Figura 4.2: Diagrama en bloques Algoritmo Genético	38
Figura 5.1: Primer sistema de prueba	48
Figura 5.2: Subestación ubicada en nodo 8	52
Figura 5.3: Subestación ubicada en nodo 9	53
Figura 5.4: Segundo sistema de prueba	54
Figura 5.5: Recorrido óptimo segundo sistema de prueba.....	55
Figura 5.6: Tercer Sistema de Prueba	56
Figura 5.7: Red para el año 1	58
Figura 5.8: Red para el año 2	58
Figura 5.9: Red para el año 3	59
Figura 5.10: Red para el año 4	59
Figura 5.11: Red para el año 4	60

	Pág.
Figura A.1: Comparación gráfica entre ranking lineal y no lineal	70
Figura B.1: Crossover de punto simple	73
Figura B.2: Crossover de multipunto	74
Figura D.1: Ventana de Resultados.....	80

RESUMEN

En el presente trabajo se propone una nueva herramienta computacional que permite determinar en forma óptima, manteniendo los estándares de calidad y servicio, la planificación y expansión de sistemas de distribución eléctricos.

El modelo propuesto opera considerando los principios básicos de las redes eléctricas, es decir, restricciones técnicas, como capacidad de abastecimiento y diseño radial, y económicas tal como costos de construcción y operación más pérdidas de demanda. Con base en ello, se formula la función objetivo del modelo a minimizar.

El proceso de minimización se efectúa vía algoritmos evolutivos, del tipo genético, pues han demostrado gran eficiencia en problemas de multiobjetivos y grandes dimensiones principalmente, salvando así los problemas de capacidad computacional, además de la facilidad de adaptación y diseño.

Finalmente, se comprueba la efectividad del algoritmo en problemas de diseño y planificación, comparando los resultados con herramientas similares.

I INTRODUCCION

1.1 Generalidades

El abastecimiento eléctrico se provee a través de tres etapas, generación, transmisión y distribución, siendo esta última la encargada de llevar la energía eléctrica a los consumidores finales en forma eficiente y bajo estándares de calidad de servicio. Este proceso, realizado vía redes de alimentación y subestaciones, debe ser continuamente modificado con el fin de mantener el sistema permanentemente adaptado, producto de los constantes cambios de la demanda.

La planificación tanto de la operación y expansión de los sistemas de distribución eléctricos en el largo plazo es una tarea altamente compleja, que involucra altos costos de inversión y una gran diversidad de alternativas posibles. Razón por la cual se han desarrollado numerosos algoritmos matemáticos y computacionales capaces de resolver problemas de estas magnitudes.

En este trabajo se desarrolla y evalúa una metodología basada en Algoritmos Genéticos, técnica apoyada en la teoría de supervivencia Darwiniana, que centra su atención en la búsqueda del óptimo a través de la selección natural de individuos.

1.2 Planteamiento del Problema

El problema de planificación de la expansión nace de la necesidad de satisfacer la creciente demanda de energía por medio de la ampliación de la capacidad de las subestaciones, transferencia de carga a otras con exceso de capacidad, o bien

construyendo nuevas instalaciones. Sumado a ello se tiene la aleatoriedad de la demanda y la incertidumbre e la ubicación geográfica de los futuros centros de carga, que involucran una serie de factores que dificultan las decisiones a seguir para realizar una expansión óptima.

Frente a este problema se han desarrollado diversos modelos basados en técnicas de Optimización Numérica, Programación Dinámica, Programación Entera Mixta, Métodos Heurísticos y Descomposición de Benders entre otros, orientándose recientemente hacia la aplicación de Algoritmos Evolutivos. Esto a causa de las limitaciones de los modelos antes citados en cuanto a las capacidades computacionales, tamaño de redes a modelar, calidad de los datos y número de simplificaciones principalmente.

Por otra parte, los algoritmos de tipo evolutivos, en particular el de tipo genético, han demostrado adaptarse adecuadamente a problemas de multiobjetivos, dinámicos y de grandes dimensiones, razón de su utilización en este trabajo.

La construcción del modelo se basa en un sistema eléctrico existente donde se han definido las cargas, con demandas futuras conocidas, considerando factor de carga y de diversidad constantes, y además teniendo en cuenta las consideraciones técnicas y económicas. De esta forma, el plan de expansión que se busca obtener debe abastecer las cargas al mínimo costo posible, es decir, el problema tiene un criterio económico, considerando costos de inversión y operación, y de calidad de servicio, seguridad, y confiabilidad.

Dada las bases del problema y las principales consideraciones, se procede a desarrollar y evaluar una metodología para la expansión óptima de sistemas de distribución eléctrica basado en los Algoritmos Genéticos.

1.3 Revisión Bibliográfica

Se presenta una breve reseña de las principales técnicas, modelos y metodologías utilizadas en la resolución de problemas de planificación y expansión de los sistemas de distribución eléctricos.

En este ámbito, un gran número de autores ha abordado el tema desde las más diversas perspectivas, modelando los sistemas dependiendo principalmente de las necesidades y restricciones propias de éstos.

De esta forma, se tienen modelos que centran la atención en la optimización de las subestaciones y alimentadores, tal como lo cita [Elka 84], quien incluye además las restricciones de radialidad y caídas de voltaje. En el procedimiento se utiliza el algoritmo de programación entera mixta. [Mazu74] por su parte, simula el crecimiento de la carga y el área de servicio de las subestaciones, estableciendo el plan de expansión de menor costo mediante técnicas de programación lineal y entera. Similarmente, [Will85] analiza el proceso de transferencia de carga entre subestaciones mediante una completa información de la demanda diaria de cada alimentador, con lo que luego busca minimizar el máximo de diversidad de carga.

Otros modelos, simplemente buscan los caminos más cortos, basados en la teoría de Dijkstra, y de transporte de Ford y Fulkerson. [Craw75] aplica este método conjuntamente a la programación lineal, determinando las áreas de servicio de las subestaciones y así busca minimizar el producto demanda distancia. [Thom80] realiza un desarrollo similar, donde utilizando el algoritmo branch and bound se resuelve el problema de transbordos con cargos fijos en la planificación.

Por último se citan modelos que descomponen el problema en dos o más fases con lo cual buscan resolver por partes la planificación. En esta línea se

encuentra el trabajo de [Sanh94], quien aplicando el algoritmo de descomposición de Benders

descompone el problema original, entero mixto, en dos subproblemas. El primero denominado “Problema de Primer Estado” o “Maestro” que se expresa en términos de las variables enteras, mientras que el segundo, o “Problema de Segundo Estado” tiene una estructura particular que se resuelve simplemente mediante algoritmos de flujo de redes.

A lo anterior, se suman investigaciones desarrolladas en esta materia por el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Católica de Chile.

La literatura demuestra que el apropiado modelamiento de los sistemas de distribución eléctricos se ve dificultado por el tipo de restricciones y la gran cantidad de variables implicadas, lo que conlleva a que las herramientas de resolución existentes se vean limitadas. Se concluye que, en general, los métodos propuestos consideran un modelo sobresimplificado que los hace perder efectividad a medida que el tamaño del sistema va aumentando. Razón por la cual se busca una nueva metodología que permita trabajar con problemas de multiobjetivos, gran número de variables, y que permita modelar diversos escenarios.

Analizando las diferentes alternativas posibles, se ha optado por una nueva metodología basada en los algoritmos genéticos, avalada por las exitosas investigaciones del grupo de Porto, Portugal, encabezadas por Miguel Proença y Vladimiro Miranda, principalmente, que demuestran el potencial de la metodología genética para la optimización de los sistemas de distribución.

1.4 Objetivos de la Memoria

El objetivo principal de este trabajo es el desarrollar un modelo de planificación de expansión de sistemas de distribución que permita minimizar los costos de operación e inversión manteniendo los estándares de calidad de servicio y abastecimiento.

Los objetivos a seguir son:

Plantear y Desarrollar

Una metodología de solución para el problema de planificación de sistemas de distribución basado en los Algoritmos Genéticos.

Implementar

Un modelo computacional en un lenguaje determinado, Fortran90, que represente adecuadamente el problema de planificación y permita obtener soluciones frente a diversos escenarios.

Obtener

Resultados óptimos con relación a los obtenidos mediante herramientas alternativas para un mismo escenario y para nuevos problemas, con el fin de comprobar la robustez y flexibilidad del modelo.

1.5 Estructura del Trabajo

En este primer capítulo se entrega una descripción general del problema de planificación de sistemas de distribución eléctricos, las causas y las bases a considerar para la formulación de un modelo. Se presentan además los objetivos que se persiguen en este trabajo y finalmente una breve revisión bibliográfica.

En el segundo capítulo se presenta la modelación propuesta para resolver el problema de planificación óptima de la expansión de la distribución y conjuntamente con una descripción de las principales componentes, escenario y variables involucradas

En el tercer capítulo se detalla la metodología de solución más una introducción a los Algoritmos Genéticos, la esencia y sus principales características, sentando luego las bases para la implementación computacional. Además se incluye un diagrama en bloque de la forma en que operan estos algoritmos de tipo evolutivo.

En el cuarto capítulo se introduce el programa computacional desarrollado, detallando las principales funciones y estructuras que lo componen. Se incluye además un completo diagrama de flujo de interacción entre los diversos componentes del programa y la composición de los archivos de datos.

En el quinto capítulo se observa el comportamiento y la validez del algoritmo genético como medio de resolución de problemas de sistemas de distribución, principalmente de diseño de redes y planificación de expansión para varios años.

Finalmente las conclusiones globales son tratadas en el sexto capítulo, donde se incluyen además una serie de comentarios para futuros desarrollos tanto para el modelo de planificación como para el programa propiamente tal.

II MODELO PARA LA EXPANSION DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCION DE ENERGIA ELECTRICA

2.1 Introducción

Un sistema de distribución de energía eléctrica consiste básicamente en un gran número de fuentes y consumos interconectados entre sí mediante un sistema de alimentadores dispuestos de forma tal de entregar un servicio de calidad bajo ciertos márgenes de confiabilidad y al mínimo costo posible. Se tienen distintas configuraciones de los alimentadores dependiendo de los requerimientos, siendo los tipos radiales los más utilizados en los centros urbanos, pues son fáciles de modificar mediante la abertura y cierre de interruptores, y simples en sus esquemas de protección.

La representación del sistema eléctrico dentro de un modelo de planificación de la distribución puede ser altamente complejo, producto del gran número de variables continuas y discretas involucradas, muchas de las cuales poseen un alto grado de incertidumbre debido principalmente al entorno macroeconómico y las características técnicas del sistema.

Frente a lo anterior, surge la necesidad de desarrollar modelos como herramientas de apoyo con el fin de facilitar la tarea de planificación de la expansión de los sistemas de distribución.

A continuación se presentan los principales fundamentos y restricciones a considerar en el desarrollo y formulación de un modelo de planificación.

2.2 Planteamiento del Modelo

Un modelo de planificación de la distribución debe contemplar atributos propios de los sistemas eléctricos con el fin de recrear las situaciones en la forma más real posible, de donde es necesario representar de cierta forma:

- Horizonte de Tiempo de la Planificación.
- Características de la Demanda.
- Características Técnicas y Económicas de las redes de distribución.

2.2.1 Horizonte de Tiempo de la Planificación

El rápido crecimiento y constante evolución del sistema eléctrico de distribución hace casi imposible determinar con exactitud las demandas y localizaciones futuras de los centros de cargas. Por esta razón, el modelo de planificación considera un horizonte de tiempo finito, para el cual se han dado como variables conocidas la localización geográfica de las cargas y las demandas para cada uno de los años del período en estudio. Simplificación que transforma el problema aleatorio en uno determinístico, con lo que es posible determinar la ubicación cronológica de las obras manteniendo el sistema permanentemente adaptado.

Por otra parte, el período de planificación debe ser considerado en la evaluación económica producto de la vida útil de los elementos y estructuras del sistema eléctrico.

2.2.2 Características de la Demanda

El modelo a plantear debe considerar las modificaciones y reestructuraciones que sufren las redes de distribución producto de los constantes cambios en la demanda. Así, para mantener el sistema adaptado es necesario poder predecir la demanda con la mayor exactitud posible, pero la gran cantidad de variables involucradas y la aleatoriedad de ésta, hacen de la estimación un subproblema igualmente complejo que la planificación.

A modo de simplificación, se considera un problema de naturaleza determinística, donde el factor de potencia es constante para toda la red y los consumos son conocidos para los diferentes años de planificación con un factor de diversidad uno, con lo que la demanda anual corresponde exactamente a la suma de todas las cargas.

Por otra parte, la distribución geográfica de la demanda se define adecuadamente mediante los nodos, los que representan tanto los centros de consumos y subestaciones, como la estructura física básica necesaria para la conformación de redes de distribución.

2.2.3 Características Técnicas y Económicas

La modelación de las redes de distribución debe contemplar los diversos aspectos técnicos y económicos de éstas y además entregar información con respecto a la topología. En este ámbito, se distinguen dos modelos, siendo el primero el eléctrico compuesto por las estructuras, es decir, conductores, subestaciones y transformadores. Mientras que el segundo es el modelo económico, donde se tienen los costos de construcción, instalación, operación y mantenimiento de los sistemas de distribución eléctricos.

Con base en lo anterior, se desarrolla un modelo del sistema de distribución donde los costos considerados están representados por los conductores y las subestaciones esencialmente.

2.2.3.1 Red de Alimentadores

Los costos involucrados en la red de alimentadores vienen dados, primero por un costo fijo que contempla las estructuras y elementos físicos, mantención e instalación y un costo variable dado por las pérdidas por efecto joule. Cabe notar que los costos fijos se consideran nulos si la estructura ya existe, aunque si un tramo sufre un cambio de conductor, producto de un aumento en la demanda o en los flujos de potencia, el modelo contempla un costo adicional, y las pérdidas o costos variables se reajustan en función del nuevo conductor. El modelo matemático para el costo de un alimentador está dado por:

$$C_{ta} = C_{fijo} * x + C_{var} + C_{act} * y$$

Con C_{ta} como el costo total del alimentador en pesos, C_{fijo} es el costo fijo de inversión, C_{var} es el costo variable que representa las pérdidas de transmisión y que es función de la corriente, C_{act} es el costo de cambio del conductor, faena y mano de obra. Las variables x e y están relacionadas con las decisiones de construcción y cambio respectivamente, es decir, pueden tomar los valores 0 ó 1.

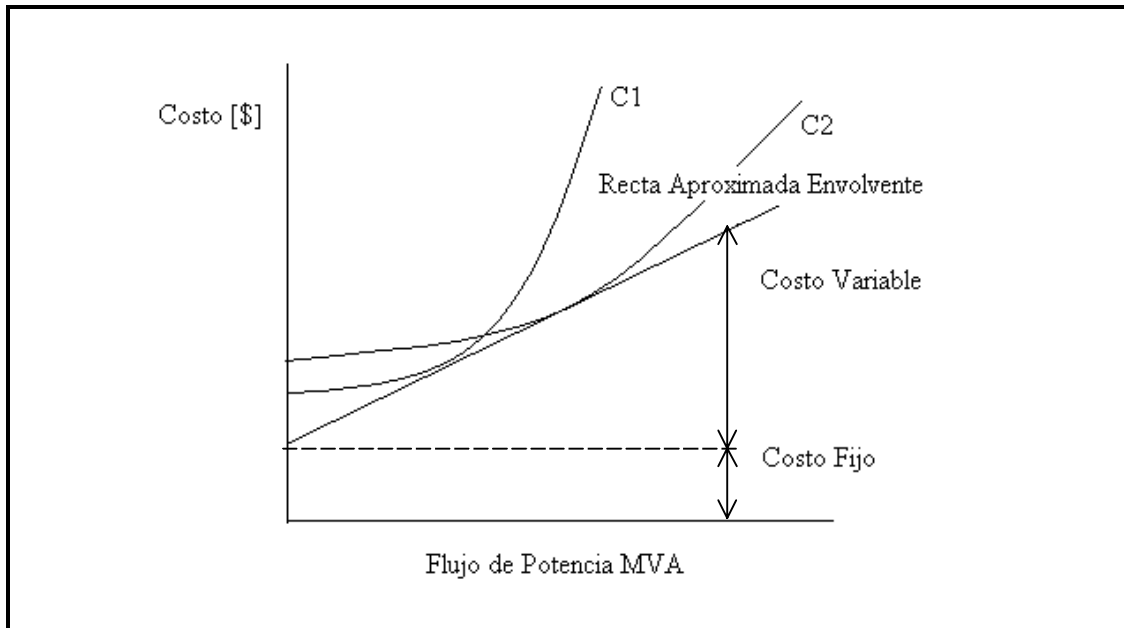


Figura 2.1a: Envolvente de costos mínimos para conductores de distinta sección

La figura 2.1a muestra el costo total en pesos, inversión más operación, para dos conductores de secciones diferentes, mientras que el costo mínimo para transportar una potencia determinada corresponde a la envolvente, la cual puede ser aproximada a una recta de pendiente constante para fines de simplificación de la modelación.

Esta recta, corresponde a la componente variable del costo, producto de las pérdidas, la cual puede expresarse en función del flujo de potencia (en kVA) mediante:

$$C_{\text{var}} = \hat{d}_{ij} * P_{ij}^2$$

(2.1)

con

$$\hat{d}_{ij} = \frac{0,001 * r}{kv^2} * L_{ij}$$

(2.2)

Donde r es la resistencia por fase en ohms por kilómetros, L_{ij} es la longitud del conductor en kilómetros, kV es el voltaje del circuito en kilovolts y P_{ij} es el flujo de potencia en kilovolt-amper.

2.2.3.2 Subestaciones

Las subestaciones son básicamente un grupo de transformadores que junto a los debidos equipos de protección y medición, se encuentran dispuestas en diversos sectores de la red de distribución. Estos son los encargados de transformar las altas tensiones utilizadas en la transmisión en los bajos voltajes de la distribución, proceso durante el cual se presentan pérdidas tanto en el fierro como en el cobre, las que dependen directamente del tipo y capacidad del transformador.

En la modelación de una subestación se deben considerar las pérdidas, la capacidad disponible de los transformadores, las posibles conexiones a los distintos alimentadores, y los costos involucrados. Para tal efecto se han dispuestos nodos previamente determinados como subestaciones, las que de modo similar a un segmento de conductor, poseen un costo fijo de instalación y mantención, y uno variable, producto del flujo de potencia que esté entregando a la red.

El modelo matemático para las subestaciones es el siguiente:

$$C_{tot} = C_{fijo} * x + C_{var}$$

Con C_{tot} como el costo total de una subestación en pesos, inversión y operación, C_{fijo} es el costo fijo de inversión en pesos, C_{var} es el costo variable de operación en pesos por kilovolt-amper. La variable x está relacionada con la decisión de construcción, es decir, puede tomar los valores 0 ó 1.

Gráficamente, en la figura 2.2 se observa la repartición de los costos para un transformador típico de una subestación, donde CF es el costo fijo de construcción, CV es el costo variable determinado principalmente por las pérdidas en el cobre del transformador y F la función de costo total aproximada.

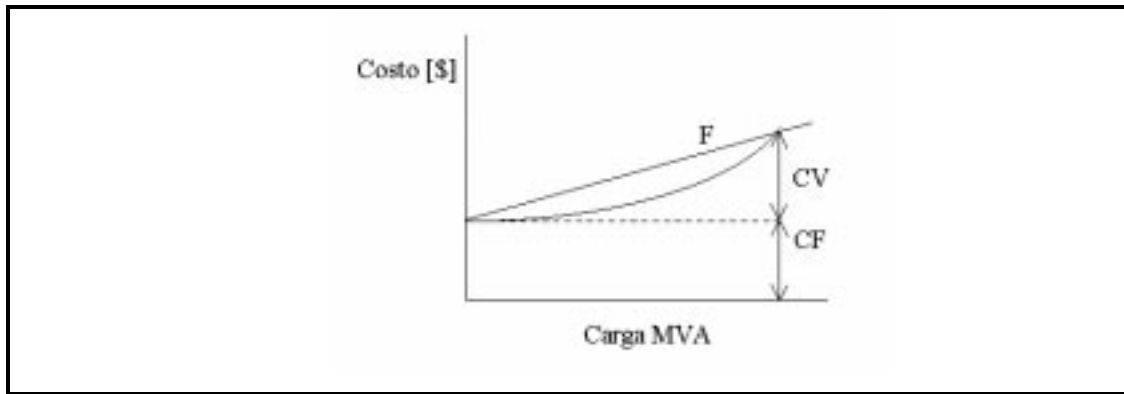


Figura 2.2: Componentes características de costos en un transformador

Cabe notar que la modelación de la subestación es similar al caso de los conductores, lo cual representa una simplificación para problema principal.

2.3 Consideraciones de Teoría de Grafos

Determinadas las condiciones y ubicación geográfica de las cargas y subestaciones se procede al diseño de una red considerando además los tipos de conexiones y los costos de éstas.

Para tal efecto se han considerado los centros de cargas concentrados y dispuestos en diversos sectores de la red siendo abastecidos por los alimentadores. Por consiguiente, en la topología se distinguen los nodos de cargas y traspaso de aquellos de partida o subestaciones.

La figura 2.3 ilustra a modo de ejemplo la topología de una red de distribución, donde los nodos 1 y 2 son subestaciones, los nodos 5 y 7 son de traspaso existentes, los nodos 3 y 6 son posibles nodos de traspasos en futuras construcciones, y finalmente los nodos 4, 8 y 9 representan centros de consumos. Los alimentadores existentes se muestran con línea continua, y las posibles expansiones con líneas punteadas.

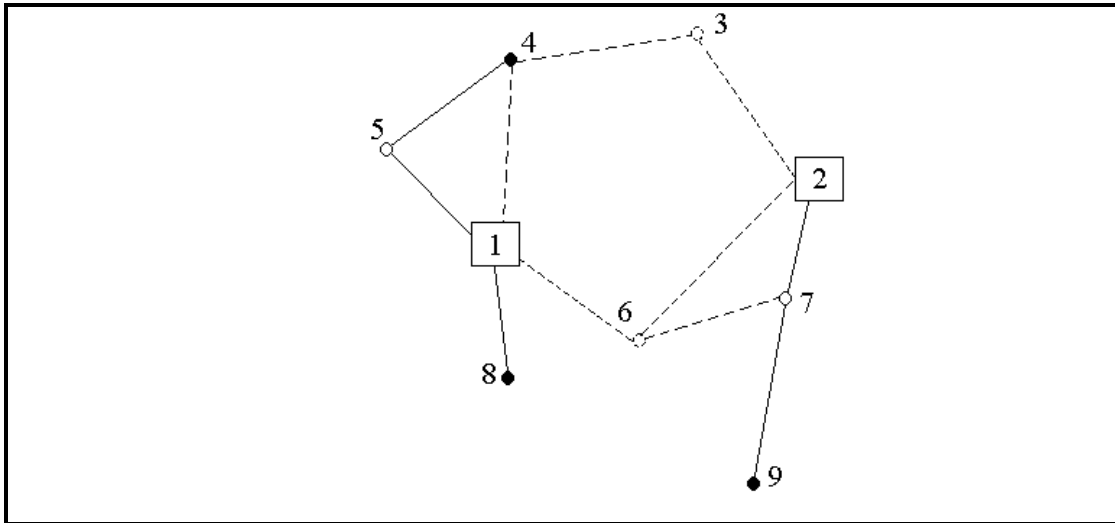


Figura 2.3: Topología de una red de distribución

Cabe considerar que las mallas de distribución se asumirán radiales, y no se tienen cargas con capacidad de generación, de donde los flujos son unidireccionales, desde las subestaciones a las cargas.

2.4 Modelo de Planificación

Conocidos los elementos que conforman la red, se formula el desarrollo de un modelo de planificación con lo cual se busca resolver el problema de expansión óptima del sistema de distribución en el tiempo. Es decir, se busca una herramienta que permita tomar decisiones correctas en cuanto a la construcción de instalaciones, la definición de las capacidades de éstas y en que momento realizarlas, con el objeto de mantener el sistema en equilibrio. Para tal efecto, es necesario analizar la función de costo, pues será ésta la principal variable de decisión.

Por lo tanto, el modelo debe realizar un análisis año tras año evaluando los costos de expansión involucrados para las diversas alternativas, razón por la cual se debe determinar el valor presente.

2.4.1 Valor Presente

El valor presente de la función de costo se determina analizando los costos involucrados durante el período en estudio. Así, el valor presente de construir, ya sea un nuevo segmento de un alimentador, o bien, una nueva subestación en el tiempo t está dada por la suma de los valores presentes de los costos fijos y variable. Matemáticamente se obtienen de la siguiente manera:

- **Alimentadores**

Valor presente para un segmento de alimentador L_{ij} construido en el año t es:

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^t \left(\frac{\sum_0^t C_{fijoijt} * x + \sum_0^t C_{varijt} + \sum_0^t C_{actijt} * y}{(1+u)^k} \right)$$

donde u es la tasa de descuento anual.

- **Subestaciones**

Valor presente para una subestación n construida en el año t es:

$$C_{S_n} = \sum_{k=1}^t \left(\frac{\sum_0^t C_{fijont} * x + \sum_0^t C_{varnt}}{(1+u)^k} \right)$$

donde u es la tasa de descuento anual.

De las ecuaciones anteriores se desprende la función objetivo correspondiente al modelo de planificación.

2.4.2 Función Objetivo

La función objetivo es básicamente la suma de los costos antes mencionados para todo el período en estudio. En esta medida, es una suma de funciones objetivos donde cada una representa una opción del plan de expansión. Estas luego son utilizadas como herramienta de decisión para obtener el plan óptimo económico, proceso que se repite para cada uno de los años en estudio manteniendo la información correspondiente a las variables “ x ” y “ z ”, ya que éstas indican que tramos de conductores están en operación, el tipo de conductor y año de entrada o salida, lo mismo para las subestaciones.

Con base en la información anterior se obtiene finalmente la función objetivo del plan óptimo para el período en estudio, la cual es entregada como valor actual.

2.4.3 Restricciones del Sistema

En el desarrollo de un modelo de planificación están presente una serie de restricciones propias de los sistemas eléctricos de distribución, pues se trata de un servicio enmarcado dentro de márgenes de seguridad y confiabilidad. A continuación se citan las restricciones a considerar:

Balance de Potencia

El modelo debe incorporar un análisis de equilibrio entre lo demandado y la capacidad de las subestaciones puestas en servicio. Para tal efecto, no sólo se consideran las demandas de las cargas, sino que las pérdidas de potencia del sistema, ello para asegurar un buen abastecimiento.

Capacidad del sistema

Las capacidades máximas de las subestaciones se consideran datos del sistema, de donde el modelo realiza un balance de potencia para cada una de ellas. En caso de encontrarse un desbalance, el modelo sólo puede modificar las capacidades mediante la entrada en operación de una nueva subestación.

Por otra parte, las capacidades de los segmentos de los alimentadores son variables dependiendo de los flujos de potencia que por ellos circulen, modificando la sección del conductor y así su capacidad. El costo involucrado en esta operación se ingresa en la función de costo correspondiente.

Instalaciones del Sistema

Las instalaciones existentes pueden dejar de operar en un período, aunque si vuelven sólo se deben considerar los costos variables involucrados y no los costos fijos, pues de ser así sería el equivalente a reconstruirlas. Ello es válido tanto para las subestaciones como para los segmentos de los conductores.

Radialidad

Los sistemas de distribución presentan diversas topologías de redes, entre las cuales, las de tipo radial son las más frecuentes, debido principalmente a la facilidad de modificarlas y de controlarlas. Dadas las características del modelo de planificación a desarrollar se ha seleccionado este tipo de configuración, de donde no puede darse que una carga esté conectada a dos o más subestaciones o bien la existencia de loops.

III METODOLOGIA DE SOLUCION

3.1 Introducción

El problema de planificación de sistemas eléctricos de distribución, no sólo se enmarca dentro del criterio económico, sino que además debe contemplar estándares de seguridad, confiabilidad, es decir, calidad de servicio. Esto conlleva a un conflicto de intereses que se traduce en un problema altamente complejo, con variables continuas y discretas, de grandes dimensiones e incertidumbre. En la búsqueda de soluciones, se han desarrollado un gran número de técnicas, entre las cuales caben citar la Programación Dinámica, Optimización Numérica y Descomposición de Benders, siendo las más recientes las basadas en los Algoritmos Evolutivos.

Bajo estos supuestos, se presenta en el siguiente capítulo un modelo utilizando un Algoritmo Evolutivo, a través del cual se busca obtener una solución no sólo óptima económicamente, sino que además confiable, flexible y por sobre todo robusta, es decir, fácilmente ajustable a diversos escenarios.

3.2 Algoritmos Evolutivos

Los algoritmos evolutivos son un término empleado para describir ciertos programas o sistemas computacionales que utilizan mecanismos evolutivos en su diseño e implementación para la resolución de problemas.

En la actualidad se cuenta con diversos algoritmos evolutivos, siendo los principales: Programación Evolutiva, Programación Genética, Estrategia de Evolución y los Algoritmos Genéticos. Todos ellos comparten una base conceptual común, es decir, simular la evolución de estructuras individuales por medio de procesos de Selección, Mutación y Reproducción. Los procesos dependen del

desempeño de los individuos según el ambiente en que se desarrollan, de donde, los algoritmos evolutivos, AEs, mantienen una población que evoluciona de acuerdo a reglas de selección y otros operadores genéticos, tales como el Crossover, Recombinación y Mutación.

En general se identifican tres tipos de algoritmos evolutivos, los que utilizan una simple función probabilística para medir las aptitudes de los individuos, los que simulan torneos de donde se seleccionan los mejores o simplemente aquellos que en forma aleatoria seleccionan los individuos de una población para experimentar con operadores genéticos propagando el material genético.

Recientes investigaciones han demostrado que los dos procesos que más contribuyen a la evolución son el crossover, [Bäc93], y la reproducción basada en la selección según fitness, [Bh91], pero la evolución para operar eficientemente necesita tener un cierto grado de diversidad, la cual se obtiene a través de la mutación. Así, los AEs introducen la mutación vía cambios aleatorios en la estructura de ciertos genes de individuos de la población logrando añadir diversidad adicional en la generación de nuevos individuos. Aunque existe cierta discusión sobre la materia, algunos se refieren a la mutación como un operador evolutivo adicional que permite recuperar alteraciones genéticas perdidas.

Estos algoritmos son suficientemente complejos para proveer un mecanismo de búsqueda lo suficientemente robusto y poderoso. Aunque no puede afirmarse que un AE, como simulación de un proceso genético, no sea una búsqueda aleatoria de una solución para un problema, el resultado es claramente no aleatorio.

3.2.1 Orígenes de los Algoritmos Evolutivos

Con el fin de facilitar la comprensión sobre los algoritmos evolutivos y sus orígenes, se presenta a continuación un paralelo con los procesos biológicos en los cuales éstos se basan.

En primer lugar cabe notar que la evolución en la naturaleza no tiene un propósito específico, es decir, no hay evidencias que afirmen que la meta de la evolución sea crear un cierto tipo de individuo en particular. En la naturaleza, la generación de organismos biológicos parecen regirse por un proceso aleatorio, aunque se observa una selección natural de individuos que compiten en un mismo ambiente, de donde algunos son mejores que otros. Esta selección conduce a que, probablemente, aquellos más dotados sean quienes sobrevivan y propaguen su información genética a las futuras generaciones.

En la naturaleza, se dan dos tipos de procesos reproductivos, el primero es de tipo asexual, donde la información genética de los hijos es idéntica a la de los padres, y el segundo sexual, que permite la mezcla de cromosomas, es decir, la descendencia contiene información genética de ambos padres. Esta operación denominada recombinación consiste a grandes rasgos en un intercambio de trozos de dos cromosomas formando un tercero, lo que los biólogos han llamado crossover.

El proceso de recombinación sucede en un entorno donde la selección del compañero se basa principalmente en las características de fitness, o aptitud de los individuos, definidas por el ambiente. Aunque también se debe considerar el efecto aleatorio, o suerte de individuos inferiormente dotados que se involucran en el proceso de crossover.

De lo anterior, se desprende que en esencia los Algoritmos Evolutivos son una técnica de búsqueda, optimización, con base en la selección natural de individuos según explica la Teoría Darwiniana de Supervivencia del más Apto.

3.2.2 Algoritmos Genéticos

Un algoritmo genético es entonces una máquina aprendiendo a comportarse como un mecanismo evolutivo propio de la naturaleza, que se inicia con la creación de una población de individuos representados por cromosomas, que en esencia son un set de strings análogos a los que encontramos en nuestro ADN. Seguidamente, éstos son sometidos a un proceso evolutivo, donde la selección enfoca su atención en aquellos individuos con mayor grado de aptitud según la información disponible del fitness, mientras que la Recombinación y Mutación modifican la estructura de los individuos en forma heurística.

Los algoritmos genéticos son ampliamente utilizados en diversas áreas, principalmente en problemas de optimización multidimensionales donde los strings de caracteres de los cromosomas pueden ser utilizados para codificar los diferentes parámetros a ser optimizados.

En la práctica, podemos implementar este modelo genético computacional mediante arreglos de bits, o caracteres que representan los cromosomas, y de esta forma, una simple manipulación de un bit se traduce en la implementación de un operador genético, tal como es el crossover, la mutación u otro. Cabe notar que diversos estudios realizados con algoritmos genéticos se han basado en estructuras o strings de longitud variable, pero la práctica ha demostrado que se obtienen mejores resultados al fijar el largo de los strings.

Cuando se implementa un algoritmo genético usualmente se sigue el siguiente ciclo:

- Evaluación del fitness de cada uno de los individuos de la población.
- Creación de una nueva generación por medio de mutaciones, crossover y selección de los mejores individuos.

- Iteración con la nueva población.

Cada una de estas iteraciones es conocida como una generación, donde la primera opera sobre una población generada en forma natural, es decir, una selección aleatoria de individuos. De esta forma las operaciones genéticas operan en pro de la perfección de las poblaciones.

3.3 Aplicación Del Algoritmo Genético

La técnica basada en el algoritmo genético es entonces una simulación por computadora de tal evolución, en la cual el usuario genera un ambiente o función objetivo, donde la población debe evolucionar y desarrollarse.

El proceso se inicia con la creación de una generación base de individuos en cuya estructura se almacena toda la información requerida según el problema en particular. En el caso de la planificación de la distribución, cada individuo contiene un plan factible de abastecimiento con los segmentos de redes y subestaciones en operación, más un nivel de aptitud o fitness asociado, lo que corresponde a la función objetivo para el año en estudio.

Seguidamente se alteran genéticamente las poblaciones en forma consecutiva evaluando técnica y económicamente cada uno de los individuos, seleccionando aquellos de mayor aptitud o equivalentemente, que representen la mejor opción. El proceso interno de los algoritmos genéticos se explica a continuación.

3.3.1 Estructuración de los Algoritmos Genéticos

En la estructura de los algoritmos genéticos se distingue una primera parte donde se genera la población de individuos base, tal como se ha mencionado anteriormente, seguida por tres subprocesos de alteración genética:

Selección

La operación de selección tiende a buscar aquellos individuos que dentro de un mismo entorno han logrado un mayor grado de perfeccionamiento. Para tal efecto, cada individuo es evaluado con base en una función económica generando una subfamilia con aquellos de mayor grado de aptitud, (Ver Anexo A).

Crossover

El proceso de crossover se produce al mezclar información genética de dos individuos, tal como la reproducción sexual, obteniéndose un tercer individuo que comparte la información de ambos. En esta operación puede manipularse el porcentaje de información entregado por cada una de las partes (Ver anexo B).

Mutación

El proceso de mutación consiste en modificar la estructura genética de los individuos en forma aleatoria. Considerando el cromosoma como un string de bits, basta con cambiar sólo uno de ellos para obtener un cromosoma con una nueva información genética que no se encuentra en la población base. Este efecto, permite que las soluciones no se bloqueen en un óptimo local (Ver anexo C).

Estos subprocesos permiten la evolución de los individuos, dando así inicio a la tercera etapa donde se forma una nueva población compuesta tanto por los individuos generados como por los de la población base. Este proceso se repite un

cierto número de veces, superior a 20, pues se estima que es el mínimo necesario para asegurar alcanzar un óptimo o cercano a éste.

3.3.2 Diagrama en Bloques del G.A.

La estructuración antes mencionada puede formularse en el siguiente diagrama de bloques.

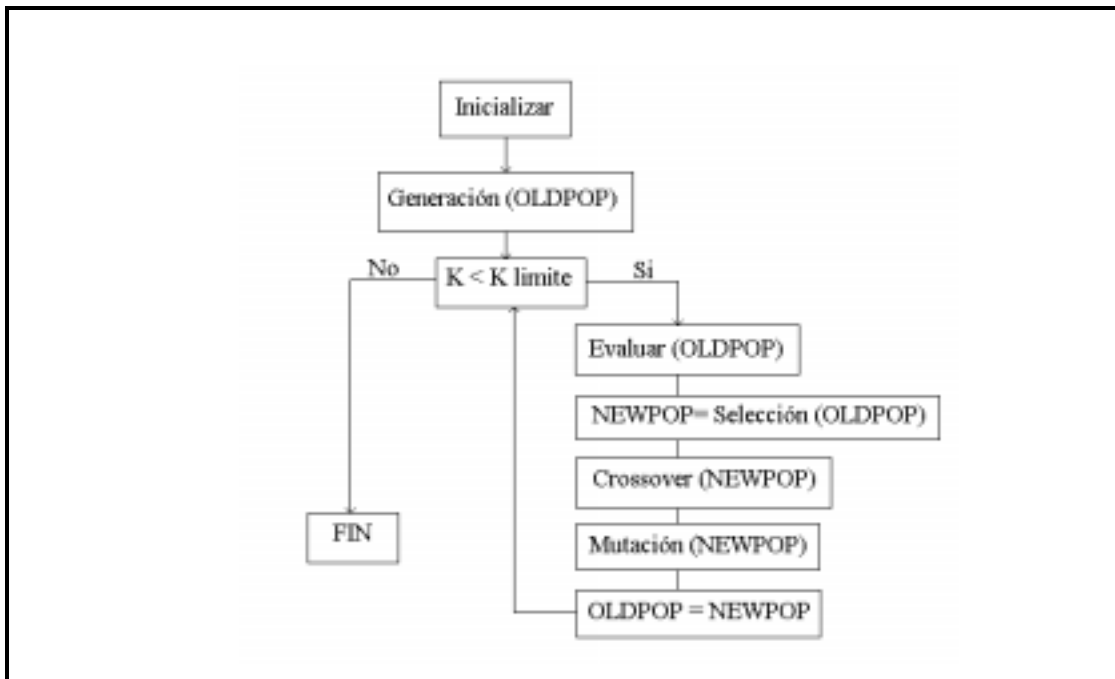


Figura 3.1: Diagrama de bloques de un Algoritmo Genético

La figura 3.1 muestra la nomenclatura utilizada generalmente al referirse al proceso interno del algoritmo genético, donde se tiene una población base de individuos (OLDPOP) a partir de la cual se generarán mediante evaluación y selección una nueva población, (NEWPOP), de individuos que serán sometidos a los diversos procesos evolutivos, crossover y mutación. Seguidamente se cierra el ciclo reemplazando la población base por la recientemente generada con lo que se concluye una Generación ($K = K + 1$). Este proceso se repite hasta alcanzar el límite deseado (K limite), con lo que se da termino al algoritmo genético.

IV DESARROLLO COMPUTACIONAL

4.1 Introducción

Definido el problema de planificación de sistemas de distribución y la metodología de resolución basada en la aplicación de los algoritmos genéticos, se procede al desarrollo de un algoritmo computacional. En el siguiente capítulo se explican las estructuras y funciones, así como la base de datos que componen el modelo.

4.2 Base de Datos

La base de datos incluye los elementos necesarios para la representación del modelo y caracterización del problema. En este ámbito una red como la de la figura 4.1 queda completamente definida siguiendo los conceptos topológicos enunciados en el capítulo 2.

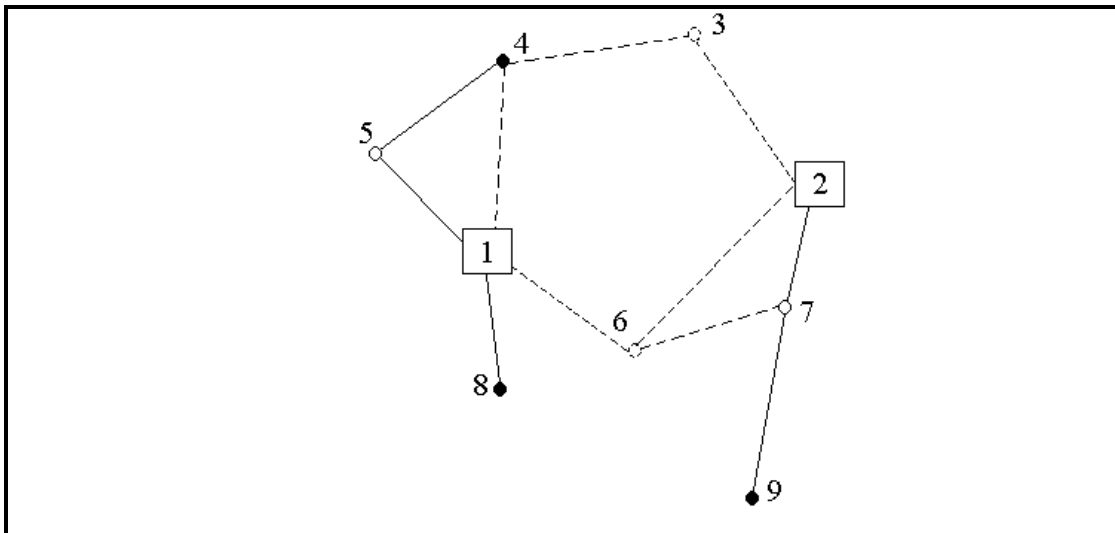


Figura 4.1: Red de distribución

Con ello se estructura el archivo de datos base que se compone de cuatro bloques principales, el primero correspondiente al de datos generales, donde se señalan el número de alimentadores del modelo, de subestaciones y cargas por años. El segundo al de los datos de los alimentadores donde se indica la longitud en kilómetros, (Long.), y costos de construcción e instalación en pesos, (C.Fijo), para cada uno de los posibles arcos del sistema de distribución, los que se identifican por un nodo de partida y otro de llegada. El tercer bloque corresponde al de las subestaciones, donde se señalan los costos de construcción e instalación en pesos, (C.Fijo), los costos de operación y mantenimiento en pesos, (C.Variable), y la capacidad de potencia en kVA, (Cap), de cada una de ellas, las que se individualizan mediante la utilización de nodos. Por último, el cuarto bloque corresponde al de las cargas, o centros de consumos para cada uno de los años en estudio. Es decir, este bloque almacena la información respecto de las demandas presentes y futuras.

Con dicha información se crea el archivo de datos cuya estructura es la indicada en la tabla 4.1

Tabla 4.1: Archivo de Datos Base, Datos.dat

Datos generales:			
Número de Líneas Base: xxx			
Número de Subestaciones: xxx			
Número de Cargas año 1: xx			
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
Número de Cargas año 6: xx			
Datos de Arcos:			
Nodo partida 1	Nodo Llegada 4	Long.	C.Fijo
Nodo partida 1	Nodo Llegada 5	Long.	C.Fijo
Nodo partida 2	Nodo Llegada 3	Long.	C.Fijo
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮

Datos de Subestaciones:			
Nodo partida 1	C.Fijo	C.Variable	Cap.
Nodo partida 2	C.Fijo	C.Variable	Cap.
⋮	⋮	⋮	⋮
Datos de cargas: año 1..... 6			
Nodo n° 4	Carga año 1	Carga año 6	
Nodo n° 6	Carga año 1	Carga año 6	
⋮	⋮	⋮	
⋮	⋮	⋮	

Del archivo de datos base se desprende que el modelo no contempla la modificación de la longitud de los arcos, los que se mantienen constantes durante todo el horizonte de estudio, al igual que los costos fijos, aunque éstos son actualizados dependiendo del año de entrada en operación de las instalaciones.

Por otra parte, los datos sobre las subestaciones consideran una capacidad limitada sin posibilidad de expansión, mientras que los costos fijos son tratados de forma similar al de los arcos de distribución.

4.3 Diagrama en Bloques del Algoritmo Computacional

Los pasos seguidos por el algoritmo computacional se indican en el siguiente diagrama.

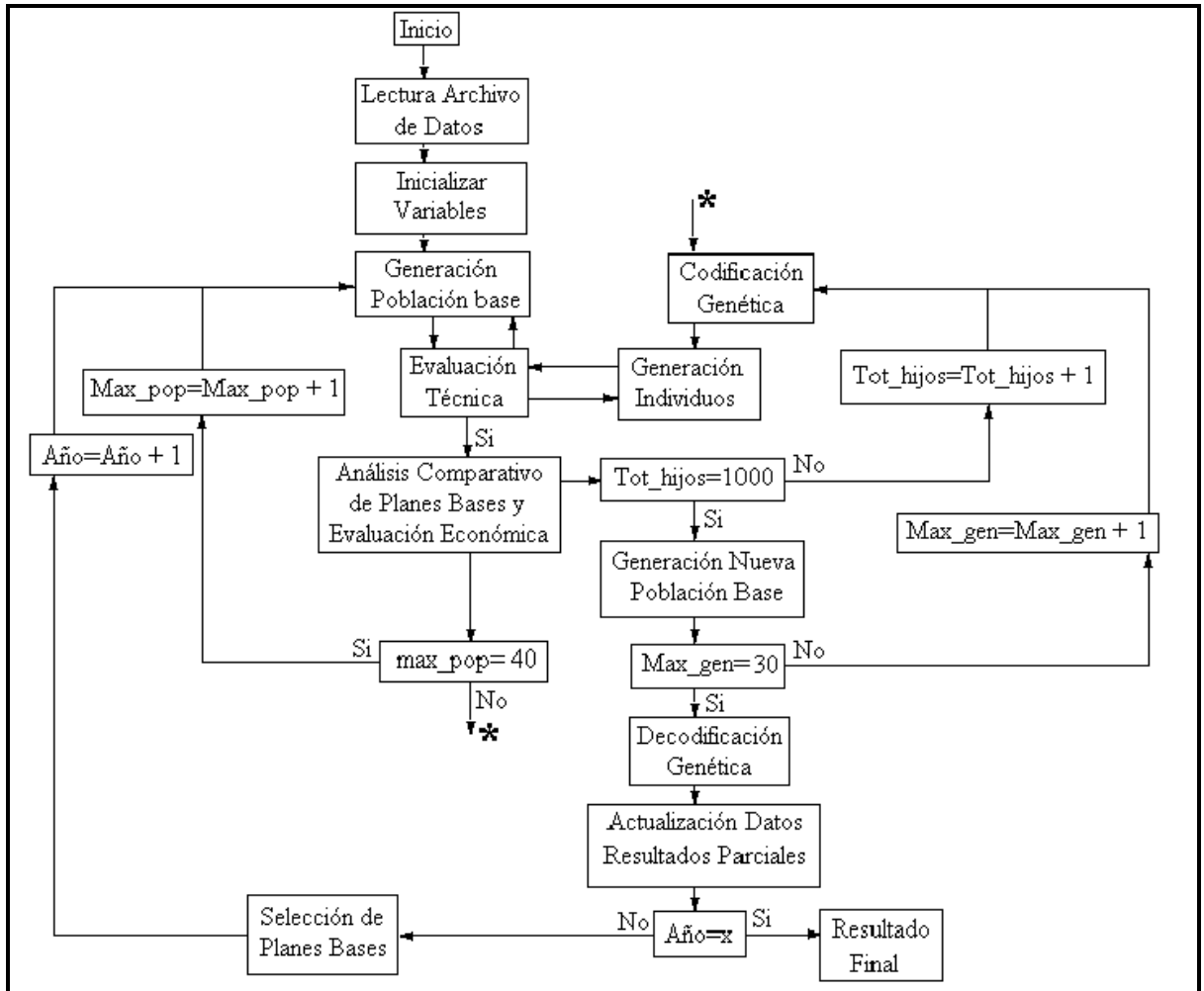


Figura 4.2: Diagrama en bloques algoritmo genético

A continuación se describe cada uno de los bloques del diagrama anterior.

Lectura de Archivo de Datos

En el primer bloque se da lectura al archivo de datos que contiene la información del problema, almacenándola en diversas listas y matrices según los requerimientos del programa. El archivo que contiene la base de datos es:

- **Datos.dat:** Archivo principal de datos, que contiene la información de toda la red, su topología, localización de los nodos y subestaciones con sus respectivas capacidades, costos de construcción y operación, y los centros de consumos, demandas presentes y futuras, tal como fuera señalado anteriormente. Es a partir de éste archivo que se crean las matrices de líneas base, *Mlineasbase*, de subestaciones, *Msubestaciones*, y de cargas, *Mcargas*, requeridas para la codificación y decodificación binaria, análisis de restricciones y evaluación económica.

Inicialización de Variables

En este bloque son configuradas ciertas variables del programa, adecuándolas a las exigencias del modelo. Se definen la cantidad de planes iniciales a crear, la población base y número de generaciones principalmente. Es importante notar que estos valores deben ajustarse al problema en estudio, pues existe un mínimo necesario para asegurar alcanzar un óptimo. La literatura [Bäc93], sugiere los siguientes rangos de valores:

Max_gen: Número máximo de generaciones. (entre 10 y 40)

Max_pop: Número máximo de individuos que componen una población. (entre 100 y 600)

Tot_hijos: Número máximo de hijos generados. (entre 100 y 1800)

Generación de Población Base

En el tercer bloque se da paso a la generación de planes que representan posibles soluciones al problema de expansión. Para ello se utiliza la matriz Mplan, la cual es alterada mediante un proceso aleatorio donde se le agregan nuevas líneas y nodos extraídos de la matriz de líneas base con lo que se obtienen nuevos planes. Cada uno de ellos es evaluado mediante un proceso de filtración donde se eliminan las rutas que se repiten con el fin de obtener planes ordenados y así facilitar el análisis técnico.

Evaluación

El cuarto bloque realiza el proceso de evaluación, el que se compone de dos partes, siendo la primera la que corresponde al análisis técnico, mientras la segunda se refiere al análisis económico.

Análisis Técnico

Aquí se verifica que los planes propuestos cumplan con las restricciones señaladas por el usuario más algunas propias de los sistemas de distribución eléctricos, entre las que se citan:

- **Existencia de líneas:** Cada plan contiene una serie de líneas o tramos que transportan la energía a los centros de cargas, razón por la cual es necesario ver si las líneas contempladas en el plan en particular existen en el plan base. Para ello se realiza una simple comparación de matrices, entre Mplan y Mlineasbase.
- **Restricción de conectividad:** Esta restricción hace referencia a la obligatoriedad de conectar cada centro de consumo y punto de transbordo contemplado en un plan a al menos una subestación.

- **Restricción de Cargas:** Esta restricción hace referencia al abastecimiento de las cargas, es decir, se verifica que todos los centros de consumos, para un año en particular del estudio, estén contemplados en el plan.

- **Restricción de Radialidad:** Esta restricción hace referencia al diseño de la red de distribución, la cual puede presentar básicamente dos tipos de configuración, radial o enmallada. Dada la complejidad de las redes enmalladas se restringe el modelo sólo a soluciones radiales, eliminando aquellas que presentan loops, o cargas abastecidas por más de una subestación.

- **Restricción de despacho:** Esta restricción hace referencia al balance entre la potencia generada y la demandada por el sistema de distribución eléctrico. Es la encargada de velar por el dimensionamiento del sistema manteniéndolo permanentemente adaptado, es decir, que la demanda no supere las capacidades de las subestaciones.

Finalmente si un plan no cumple con alguna de las restricciones es rechazado y se vuelve al bloque anterior para la generación de un nuevo plan. Por otra parte, si el plan es factible comienza la etapa correspondiente a la evaluación económica.

Evaluación Económica

La evaluación económica se realiza comparando el plan en cuestión con cada uno de los planes bases, incluido el óptimo del período anterior, si existen. Con base en lo anterior, se genera una matriz Mresult, para cada plan base, que se compone de 6 columnas, las dos primeras registran los nodos de partida y llegadas correspondiente a las líneas, cargas y subestaciones, mientras que la tercera registra la información respecto a la energía transportada por las líneas en operación y la cuarta las pérdidas. La quinta indica si el tramo es nuevo o existente, mientras que la sexta, el año de construcción si así lo indica la columna anterior. Con dicha

información y las fórmulas económicas señaladas en el capítulo 2 se obtienen los costos variables dados por las pérdidas en las líneas y los costos fijos de construcción y mantenimiento, con lo que se define el valor presente del plan.

Cabe notar que en este punto se vuelve a realizar el análisis de demanda, la que de ser superior a la capacidad de generación de las subestaciones en operación, hace que el plan sea rechazado y se retorna al bloque de generación de planes.

Finalmente, los planes evaluados satisfactoriamente son almacenados en una gran matriz de planes denominada Mplanes, que constituye la población base para la aplicación de los algoritmos genéticos, quedando sus dimensiones determinadas por Max_pop.

Codificación Genética

El quinto bloque es el encargado de la codificación, es decir, transformar la información almacenada en la matriz de planes factible en un código binario, conformado por dos líneas, la primera indica las construcciones en operación, donde un "1" en el string "m" indica que el tramo "m" del plan se encuentra en operación y por ende un "0" implica que se encuentra desactivado, y la segunda línea indica en año de entrada en operación. De esta forma se construye una nueva matriz, Mgenetico, donde cada columna representa un "ADN" con toda la información de la red más un string final que almacena el valor presente del plan.

Aplicación Algoritmo Genético

El sexto bloque inicializa la aplicación del algoritmo genético, proceso se que subdivide en las etapas de generación de nuevos individuos, evaluación, y selección de nueva población.

- **Generación de Nuevos Individuos:** A partir de la matriz Mgenetico se seleccionan dos ADNs en forma aleatoria, selección, siendo el primero el padre, mientras que el segundo la madre. Luego se les aplica el operador genético crossover, utilizando el de tipo multipunto (Ver Anexo B), que determina que porciones del padre y la madre quedan reflejados en la formación de la descendencia. Seguidamente, una porción de los nuevos hijos son Mutados, donde en forma aleatoria se cambia un string del código binario.

- **Evaluación:** Los nuevos individuos son comparados con sus progenitores, si uno de ellos es idéntico entonces se le asigna el valor económico, de otra forma el individuo es analizado tanto técnica como económicamente, previa decodificación. Es decir, el ADN es nuevamente codificado en base decimal para ser entonces evaluado en el bloque 4.

- **Selección de nueva población:** Una vez generado el total de nuevos individuos factibles determinados por Tot_hijos, se procede con el ordenamiento y selección de los mejores según el fitness o valor económico, considerando tanto a los nuevos individuos como a los de la población base, pues de esta forma se evita la pérdida del óptimo.

Este proceso se repite dependiendo del número de generaciones que se desean, las que se determinan en el segundo bloque a través de la variable Max_gen.

Decodificación Genética

El séptimo bloque es el encargado de la decodificación, es decir, recupera los planes a base decimal ya sea para la evaluación técnica y económica, o para la presentación final de los resultados al usuario.

Actualización de Datos y Selección de Planes Bases

El octavo bloque es el de actualización de planes. A partir del genético se obtiene una serie de planes incluido el óptimo para el primer año en estudio, los que son utilizados como base, Planes Base, para la obtención de los futuros planes. De esta forma el modelo no sólo genera óptimos anuales, sino que además entrega un óptimo global para todo el horizonte de estudio.

Terminado el proceso de optimización se determinan, mediante las fórmulas presentadas en el capítulo 2, los valores actuales de los 5, económicamente hablando, mejores planes del primer año, que denominaremos planes bases, pues son éstos los que utilizaremos como base para la planificación en el largo plazo.

Resultado Final

En este bloque se presentan los valores actuales de los 5 proyectos bases determinados en el bloque anterior. Los resultados pueden ser observados por el usuario en forma de tabla, donde se señalan las instalaciones para cada uno de los años en estudio, configuración de la red, ubicación de las estructuras y año de entrada en operación.

4.4 Descripción del Programa

A continuación se describen los aspectos básicos para el uso del programa de modelación y planificación de la expansión de sistemas de distribución eléctricos, programa desarrollado en Visual Digital Fortran, Standar Edition, Versión 5.0.

Cabe consignar que las explicaciones e instrucciones acerca del manejo de esta herramienta están dirigidas a personas con cierta familiaridad con el ambiente WINDOWS.

4.4.1 Descripción General

El programa se ejecuta directamente en ambiente WINDOWS, presentando al usuario la posibilidad de realizar diversas tareas tales como: **BASE DE DATOS, MODELAR, PLANIFICAR** y **SALIR**, cada una de las cuales cuenta con subtarear, las que a continuación se presentan y explican detalladamente.

BASE DE DATOS: Permite al usuario la creación de un nuevo sistema de distribución eléctrico, es decir, ingresar un conjunto de alimentadores, subestaciones y cargas para futuros estudios de planificación de la expansión. Para ello consta de las siguientes alternativas:

ABRIR ARCHIVO: El cuadro de diálogo **ABRIR** permite al usuario abrir documentos que se encuentran en distintas ubicaciones, ya sea en el disco duro del equipo o en una unidad de red con la que tenga conexión. Por lo que respecta al modelo, sólo se debe abrir el archivo DATOS.DAT, pues es el que contienen la información base necesaria y que cumple con la estructura determinada.

CONFIGURAR: El cuadro de diálogo **Configurar Sistema** permite al usuario mediante el uso del mouse (ratón) y el teclado, crear un nuevo sistema de distribución eléctrico, para lo cual debe ingresar la información necesaria respecto de los alimentadores, subestaciones y cargas. Terminado, el nuevo sistema puede ser almacenado en forma de archivo utilizando el cuadro de diálogo **Guardar Modelo**. Es importante almacenar el archivo bajo el nombre y extensión DATOS.DAT.

MODELAR: Permite al usuario ajustar los principales parámetros de la función de optimización, y del modelo de planificación.

MODELACION SISTEMA: Este cuadro de diálogo permite realizar dos operaciones, la primera es la de configurar los parámetros de la función de optimización, número máximo de generaciones, individuos, población por

generación, y la segunda la modelación del sistema, donde se señalan las restricciones que debe cumplir, abastecimiento, cargas, conectividad y despacho. Para ello el usuario, mediante el mouse (ratón), selecciona las restricciones y con el teclado modifica los valores. Luego haciendo click en **Volver** se da paso al proceso de planificación.

PLANIFICAR: Permite al usuario ajustar los principales parámetros de la planificación de la expansión del sistema de distribución eléctrico.

PLANIFICACION SISTEMA: Este cuadro de diálogo permite al usuario generar una serie de planes para cada uno de los años en estudio. Para ello basta con seleccionar el número de planes a evaluar, planes bases de donde se obtiene el óptimo global, seleccionar el número de años del estudio, y hacer click en **Planificar**. Terminado el proceso se presentan los cinco mejores planes, económicamente hablando, los que pueden ser visualizados por el usuario en forma de tabla, donde se indican las instalaciones utilizadas y los años de entrada en operación de cada una de ellas.

SALIR : Cuadro de diálogo que permite ya sea terminar la aplicación o bien ver la referencia del programa.

4.4.2 Software y Hardware

El programa ha sido desarrollado utilizando el lenguaje de programación Visual Fortran 97, debido principalmente a la versatilidad y rapidez de éste en el manejo numérico, a lo que se suma la nueva interface visual que permite al programa crear un ambiente interactivo. El manejo del programa requiere un conocimiento elemental básico de Windows en sus versiones 95 ó 98, pues es el ambiente para el cual fue desarrollado.

La estructura interna es de tipo modular compuesto principalmente por tres bloques, Base de Datos, Modelación y Planificación. Cada una de ellas compuestas a la vez por una serie de subrutinas, procedimientos libres y asociados a eventos generados por el usuario ya sea mediante el mouse o el teclado.

Para el almacenamiento de datos se ha recurrido a archivos de textos, cuya extensión es **.DAT**, debido a la facilidad en el manejo y manipulación de ellos mediante programas tales como Excel y WordPad, entre otros.

- Datos.Dat:

Archivo de nombre genérico, cuyo contenido puede ser modificado por el usuario mediante el WordPad, y que contiene la información completa de la topología de la red, alimentadores, subestaciones, cargas y las demandas presentes y futuras.

- Resultados.Dat:

Archivo cuya estructura está compuesta por los cinco mejores planes, económicamente hablando, donde se indican las instalaciones utilizadas y el valor presente de cada uno de ellos.

El programa requiere que se cuente con un sistema Windows 95 o superior, con una capacidad de 2 MGB de memoria R.A.M disponible en un P.C. compatible.

V APLICACIONES

5.1 Introducción

Con el propósito de validar el modelo teórico y computacional desarrollado en este trabajo, se procede a su aplicación práctica a diversos sistemas de distribución, donde el problema principal es determinar la expansión óptima al mínimo costo. Referencias base para esto son los artículos de Adams [Adam74], Gonen [Gone86], y Ponnavaikko [Ponn81], cuyos problemas han sido analizados y resueltos por diferentes metodologías.

5.2 Primer Sistema de Prueba

El primer sistema de prueba [Ponn81], corresponde a un problema de diseño óptimo de red y localización de una subestación dadas dos posibles alternativas.

Se considera un problema de naturaleza estática donde se asume inicialmente una red inexistente, cuyo diseño global se indica con tramos punteados, considerando alimentadores de sección única, RAVEN (ASCR), en 33 kV. (Figura 5.1)

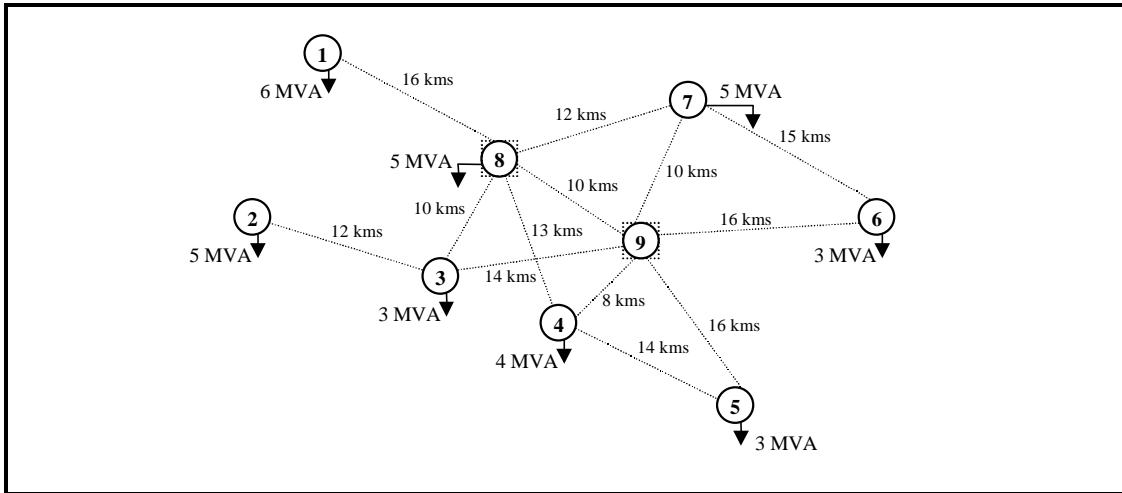


Figura 5.1: Primer sistema de prueba

La figura muestra con flechas las cargas en sus respectivos nodos, y las dos posibles alternativas de ubicación de la subestación, es decir, nodos 8 ó 9, cuya capacidad es de 50 MVA.

En la siguiente tabla se entregan los datos generales del problema, parte de los cuales serán utilizados en la configuración del programa.

Tabla 5.1: Datos generales

	Utilizadas en Programa	Datos Generales
Factor de potencia		0,9
Factor de carga	**	0,4
Vida útil de los alimentadores	**	20 años
Costo de energía	**	46 [\$/kWh]
Tasa de descuento	**	10%
Sección del conductor Raven (ACSR)	**	105,5 MCM
Capacidad teórica máxima (ACSR)	**	315 [Amp]
Resistencia	**	0,480 [Ohms/km]
Reactancia	**	0,406 [Ohms/km]
Costo Subestación	**	160 [M\$]
Costo alimentador por kilómetro	**	16 [M\$/km]

A partir de los datos generales el programa determina el valor presente del proyecto incorporando los costos de construcción de las diversas estructuras y el costo anualizado de las pérdidas de energía para toda la vida útil de los alimentadores. Este último costo se obtiene utilizando la ecuación 2.1 y se expresa mediante [Ponn87]:

$$E_p = d_{ij} P_{ij}^2 \quad (5.1)$$

con

$$d_{ij} = \frac{8,76 * r}{KV^2} l_{ij} \sum_{k=1}^N \frac{(C_{ek}) * (F_{ck})}{(1 + u)^k} \quad [\text{M}\$/(\text{MVA})^2\text{-km}] \quad (5.2)$$

donde r es la resistencia por fase en ohms por kilómetro de un alimentador, l_{ij} es la longitud del conductor en kilómetros, KV es el voltaje del circuito en kilovolt, P_{ij} es el flujo de potencia en kilovolt-amper, N es la vida útil del alimentador en años, C_{ek} es el costo de la energía en el k-ésimo año en pesos por kilowatt-hora, F_{ck} es el factor de carga de las pérdidas durante el k-ésimo año y u es la tasa de descuento anual.

Conocidos los parámetros económicos, se definen las restricciones técnicas que rigen el modelo. En este caso se consideran las restricciones de abastecimiento, radialidad y despacho.

Finalmente, indicado el horizonte de tiempo del estudio y la cantidad de planes bases a evaluar, se da inicio al proceso de planificación de la expansión.

5.2.1 Análisis de Resultados

El siguiente acápite presenta los resultados obtenidos para las dos alternativas de localización de la subestación, incluyendo una serie de pruebas que permiten configurar variables internas del programa con el fin de obtener el mejor desempeño. Bajo este supuesto se realizan las pruebas considerando la primera alternativa, es decir, con la subestación ubicada en el nodo 8. Cabe señalar, que en los casos particulares donde el horizonte de estudio es de 1 año, el número de planes bases a evaluar es por defecto 1, el que coincide con el plan óptimo de la planificación de la expansión del sistema de distribución eléctrico.

En la tabla 5.2 se muestra un resumen de los resultados obtenidos, utilizando un PC Pentium II de 266 MHz, frente a cambios en las principales variables que rigen el proceso de optimización de los algoritmos genéticos.

Tabla 5.2: Resultados generales

1.-Numero de Planes Iniciales	30	5	7	7	7	5	5	5
2.-Numero de Generaciones	20	20	20	10	15	15	15	15
3.-Numero de Hijos por Generación	800	800	600	400	400	400	400	400
4.-Población máxima por Generación	40	40	40	40	200	200	100	300
5.-Porcentaje de Mutación Hijos	20	10	10	10	10	10	10	10
6.-Tiempo Creación Planes Iniciales (Min)	1,46	0,3	0,48	0,48	0,48	0,3	0,3	0,3
7.-Tiempo Total de Simulación (Min)	3,66	1,36	1,46	0,82	0,73	0,68	0,68	0,68
8.-Función Objetivo Simulación (M\$)	1633	1985	1633	2004	1633	1633	1633	2004

De la tabla se desprende que las variables analizadas afectan directamente el resultado y el tiempo de simulación, siendo el número de planes iniciales el de mayor incidencia en cuanto al tiempo, ocupando aproximadamente un tercio del de simulación. Cabe notar además, que a mayor número de planes se asegura un mejor resultado, razón por la cual se busca un equilibrio minimizando esta variable e incrementando el número de generaciones y de hijos, principalmente.

El aumento en el número de generaciones conlleva a que las futuras nuevas generaciones, dado un cierto número de repeticiones, estén compuestas por individuos idénticos. Por lo tanto, el proceso de crossover es inútil y la mutación exigua, lo que se traduce en pérdida de tiempo. La disminución del número de individuos por población se traduce en una disminución de los tiempos de resolución, pues se reduce el número de cálculos numéricos productos de las evaluaciones técnicas y económicas.

La gran sensibilidad de las variables antes citadas, conlleva a introducir dos nuevos parámetros. El primero consiste en simular un proceso de mutación controlada, con lo que se logra aumentar el número de individuos de la población base, mientras que el segundo, analiza las estructuras de los individuos que componen dos generaciones consecutivas, si estas son idénticas da la señal de término de la simulación.

Realizados los cambios en el programa principal se efectuaron nuevas pruebas con lo que se determinaron los rangos óptimos de valores para las variables antes citadas.

Tabla 5.3: Valores variables internas

1.-Numero de Planes Iniciales	40	100
2.-Numero de Generaciones	15	50
3.-Numero de Hijos por Generación	400	
4.-Población máxima por Generación	100	250
5.-Porcentaje de Mutación Hijos	10	
6.-Tiempo Creación Planes Iniciales (Min)	0,16	
7.-Porcentaje Nuevos Padres	10	
8.-Tiempo Total de Simulación (Min)	0,52	
9.-Función Objetivo Simulación (M\$)	1633	

La tabla 5.3 indica los valores de las variables que presentaron el mejor desempeño.

Los resultados encontrados muestran que la mejor ubicación de la subestación se encuentra en el nodo 8, mientras que la topología óptima de los alimentadores se indica en la figura 5.2.

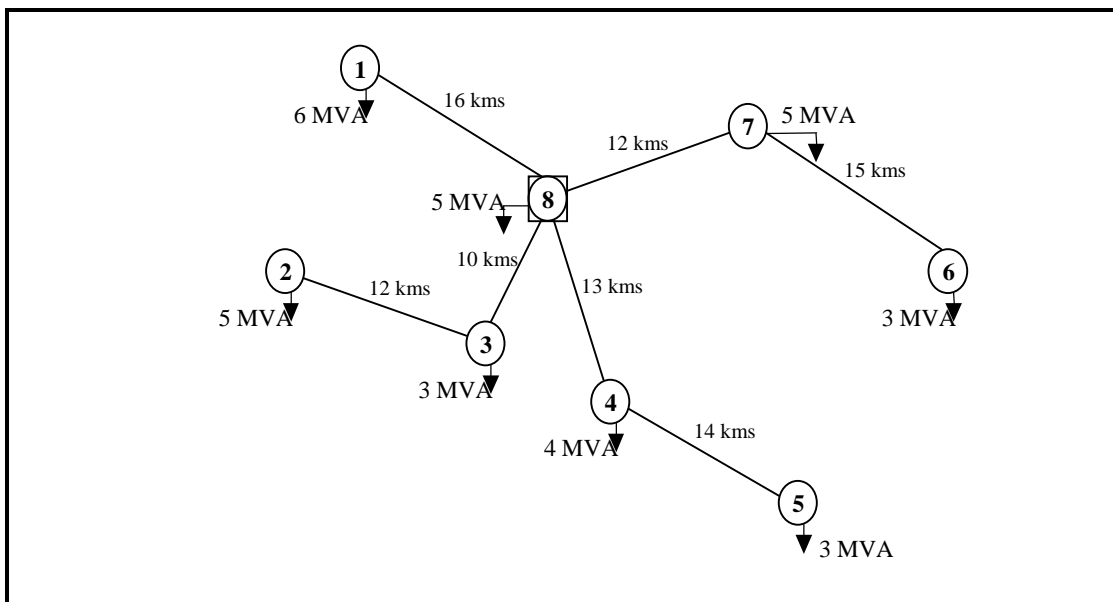


Figura 5.2: Subestación ubicada en nodo 8

La figura 5.3 muestra la topología óptima de los conductores para la subestación ubicada en el nodo 9.

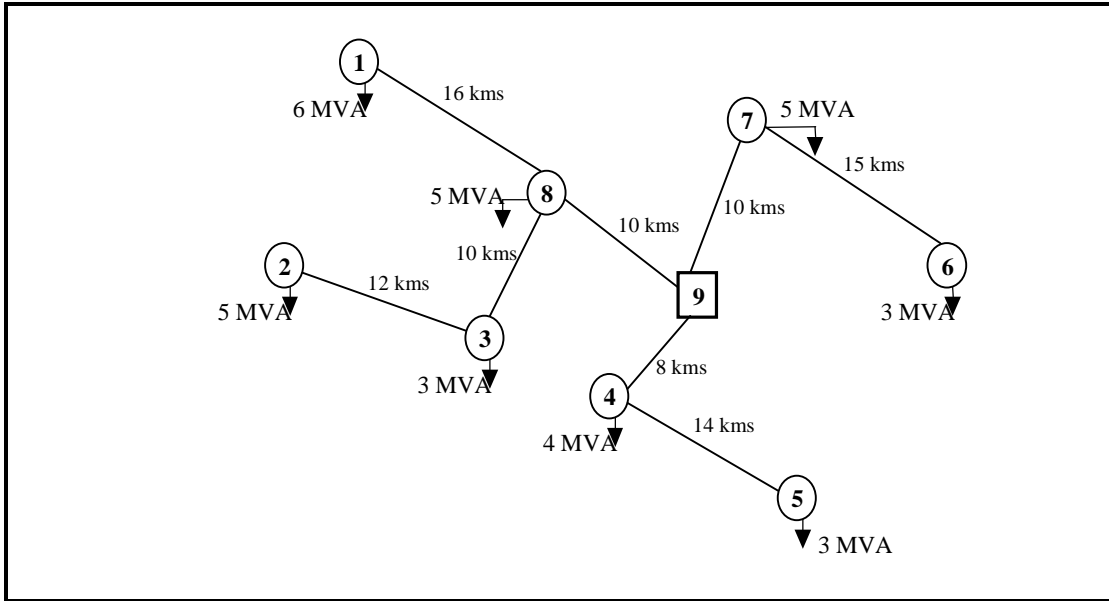


Figura 5.3: Subestación ubicada en nodo 9

Finalmente, el valor presente del proyecto para la subestación ubicada en el nodo 8 es de 1633,6 millones de pesos, mientras que la subestación en el nodo 9 es de 1681,7 millones de pesos.

En cuanto al tiempo requerido para las simulaciones fue aproximadamente de 30 a 40 segundos empleando un PC Pentium II de 266 MHz.

5.3 Segundo Sistema de Prueba

El segundo sistema de pruebas es un problema de diseño, donde se tiene una red propuesta de baja tensión con un número definido de cargas cuyo abastecimiento queda restringido a una sola subestación [Adam74]. El sistema en estudio se presenta en la figura 5.4

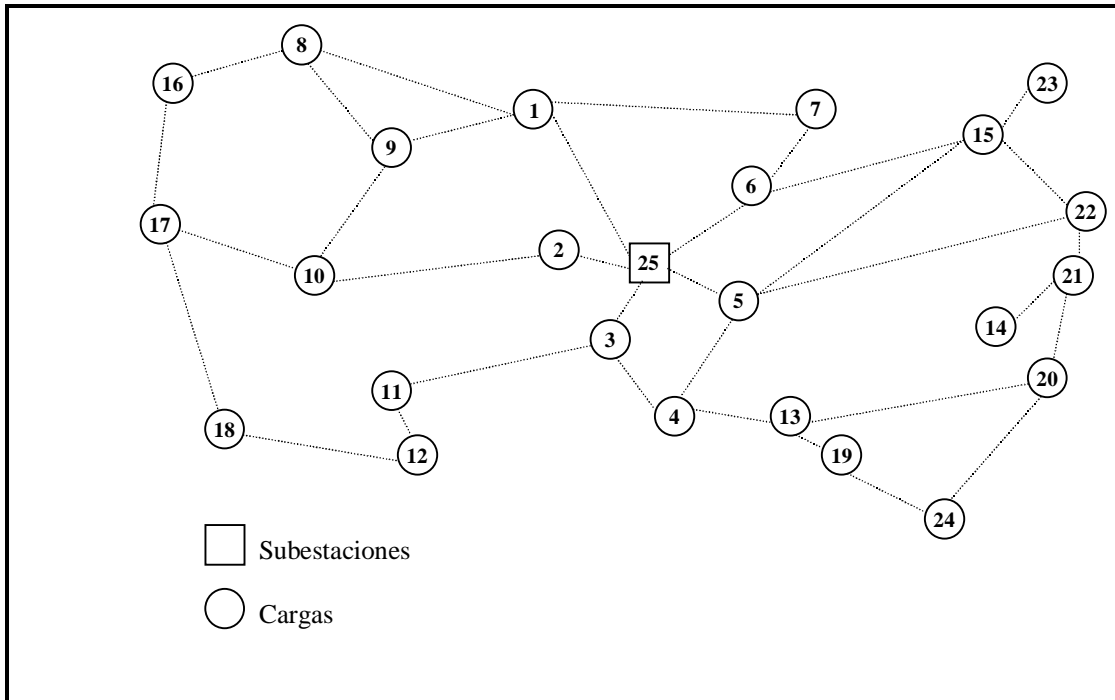


Figura 5.4: Segundo sistema de prueba

La figura muestra la ubicación de las cargas y de la subestación, donde se conocen además la capacidad, las demandas, y las posibles rutas de los conductores. Interesa determinar la configuración óptima para el abastecimiento de las demandas.

La función objetivo del problema sólo considera los costos de construcción e instalación de los conductores, los que se consideran uniformes del tipo ASCR, cuya capacidad máxima teórica es de 5 MVA. De esta forma, la función de costo para cada tramo de alimentador queda definida por la siguiente ecuación:

$$C_{ij} = X_{ij} + 0,02Y_{ij}$$

Donde, Y_{ij} corresponde a la longitud de cada tramo de alimentador en kilómetros y X_{ij} el costo fijo por concepto de construcción.

Con base en la anterior, se obtuvo un valor para el proyecto de 166,4 millones de pesos. La configuración óptima de la red se ilustra en la siguiente figura.

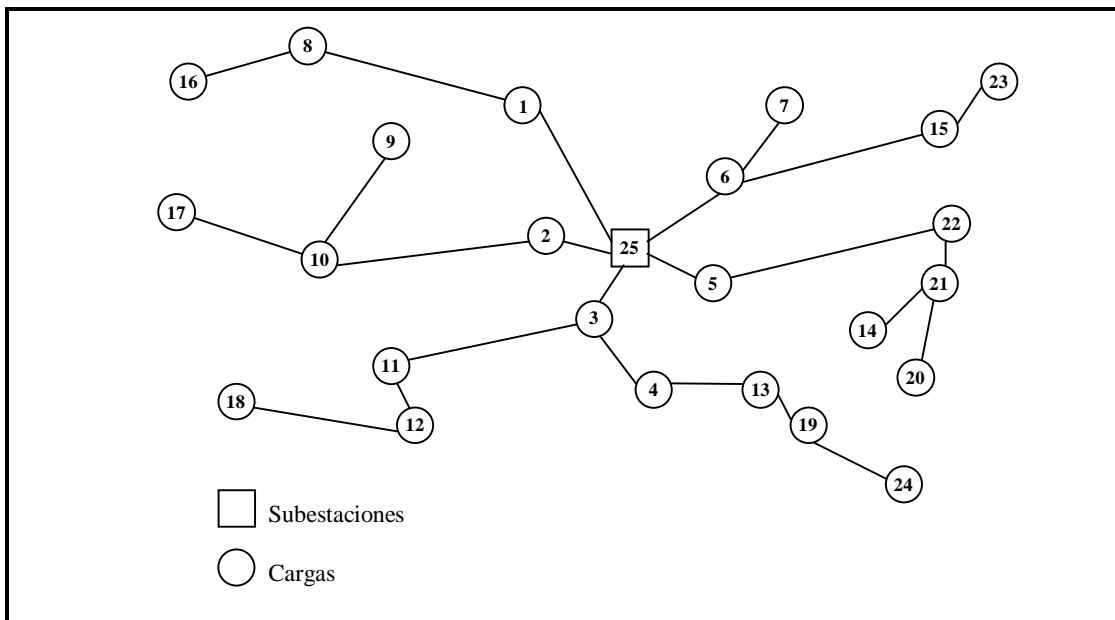


Figura 5.5: Recorrido óptimo segundo sistema de prueba

El resultado obtenido concuerda exactamente con el de la referencia, lo que indica que el modelo y configuración utilizados son adecuados.

5.4 Tercer Sistema de Prueba

El tercer sistema de prueba es un problema de expansión y planificación de un sistema de distribución para un período de 5 años, dada cierta estructura existente en 20 KV [Gone86]. La figura 5.6 muestra con líneas continuas parte del sistema existente, mientras que las líneas punteadas son alimentadores o subestaciones propuestas.

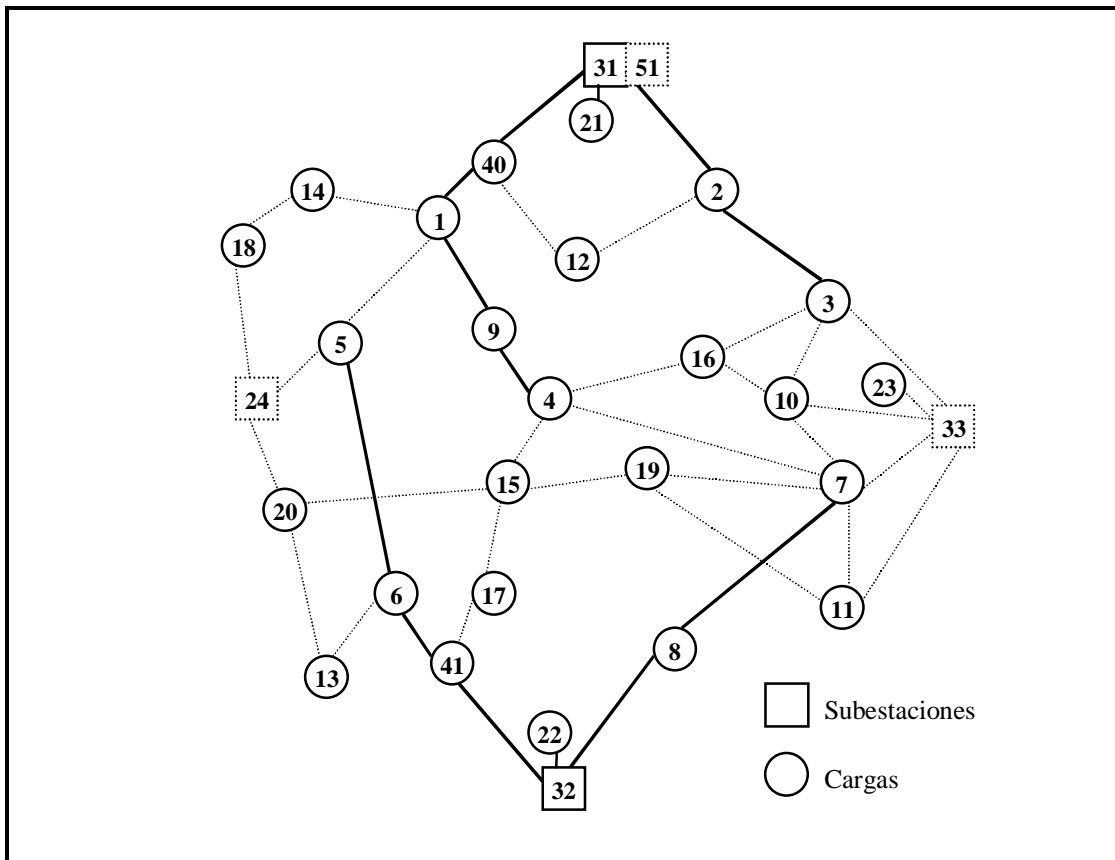


Figura 5.6: Tercer Sistema de Prueba

Con el fin de introducir en el modelo la capacidad de expansión de las subestaciones se ha agregado junto a la subestación situada en el nodo 31 un recuadro adicional, nodo 51, que representa la posible expansión de esta misma en 20 MVA. Por otra parte, se han creado los nodos 31, 32 y 33, con el fin de eliminar la dualidad de los nodos 21, 22 y 23 como cargas y subestaciones.

El problema es determinar la planificación y expansión óptima para cada uno de los años de estudio, manteniendo el sistema permanentemente adaptado a las variaciones de la demanda. En la solución se ha considerado la posible expansión en 20 MVA de la subestación existente, nodo 31, o la construcción de dos nuevas subestaciones en los nodos 33 y 24 de 30 y 20 MVA respectivamente. Por otra parte, se han considerado conductores del tipo ASCR de sección Pigeon y Piper en 20 KV. Los datos generales del problema se entregan en la siguiente tabla.

Tabla 5.4: Datos generales

Factor de carga	0,21
Vida útil de los alimentadores	25 años
Costo de energía	78 [\$/kWh]
Tasa de descuento	10%
Costo conductor por kilómetro de sección Pigeon (ACSR)	9,72 [M\$/km]
Costo conductor por kilómetro de sección Piper (ACSR)	17,01 [M\$/km]
Resistencia sección Pigeon	0,480 [Ohms/km]
Resistencia sección Piper	0,680 [Ohms/km]
Capacidad teórica máxima Pigeon	5 [MVA]
Capacidad teórica máxima Piper	10 [MVA]
Costo subestación nueva	194,4 [M\$]
Costo expansión subestación	32,4 [M\$]

En las figuras 5.7 a 5.11 se presentan los resultados y diseño obtenidos para cada uno de los años en estudio.

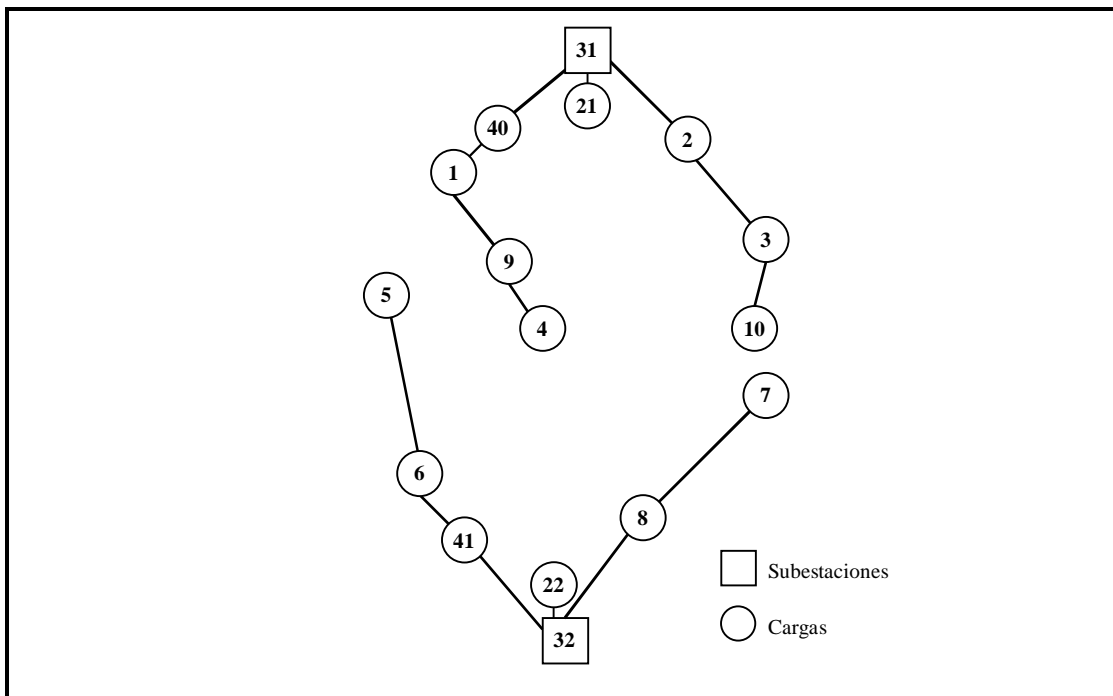


Figura 5.7: Red para el año 1

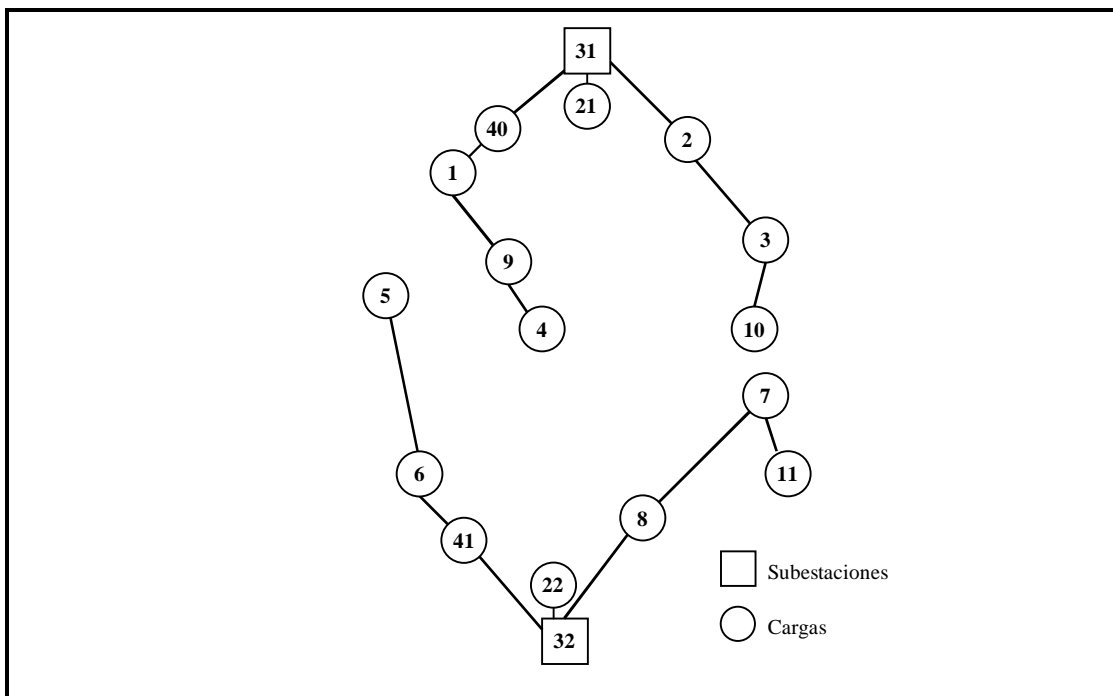


Figura 5.8: Red para el año 2

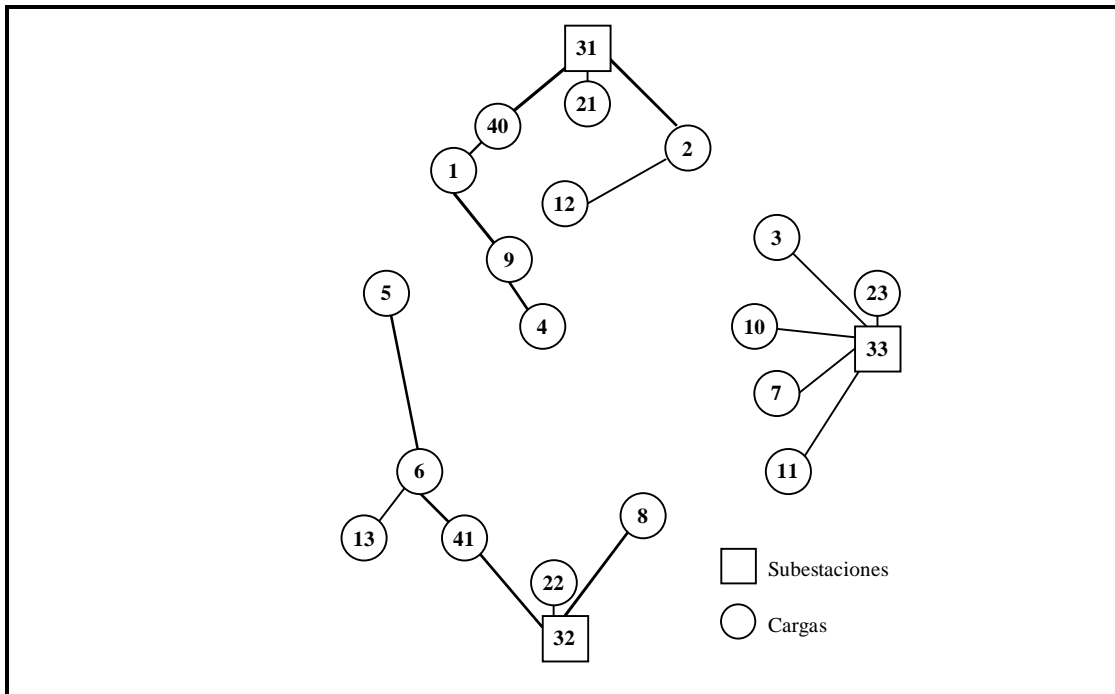


Figura 5.9: Red para el año 3

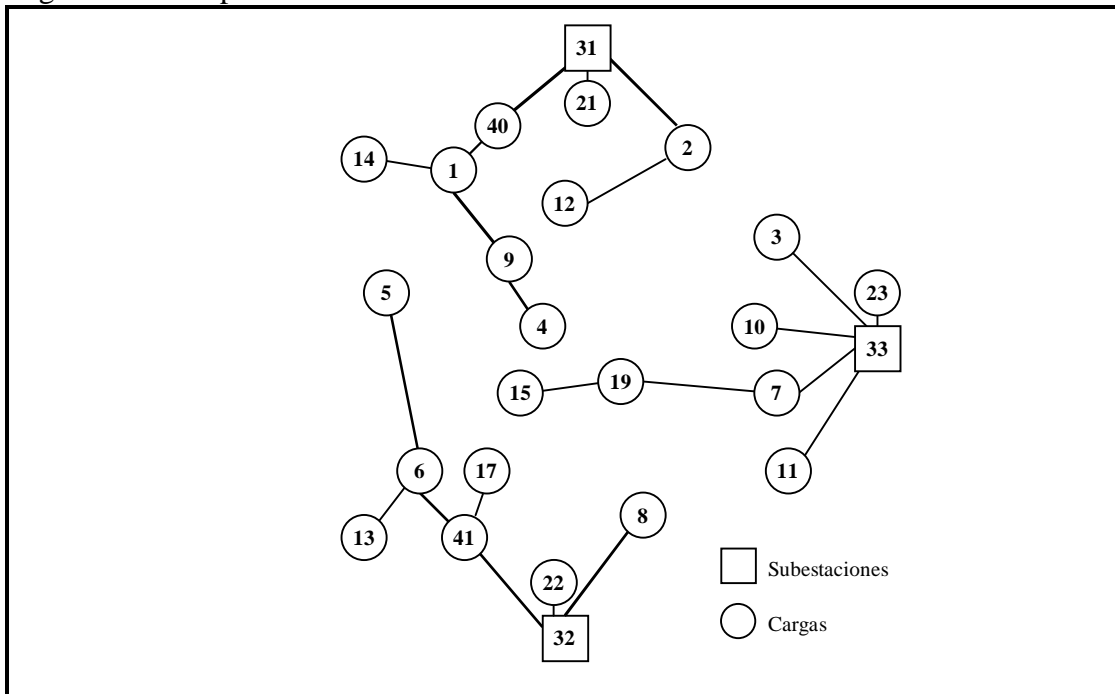


Figura 5.10: Red para el año 4

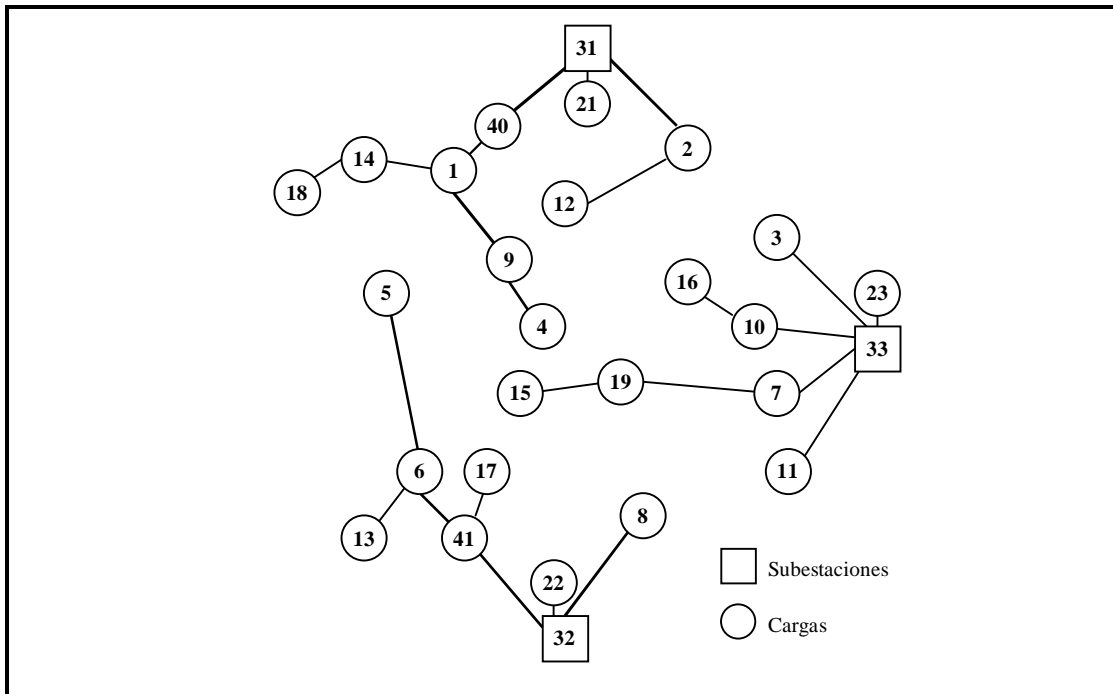


Figura 5.11: Red para el año 5

Analizando los resultados se encuentra una leve diferencia en la topología de la red para el año 5 respecto al modelo resuelto vía el Algoritmo de Descomposición de Benders, [Sanh94], producto que éste último no considera la restricción de radialidad. En cuanto a la referencia, ambos modelos se diferencian levemente a partir del tercer año, aunque dado que la solución encontrada en este trabajo contiene un número inferior de arcos se desprende que la función de costo es menor. A pesar de lo anterior, las configuraciones de los dos primeros años y el momento de entrada en operación de la subestación ubicada en el nodo 33 coinciden exactamente con la presentada en la referencia.

Por último, el valor de la función objetivo es de 4,2 millones de pesos y el tiempo de simulación fue de 8 minutos, inferior al requerido por el modelo basado en el Algoritmo de Descomposición de Benders, aunque en este caso se utilizó un PC de mayor velocidad.

VI CONCLUSIONES Y FUTUROS DESARROLLOS

6.1 Conclusiones

En el presente trabajo se ha desarrollado un modelo que busca resolver el problema de expansión de sistemas de distribución eléctricos, es decir, determinar en forma óptima tanto la localización, dimensionamiento de subestaciones como la topología de los conductores.

Dada la alta complejidad, altos costos involucrados y las diversas alternativas posibles, es que se han implementado diversos algoritmos matemáticos y computacionales, citando la literatura aquellos basados en la Optimización Numérica, Programación Dinámica, Programación Entera Mixta, Métodos Heurísticos y Descomposición de Benders entre otros.

Bajo este supuesto se elaboró una nueva metodología basada en los algoritmos evolutivos, en particular, los algoritmos genéticos, pues han demostrado ser altamente eficientes en problemas dinámicos, de multiobjetivos y de grandes dimensiones, en comparación a la gran mayoría de los modelos antes citados.

Los algoritmos genéticos son en esencia una simulación del mecanismo evolutivo propio de la naturaleza, donde a partir de una población base se obtienen una serie de nuevos individuos cuyo grado de aptitud aumenta generación tras generación.

De esta forma, el modelo utilizado emplea esta técnica creando individuos, los cuales en sus estructuras contienen un plan factible de solución, con los segmentos de redes y subestaciones en operación, más un nivel de aptitud o fitness asociado, el que corresponde a la función objetivo. Seguidamente, el proceso evolutivo o de optimización se realiza a través del Crossover, Recombinación y Mutación, donde es modificada en forma heurística la estructura de los individuos, enfocándose la selección, principalmente, en aquellos con mayor grado de aptitud.

El modelo propuesto ha comprobado ser adecuado, adaptándose satisfactoriamente a las exigencias técnica y económica de los sistemas de distribución eléctrica, notándose además la simplicidad con la cual éstos son modelados.

Finalmente, los resultados obtenidos, para cada uno de los problemas evaluados, demuestran que el modelo utilizado es prometedor. En cuanto a los tiempos de simulación, estos se encuentran dentro de los rangos esperados, aunque su gran sensibilidad a variables, tales como el número de familias iniciales, porcentajes de mutación y tamaño del sistema, entre otras, dificultan la óptima configuración del programa.

6.2 Futuros Desarrollos

Como futuros desarrollos son importantes consignar la flexibilidad del modelo, es decir, poder adaptar o relajar ciertas restricciones según las características propias de cada sistema, logrando así reducir tiempos de simulación y memoria. Además se debe considerar las caídas de voltaje, y la dirección de los flujos en casos no radiales.

Como una forma de reducir los tiempos de simulación, producto de la cantidad de familias iniciales, se debe realimentar el algoritmo adicionando individuos generados paralelamente en forma aleatoria, los cuales no necesariamente deben cumplir con las restricciones técnicas, permitiendo crear un gran conjunto de nuevas poblaciones en un menor tiempo.

Como medio de estabilizar el modelo, evitando la sensibilidad frente a ciertas variables, se propone un acondicionamiento de los parámetros según los estados de la modelación. Para el caso de la determinación del número de

generaciones puede observarse la estructura de los individuos que conforman la población en cada momento, de esta forma si los individuos son idénticos por un par de períodos reiterativos puede concluirse que se está frente a un óptimo y detener el proceso. De manera similar puede establecerse, en forma de niveles, el grado de individuos que deben ser sometidos al proceso de mutación, siendo éste más intenso en las etapas finales de la simulación con el fin de evitar caer en óptimos locales.

Finalmente es importante recordar que se trata de una nueva metodología para la resolución de problemas de planificación y expansión de los sistemas de distribución, razón por la cual puede estar sujeta a numerosos cambios en el futuro para hacer de ésta una herramienta realmente confiable, flexible y robusta.

BIBLIOGRAFIA

- Adam74** : Adams, R.N y Laughon M.A. **Optimal Planning Of Power Networks Using Mixed-Integer Programming**, Proc. IEE, Vol. 121, No.2, pp 139-148, Feb. 1974.
- Bäc93** : Bäck, T. **Optimal Mutation Rates in Genetic Search**, S. Forrest, editor: Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, pp. 2-8, Morgan Kaufmann, San Mateo CA, 1993.
- Bäc94** : Bäck, T. **Selective Pressure in Evolutionary Algorithms: A Characterization of Selection Mechanisms**, Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, pp. 57-62, IEEE Press, Piscataway NJ, 1994
- Bak87** : Baker, J. E. **Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithm**, Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms pp. 14-21 July 1987 Lawrence Erlbaum.
- BH91** : Bäck, T. and Hoffmeister, F. **Extended Selection Mechanisms in Genetic Algorithms**, Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, San Diego, CA, pp. 92-99, 1991.
- CES89** : Caruana, R. A., Eshelmann, L. A. and Schaffer, J. D. **Representation and hidden bias II: Eliminating defining length bias in genetic search via shuffle crossover**. In Eleventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, Sridharan, N. S. (Ed.), vol. 1, pp. 750-755, San Mateo, California, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1989.

- GD91** : Goldberg, D. E. and Deb, K. **A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms**, Foundations of Genetic Algorithms, edited by G. J. E. Rawlins, pp. 69-93,1991.
- Gone86** : Gonen, T y Ramírez-Rosado, I. J. **Review Of Distribution System Planning Models: A Model For Optimal Multistage Planning**, IEE Proc. Vol. 133, No. 7, pp 397-408, Nov 1986.
- Harn90** : Harnisch, I. **Reconfiguración De Sistemas Eléctricos De Distribución**, Tesis de Magister, PUC, 1990.
- MSV93a** : Mühlenbein, H. and Schlierkamp-Voosen, D. **Predictive Models for the Breeder Genetic Algorithm: I. Continuous Parameter Optimization**. Evolutionary Computation, 1 (1), pp. 25-49, 1993.
- Ponn81** : Ponnavaikko, M. Y Prakasa Rao K. S. **Optimal Distribution System Planning**, IEEE Trans. Vol. PAS-100, No 6, pp 2969-2977, Jun 1981.
- Ponn81** : Ponnavaikko, M. Y Prakasa Rao K. S. y Venkata, S. S. **Distribution System Planning Through A Quadratic Mixed Integer Programming Approach**, IEEE Trans. PWRD-2, No. 4, pp 1157-1163, Oct 1987.
- Sanh94** : Sanhueza, R. E. **Planificación De La Expansión De Un Sistema De Distribución Vía Algoritmo De Descomposición De Benders**, Tesis de Magister, PUC., Dic. 1994.
- SDJ91a** : Spears, W.M. and De Jong, K. A. **On the Virtues of Parameterised Uniform Crossover**, Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, pp. 230-236, July 1991.

- SDJ91b** : Spears, W.M. and De Jong, K. A. **An Analysis of Multi-Point Crossover**, in Rawlins, G.J.E. (ed.), Foundations of Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, pp. 301-315, July 1991.
- Villa89** : Villarroel, M. **Diseño Optimo De Redes De Distribución**, Tesis de Magister, PUC., Dic. 1989.
- Will92** : Willis, H. L., Tram, H. N. y Rackliffe G. B. **Short-Range load Forecasting For Distribution System Planning – An Improved Method For Extrapolating Feeder Load Growth**, IEEE Trans. Vol. 7 No 3, pp 1306-1312, Aug 1992.
- Why89** : Whitley, D. **Algorithm and Selection Pressure: Why Rank-Based Allocation of Reproductive Trials is Best**, The GENITOR PAPERS, Volume 1, pp. 116-121, 1989

ANEXOS

ANEXO A: PROCESO EVOLUTIVO DE SELECCION

A.1 Introducción

La metodología basada en el Algoritmo Genético es simplemente una simulación por computadora de la evolución natural, en la cual los individuos deben desarrollarse dado un cierto ambiente. Para tal efecto se recurre a diversos operadores, entre los cuales se cuentan el de Selección, Crossover y Mutación principalmente.

A.2 Selección

El proceso de selección, como su propio nombre indica, busca seleccionar un cierto número de individuos, de la población base, para crear las futuras descendencias. Por lo cual, lo primero es asignar a cada individuo un grado de aptitud, o fitness, que depende de la función objetivo.

Seguidamente se presentan los tipos de operadores junto a algunos términos útiles tanto para la comprensión de ellos, [Bak87].

Presión selectiva: La probabilidad de selección del mejor individuo se basa en la comparación de las probabilidades promedio del resto de los individuos.

Sesgo, Bias: Diferencia absoluta entre la aptitud normalizada y la probabilidad esperada de reproducción de un individuo.

Diseminar: Gama de valores posibles para el número de descendencias de un individuo.

Pérdida de diversidad: Proporción de individuos de una población que no es seleccionada durante la fase de selección.

Intensidad de selección: Valor esperado del promedio de la aptitud para la población después de aplicada la selección por el método de distribución Gaussiana normalizada.

Varianza de selección: Varianza esperada de la distribución de la aptitud para la población después de aplicada la selección por el método de distribución Gaussiana normalizada.

A.2.1 Selección por ranking

El proceso de selección por ranking busca clasificar la población según los valores asignados, aptitud, de cada uno de los individuos, seleccionando aquellos de mayor o menor grado de aptitud según sean las necesidades. De esta forma se superan problemas de escalada, propios de la asignación proporcional del fitness, así como de estancación en los casos donde la presión selectiva es pequeña o convergencia prematura. En este modelo, el rango reproductivo queda limitado, de forma tal que no se produzcan números excesivos de descendencias, por lo que se introduce un método simple y uniforme de control de la presión selectiva.

El proceso puede modelarse aplicando un algoritmo lineal o no lineal, tal como se ilustra a continuación considerando “Nind” el número de individuos en la población, “Pos” la posición de un individuo en dicha población, (mínimo grado de aptitud es Pos=1, y de máximo grado Pos=Nind) y “SP” la presión selectiva.

Ranking lineal:

El cálculo de la selección se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$\text{Fitness}(\text{Pos}) = 2 - \text{SP} + 2 \cdot (\text{SP} - 1) \cdot (\text{Pos} - 1) / (\text{Nind} - 1)$$
 con rango SP entre [1,0 ; 2,0],

Ranking no lineal:

Con este método se logra una mayor presión selectiva y se determina con la siguiente ecuación:

$$\text{Fitness}(\text{Pos}) = \text{Nind} \cdot X^{(\text{pos}-1)} / \text{sum}(X^{(i-1)}); i = 1:\text{Nind}$$

X es calculado como una raíz del polinomio:

$$0 = (\text{SP} - 1) \cdot X^{(\text{Nind}-1)} + \text{SP} \cdot X^{(\text{Nind}-2)} + \dots + \text{SP} \cdot X + \text{SP}; \text{SP} = 1.0:\text{Nind} - 2.0$$

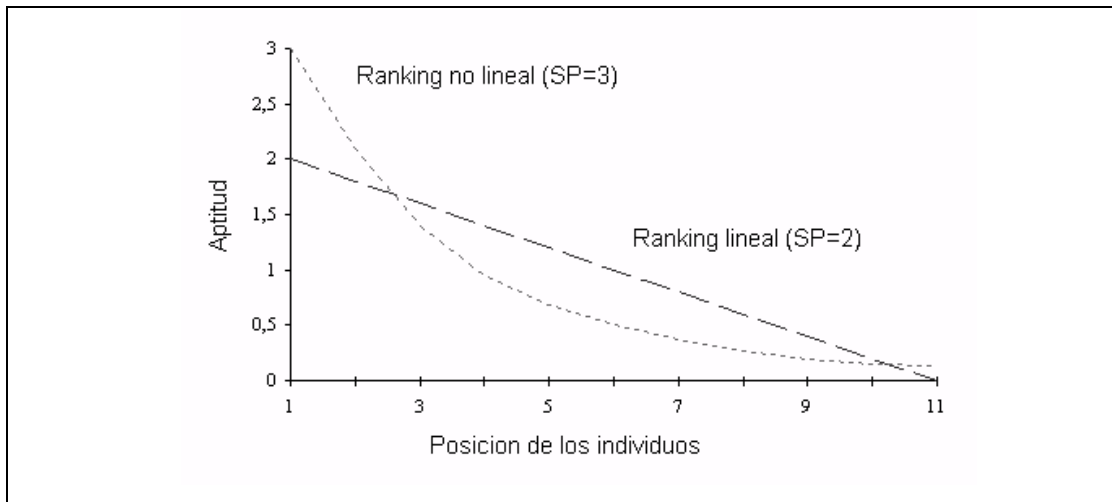


Figura A.1: Comparación gráfica entre ranking lineal y no lineal

Las probabilidades de los individuos a ser seleccionados son normalizadas según el total de la población. Este operador tiene un buen comportamiento, por lo que es uno de los métodos más utilizados [BH91], [Why89].

A.2.2 Selección aleatoria

El proceso de selección más simple es el basado en la simulación de una ruleta, también llamado estocástico con reemplazo [Bak87]. El algoritmo estocástico involucra la siguiente técnica.

Primero los individuos que componen la población son ordenados como segmentos de una línea. Luego se genera un número aleatorio que corresponde a uno de los segmentos, con lo que se tiene un individuo seleccionado en forma aleatoria. Este proceso se repite hasta obtener el número de individuos deseados, creando así la base para la nueva población. Se aprecia que esta técnica no introduce sesgos, cada individuo tiene la misma probabilidad de ser seleccionado, lo que no asegura el mínimo de propagación necesario.

A.2.3 Muestreo Estocástico Universal

Esta técnica [Bak87] no introduce sesgo y sólo un mínimo de propagación. Los individuos son ordenados exactamente como en el modelo anterior, pero aquí se tiene la misma cantidad de segmentos como individuos a seleccionar. Luego, considerando “N” como el número de individuos a seleccionar, se tiene que la distancia a cada segmento es “ $1/N$ ”, y la posición del primer puntero queda dada por un número generado aleatoriamente en el rango $[0, 1/N]$. Las pruebas han demostrado que este proceso asegura una selección adecuada.

A.2.4 Torneo de selección

En la selección por torneo [GD91] el número de individuos a seleccionar se determina en forma aleatoria, tamaño torneo, y luego se escogen aquellos de mayor grado de aptitud, conformando los padres de las nuevas generaciones. Este método de selección entrega un grupo uniforme de descendencia aleatoria, siendo el principal parámetro de este algoritmo el tamaño de los torneos, es decir, el número óptimo de individuos por grupos. Los rangos varían desde 2 a “Nind”, (número de individuos en la población). En [BT95] puede encontrarse un detallado análisis sobre este modelo.

ANEXO B: PROCESO EVOLUTIVO DE CROSSOVER

B.1 Crossover

El proceso de crossover se produce al mezclar información genética de dos individuos, tal como la reproducción sexual, obteniéndose un tercer individuo que comparte la información de ambos. A continuación se presenta la operación del crossover así como los diversos tipos existentes:

B.1.1 Crossover de punto simple

El crossover de punto simple indica el punto de quiebre, es decir, dado un cromosoma de largo N se busca un punto de quiebre en forma aleatoria que determina las porciones que compondrán al nuevo individuo. La figura B.1 ilustra el proceso, donde se han considerado dos individuos con 11 variables binarias cada uno:

```
Padre 1  0 1 1 1 0 0 1 1 0 1 0
Padre 2  1 0 1 0 1 1 0 0 1 0 1
```

Luego se selecciona el punto quiebre, por ejemplo en la quinta variable, y se aplica el crossover, de donde se crean dos nuevos individuos:

```
Hijo 1   0 1 1 1 0|1 0 0 1 0 1
Hijo 2   1 0 1 0 1|0 1 1 0 1 0
```

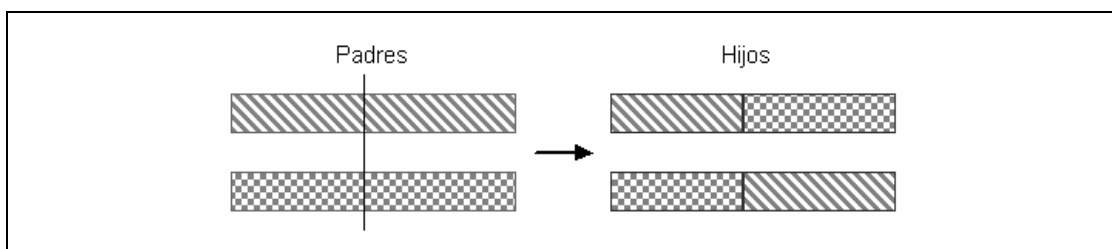


Figura B.1: Crossover de punto simple

B.1.2 Crossover de Multipunto

El crossover de multipunto es similar al caso anterior, pero en este se seleccionan M puntos de quiebre en forma aleatoria, sin repetir los puntos y en orden creciente. De esta forma, las variables entre los sucesivos puntos de crossover son intercambiados entre los dos padres creándose dos nuevos hijos. Es importante notar que la sección ante el primer quiebre no cambia para ninguno de los individuos. La figura B.2 ilustra el proceso, considerando nuevamente dos padres de 11 variables cada uno.

```
Padre 1  0 1 1 1 0 0 1 1 0 1 0
Padre 2  1 0 1 0 1 1 0 0 1 0 1
```

Las posiciones de crossover con M=3 son:

2 6 10

Realizado el proceso los nuevos individuos creados son:

```
Hijo 1  0 1|1 0 1 1|0 1 1 1|1
Hijo 2  1 0|1 1 0 0|0 0 1 0|0
```

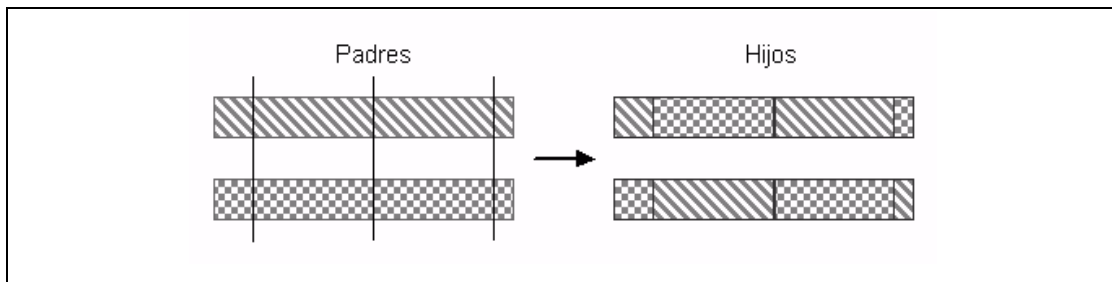


Figura B.2: Crossover de multipunto

La idea detrás del multipunto, y ciertamente de muchas de las variaciones en los operadores genéticos, es que la parte del cromosoma que más contribuye para el óptimo desempeño de un individuo puede no estar, necesariamente, contenida en un substrings adyacente. Por lo tanto, la naturaleza del operador multipunto parece alentar la exploración de la búsqueda de los espacios,

más que favorecer la convergencia de aquellos individuos de mayor grado de aptitud, de este modo se tiene un operador más robusto. [SDJ91b].

B.1.3 Crossover Uniforme

Tanto el operador simple y de multipunto definen los quiebres de combinación como un lugar donde puede ser dividido el individuo. El operador uniforme, [Sys89], generaliza este esquema haciendo de cualquier posición un lugar potencial para efectuar el crossover. Se crea entonces una máscara, cuyo largo es igual al de un individuo y su estructura aleatoria. Luego se aplica la máscara a los padres, donde la paridad de bits indica como se obtendrá el hijo. Considerando dos individuos de 11 variables binarias cada uno se tiene:

```
Padre 1  0 1 1 1 0 0 1 1 0 1 0
Padre 2  1 0 1 0 1 1 0 0 1 0 1
```

Cada variable que conforma los nuevos individuos es seleccionada aleatoriamente, y con igualdad de probabilidades a partir de los padres. A modo de ejemplo, se tiene que el hijo 1 se forma tomando un bit del padre 1 si el correspondiente bit de la máscara es 1 o bien del padre 2 si el bit de la máscara es cero.

El segundo hijo es creado usando el sistema inverso.

```
Máscara 1  0 1 1 0 0 0 1 1 0 1 0
Máscara 2  1 0 0 1 1 1 0 0 1 0 1
```

Aplicado el operador los nuevos individuos creados son:

```
Hijo 1  1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1
Hijo 2  0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0
```

Tanto el operador crossover uniforme, como el de multipunto pretenden reducir los prejuicios asociados con la longitud de la representación binaria, y en particular el de la codificación dado un conjunto de parámetros. De esta forma se tiende hacia cortos substrings que no requieren la comprensión precisa del significado de cada bit componen un individuo. Spears y De Jong, [SDJ91a], han demostrado como el crossover uniforme puede ser parametrizado aplicando una probabilidad al intercambio de bits con lo que puede controlarse la cantidad de discontinuidad existente durante el proceso de recombinación sin introducir un sesgo por largos substrings.

B.1.4 Shuffle crossover

Shuffle crossover [CES89] está directamente relacionado con el crossover uniforme, donde se selecciona un punto de quiebre, al igual que el crossover de punto simple, pero antes que las variables sean intercambiadas, son desordenadas en forma aleatoria las variables de ambos padres. Luego se selecciona el punto de quiebre y se reordenan las variables de los padres para realizar la recombinación creando los nuevos hijos. Con ello se logra obviar los prejuicios posicionales ya que las variables son aleatoriamente reasignadas cada vez que se ejecuta el operador

B.1.5 Crossover con substitución reducida

El operador con substitución reducida obliga todo el tiempo al crossover a producir nuevos individuos donde quiera que sea posible. Este es implementado restringiendo la localización del punto de quiebre tal que este se produzca sólo donde se tengan diferentes valores.

ANEXO C: PROCESO EVOLUTIVO DE MUTACION

C.1 Mutación

Realizada la recombinación o crossover, las descendencias son sometidas al proceso denominado Mutación. Algunas de las variables que conforman los individuos pueden ser mutadas, siendo la selección de estas aleatoria. La probabilidad de mutar una variable es inversamente proporcional al número de variables o dimensión de los individuos. Por lo tanto, a mayor largo de la estructura de los individuos, menor es la probabilidad de mutación.

Diferentes autores buscan definir la tasa adecuada de mutación, [MSV93a], [Bäc93], primando en los diferentes papers que la tasa $1/n$ ha entregado buenos resultados frente un gran número de análisis para diversas funciones. Sin embargo, la tasa de mutación fue independiente del tamaño de la población. Resultados similares han sido descritos en [Bäc93].

Para funciones unimodales la tasa de $1/n$ es la óptima opción. Por otra parte, un incremento de la tasa al comienzo seguida por un decrecimiento de ella hasta $1/n$ al final produce sólo una insignificante aceleración de la búsqueda del óptimo. Sin embargo, para funciones multimodales una auto adaptación de la tasa de mutación puede ser altamente beneficiosa.

C.1.1 Mutación Binaria.

Para estructuras binarias de individuos, el proceso de mutación o cambio en el valor de las variables se produce mediante la selección aleatoria y uniforme. La siguiente tabla muestra un ejemplo de mutación binaria para un individuo con 11 variables, siendo la cuarta de ellas mutada.

Individuo antes de la mutación: 0 1 1 |1| 0 0 1 1 0 1 0

Individuo después de la mutación: 0 1 1 |0| 0 0 1 1 0 1 0

ANEXO D: ARCHIVO Y RESULTADO PRIMER SISTEMA DE PRUEBA

A continuación se presenta el archivo utilizado en la simulación del primer sistema de prueba para la subestación ubicada en el nodo 8.

Tabla D.1: Archivo Primer Sistema de Pruebas: Datos.Dat

DATOS GENERALES:

Numero de Lineas Sistema:	12
Numero de Subestaciones :	1
Numero Cargas año 1 :	8
Numero Cargas año 2 :	0
Numero Cargas año 3 :	0
Numero Cargas año 4 :	0
Numero Cargas año 5 :	0
Numero Cargas año 6 :	0

DATOS LINEAS SISTEMA:

Ni	Nf	Long. (km)	Costo (km/\$)
2.0	3.0	1.20	1.00
3.0	9.0	1.40	1.00
4.0	5.0	1.40	1.00
4.0	9.0	0.80	1.00
5.0	9.0	1.60	1.00
6.0	9.0	1.60	1.00
6.0	7.0	1.50	1.00
4.0	8.0	1.30	1.00
8.0	1.0	1.60	1.00
8.0	3.0	1.00	1.00
8.0	7.0	1.20	1.00
7.0	9.0	1.00	1.00

DATOS SUBESTACIONES:

Ni	Cap. (kw)	Costo (KW/H)	Costo const. (pesos)
8.0	50.00	0.0	0.00

DATOS DE CARGAS AÑO 1:

Ni	Potencia Kw
1.0	6.00
2.0	5.00
3.0	3.00
4.0	4.00
5.0	3.00
6.0	3.00
7.0	5.00
8.0	5.00

DATOS DE CARGAS AÑO 2:
Ni Potencia Kw

DATOS DE CARGAS AÑO 3:
Ni Potencia Kw

DATOS DE CARGAS AÑO 4:
Ni Potencia Kw

DATOS DE CARGAS AÑO 5:
Ni Potencia Kw

DATOS DE CARGAS AÑO 6:
Ni Potencia Kw

Definido el archivo de sistema se procede a la simulación. La siguiente figura ilustra la pantalla de resultados.

Plan Optimo:			
Ni	Nf	Ano	Const. Lineas
1.0	8.0		1.0
3.0	8.0		1.0
2.0	3.0		1.0
8.0	9.0		1.0
4.0	9.0		1.0
4.0	5.0		1.0
7.0	9.0		1.0
6.0	7.0		1.0
Valor del Proyecto:		1633.6	Millones de pesos.

Figura D.1: Ventana de Resultados.

ANEXO E: MANUAL DE USUARIO DEL PROGRAMA

El programa se identifica en el explorador de Windows mediante un icono que representa una media cara blanca. Al hacer doble click sobre el icono aparece la pantalla principal del programa (Figura N°E.1).

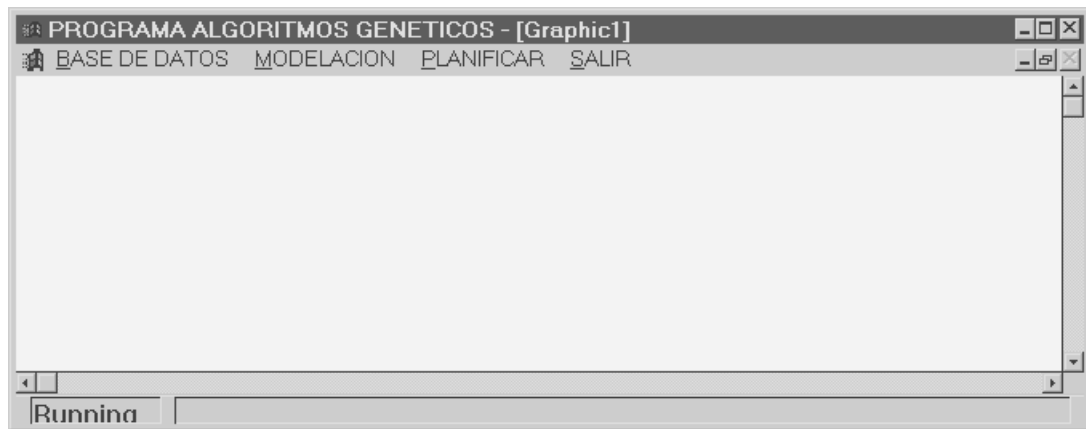






Figura E.1: Pantalla Principal

Pueden observarse, en el extremo superior derecho de la figura N°D.1 los comandos de menú control de Windows,  **Minimizar**, que reduce la ventana de la aplicación o programa a una barra de tareas. Para restablecer el tamaño y ubicación de la ventana debe hacer click en el botón de la barra de tareas.  **Maximizar**, permite aumentar el tamaño de la ventana de la aplicación hasta llenar la pantalla. Para restaurar la ventana a su tamaño y posición inicial debe hacer click en  o doble click en la barra de título. Y  **Cerrar**, que como su nombre indica, cierra la aplicación, es una vía alternativa a SALIR del menú principal.

MENU PRINCIPAL

Una vez abierto el programa se tiene inmediatamente acceso al menú principal, (Figura N°E.2), el cual posee para cada una de las opciones posibles un submenú.

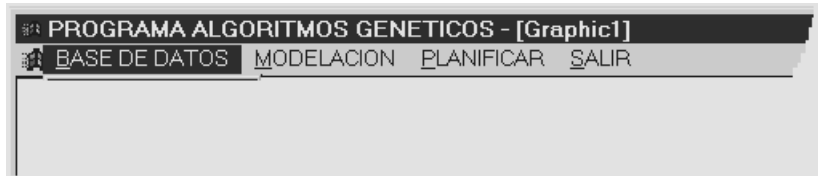


Figura E.2: Menú Principal

Cada submenú de por sí contiene una función o bien una serie de ellas, siendo estas las tareas que el programa realiza. A continuación se detallan cada una de las opciones y respectivas funciones.

- **BASE DE DATOS**
 - **ABRIR ARCHIVO**
 - **CONFIGURAR**

- **MODELAR**
 - **MODELACION DEL SISTEMA**

- **PLANIFICAR**
 - **PLANIFICACION DEL SISTEMA**

- **SALIR**
 - **SALIR**
 - **REFERENCIAS**

Para activar el menú principal y/o sus distintas opciones basta con situar el puntero del mouse (ratón), sobre la opción deseada y luego hacer click. De igual forma se logra el mismo objetivo mediante la utilización del teclado, donde para

activar el menú principal basta con presionar la tecla **ALT**. Luego presionando la letra subrayada correspondiente a la opción esta se activará, o bien mediante las teclas de direccionamiento **←**, **↑**, **↓**, **→**, en combinación con la tecla **ENTER** para ejecutar las funciones o desplegar un submenú. Es importante notar que el tratamiento de los submenús es idéntico que con el menú principal, de esta forma, si se desea ejecutar alguna función de la opción BASE DE DATOS, se debe hacer:

- Posicionarse con el puntero del mouse (ratón), sobre BASE DE DATOS y hacer click con el botón izquierdo de éste, o bien utilizando el teclado, primero presionando **ALT** y luego con las flechas o la letra correspondiente y finalmente **ENTER**, aparecerá el submenú de BASE DE DATOS (Figura N°E.3).

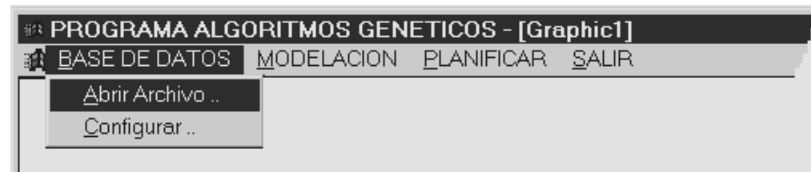


Figura E.3: Submenú Base de Datos

Luego para activar alguna de las opciones, por ejemplo, ABRIR ARCHIVO, basta con presionar la tecla **A**, se abrirá la ventana de diálogo correspondiente. El mismo efecto se logra mediante la utilización del mouse (ratón) sobre el submenú y haciendo click con el botón izquierdo de éste.

De la figura N°E.3 se desprende que la opción seleccionada se oscurece, indicando qué función se ejecutará al hacer click con el mouse (ratón), o bien presionando **ENTER** desde el teclado.

Eventualmente, se puede activar una de las funciones directamente desde el menú principal presionando en el teclado una combinación de letras predefinidas, o bien utilizando el mouse (ratón). Finalmente, si se desea abandonar algún submenú, simplemente se debe deslizar el puntero del mouse (ratón) hacia el menú deseado o bien presionar la tecla **ESC**.

BASE DE DATOS

Esta opción agrupa las funciones ABRIR ARCHIVO y CREAR, que permiten ingresar al sistema datos, ya sea desde una archivo existente, o bien en forma manual mediante las ventanas de diálogos diseñadas en el programa. A continuación se presenta una completa reseña del modo de operación de éstas.

ABRIR ARCHIVO

La primera opción es ABRIR ARCHIVO, la que al ser ejecutada, ya sea mediante una combinación de teclas o el mouse (ratón), crea el cuadro de diálogo que muestra la figura N°E.4



Figura E.4: Abrir Base de Datos

Este permite buscar cualquier tipo de documentos que se encuentren tanto en la red como en el disco duro del sistema. Para abrir un cierto documento, primero, en el cuadro BUSCAR EN, debe hacer click en la unidad, carpeta o ubicación de Internet que contenga el documento. Luego, en la lista de carpetas, se debe hacer doble click en las carpetas hasta abrir la carpeta que contenga el documento deseado. Finalmente, se debe hacer doble click en el documento que se desea abrir, o bien

marcar el documento mediante un click y luego hacer click nuevamente sobre ABRIR. Si se hace click sobre CANCELAR, el cuadro se cerrará automáticamente volviendo al menú principal.

La lectura de los datos es necesaria cada vez que se ejecuta el programa, al menos que los datos sean generados manualmente por el usuario.

Es importante notar que el documento a abrir debe cumplir con un cierto tipo de estructura, de lo contrario provocará un error debiendo corregir el archivo, y reiniciar el programa. Por otro lado si intenta abrir otro tipo de archivo el programa generará inmediatamente un mensaje de advertencia (ver Figura N°E.5). De lo contrario, los datos serán leídos y una vez terminado se vuelve automáticamente al menú principal.



Figura E.5: Advertencia

CONFIGURAR

Una vez ejecutado el programa, el usuario puede ingresar manualmente la información respecto de la topología de la red a la cual se aplicará el proceso de planificación de la expansión. Para ello se genera un panel de diálogo (Figura N°E.6), donde se deben indicar, los parámetros del modelo a configurar, primero los alimentadores, seguido por las subestaciones y finalmente las cargas.

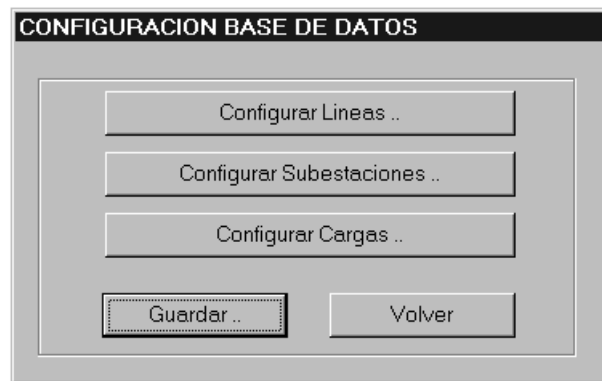


Figura E.6: Configuración Base de Datos

La selección de las alternativas anteriores genera una nueva ventana para cada una de ellas, (Figuras N°E.7, N°E.8 y N°E.9), donde el usuario debe completar la información requerida.

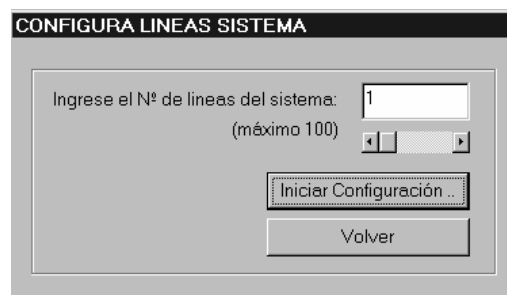


Figura E.7: Configura Líneas Sistema

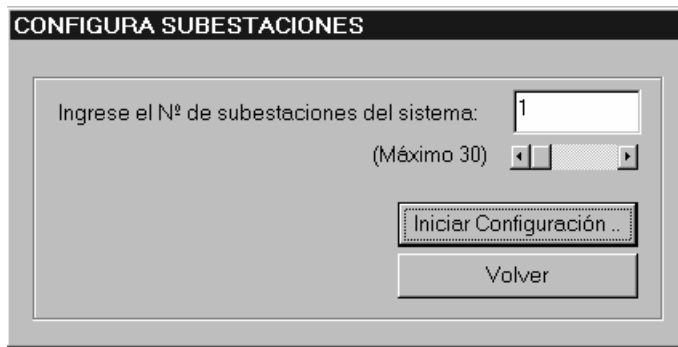


Figura E.8: Configura Subestaciones

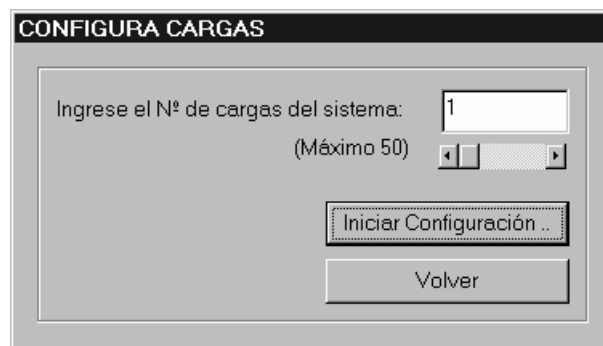


Figura E.9: Configura Cargas

A modo de ejemplo se cita la primera alternativa, configuración de los alimentadores, (Figura N°E.7), donde el usuario, luego de ingresar el número de alimentadores contenidos en el nuevo sistema debe hacer click en Iniciar Configuración, con lo que genera una nueva ventana de diálogo, (Figura N°E.10). Aquí se ingresan los nodos correspondientes a cada alimentador, la longitud de las líneas en kilómetros y el costo fijo de construcción en pesos por kilómetro, el cual debe ser cero para ser considerado como inicialmente existente. Esta ventana de diálogo se repite tantas veces como líneas contemple el nuevo sistema.

DATOS DE LINEA

Nodo Inicial

Nodo Final

Longitud Linea (kms)

Costo Construcción km. Linea

Volver

Figura E.10: Datos de Línea

Este proceso de configuración es similar para cada una de las alternativas restantes, subestación y cargas (Figuras N°E.11 y N°E.12). Para marcar algunas de las alternativas basta con hacer click con el mouse (ratón) en el nombre indicado.

DATOS SUBESTACIONES

Nodo Subestación

Capacidad Subestación (KW)

Costo KW/H


Costo Construcción Subestación

Volver

Figura E.11: Datos Subestaciones

The image shows a software dialog box titled "DATOS DE CARGAS". At the top, there is a label "Nodo Carga" followed by a single-line text input field. Below this, a section titled "Potencia Consumida" contains six input fields arranged in two columns. The left column has fields labeled "Año 1", "Año 2", and "Año 3". The right column has fields labeled "Año 4", "Año 5", and "Año 6". At the bottom center of the dialog box is a button labeled "Volver".

Figura E.12: Datos de Cargas

Finalizada las tareas de configuración, el usuario tiene la opción de almacenar el sistema creado haciendo click en **GUARDAR MODELO**, lo que creará una nueva ventana de diálogo (Figura N°E.13). Para guardar el documento en una carpeta distinta, se debe hacer click en una unidad diferente del cuadro **Guardar en** o doble click en otra carpeta de la lista de carpetas. Si se desea crear una nueva carpeta, se debe hacer click en **Crear nueva carpeta**  y luego en el cuadro **Nombre de archivo**, escribir el nombre DATOS asignado para la nueva base de datos, cuya extensión debe ser .DAT. Finalmente hacer click en **GUARDAR** con lo que se retorna al menú principal.

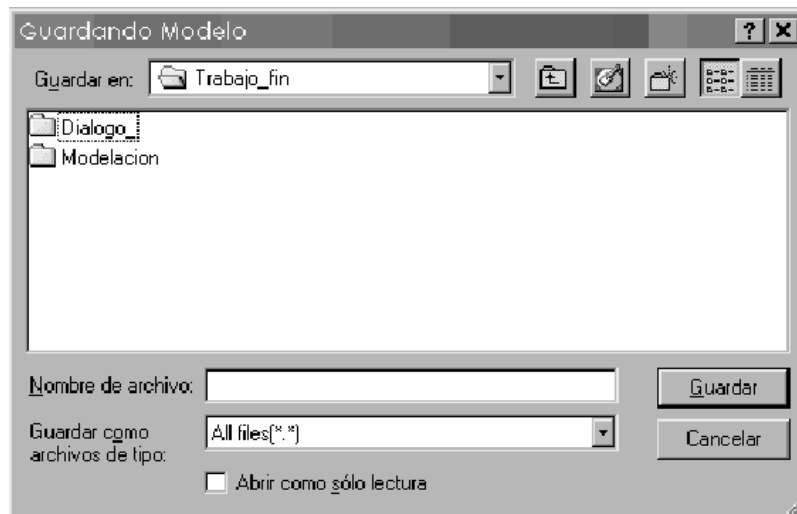


Figura N°E.13: Guardar Sistema

Alternativamente se puede salir de la configuración sin necesidad de guardar el nuevo sistema haciendo click en **VOLVER**, con lo que la información quedará almacenada en forma interna, aunque temporalmente, es decir, una vez cerrado el programa la información se perderá sin poder tener acceso a ella. Paralelamente, puede abortar presionando la tecla **ESC** o haciendo click en **CANCELAR**. En ambos casos se retorna al menú principal.

Es importante notar que una vez iniciada la modelación no se podrá guardar el modelo, de donde si se ha omitido el paso anterior, todo archivo generado se guardará automáticamente en la raíz del programa.

MODELAR

Seleccionado el sistema de distribución a planificar, se da inicio al proceso de modelación, donde se busca configurar adecuadamente el programa ajustándolo a las necesidades de cada usuario. Por lo tanto, el primer paso es ejecutar la función MODELACION del menú MODELAR, procedimiento que se detalla a continuación.

MODELACION

Al ejecutar esta función aparece el panel de la figura N°E.14, donde se distinguen tres bloques. El primero corresponde a la configuración de variables internas del proceso de optimización de los algoritmos genéticos, como lo son, el número de generaciones, de individuos por generación y tamaño de la población. El segundo corresponde a las restricciones técnicas, configuración del modelo donde el usuario debe seleccionar las restricciones que rigen el sistema de distribución eléctrico, el tipo de conductor y su resistencia en ohms por kilómetros, y la tensión base del sistema. Por último el tercer bloque hace mención a ciertas variables económicas, como los son el porcentaje de la tasa de descuento, la vida útil en años de las instalaciones y el factor de carga, necesarias para la determinación del valor presente del proyecto.

MODELACION DEL SISTEMA [X]

Datos del Modelo

Ingrese el N° de Generaciones (Máx. 30)

Ingrese el N° de Individuos por Generación (Máx. 100)

Ingrese el N° de Planes Generación Base (Máx. 100)

Restricciones del Modelo

Abastecimiento de Cargas

Conectividad de Líneas

Carga Conectada a una sóloa Subestación

Capacidad limitada Subestación (Despacho)

Tipo de Conductor Resistencia [Ohms/Kms]

Datos del Sistema

Precio de la Energía [KW/H]

Tasa de Descuento Anual [%]

Vida Util de las Estructuras [Años]

ACEPTAR

CANCELAR

Figura N°E.14: Modelación del Sistema

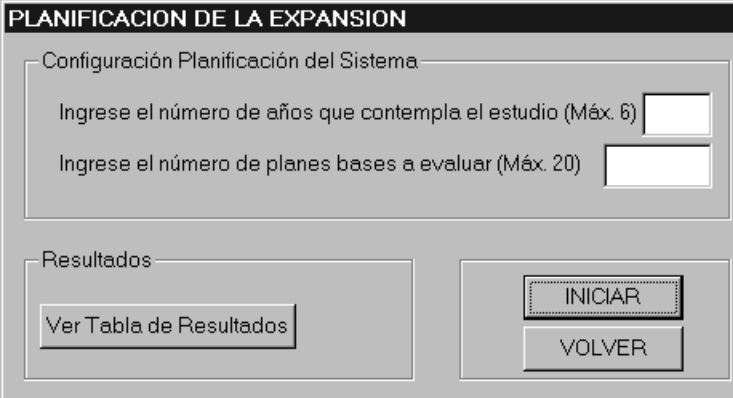
Luego para finalizar el proceso de modelación, basta con hacer click en **ACEPTAR** quedando la información almacenada y regresando al menú principal.

PLANIFICAR

Terminada la configuración del sistema, se procede con la planificación seleccionando PLANIFICAR del menú principal y haciendo click en PLANIFICACION DEL SISTEMA.

PLANIFICACION DEL SISTEMA

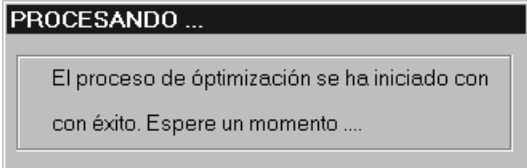
Al ejecutar esta subrutina aparecerá la ventana de diálogo PLANIFICACION DE LA EXPANSION (Figura N°E.15).



The screenshot shows a dialog box titled "PLANIFICACION DE LA EXPANSION". It is divided into two main sections. The top section, "Configuración Planificación del Sistema", contains two text input fields. The first field is labeled "Ingrese el número de años que contempla el estudio (Máx. 6)" and the second is labeled "Ingrese el número de planes bases a evaluar (Máx. 20)". The bottom section, "Resultados", contains a button labeled "Ver Tabla de Resultados". To the right of this section are two buttons: "INICIAR" and "VOLVER".

Figura N°E.15: Planificación de la Expansión

El panel presenta un recuadro donde el usuario debe ingresar el horizonte de tiempo que contempla el estudio, y la cantidad de planes bases a evaluar por año, de donde se obtendrá finalmente el óptimo global. Cabe señalar que en este punto las opciones referidas a los resultados se encuentran inhabilitadas, pues se debe iniciar primero el proceso de optimización de la planificación haciendo click en **INICIAR**, lo que generará una nueva ventana de diálogo indicando al usuario el término del proceso de optimización (Figura E.16).



The screenshot shows a dialog box titled "PROCESANDO ...". It contains a single line of text: "El proceso de optimización se ha iniciado con éxito. Espere un momento"

Figura E.16: Procesando.. (cambiar)

Terminada la planificación para todo el horizonte se retornará automáticamente a la ventana inicial de planificación de la expansión tras hacer click en **ACEPTAR** (Figura N°E.16). Con ello queda habilitando el recuadro de resultados (Figura N°E.15), que presenta la opción de visualizar en forma de tabla el plan óptimo global, es decir, los alimentadores y subestaciones utilizados, así como el año en que entraron en operación y el valor en pesos del proyecto. Cabe señalar que dependiendo del tamaño del plan será necesario visualizarlo por bloques, de donde haciendo click sobre la tabla y luego presionando **ENTER**, se desplegarán los demás bloques. Para retornar al panel central debe presionar **ENTER** una vez finalizada la presentación de los resultados.

Finalmente, el usuario puede realizar una nueva planificación modificando algunos de los parámetros antes mencionado y haciendo click en **INICIAR**, o bien darlo por terminado haciendo click en **VOLVER** con lo que se retorna al menú principal.

SALIR

La opción salir presenta dos alternativas, la primera corresponde a la salida propiamente tal, lo que implica el término de la ejecución del programa, mientras que la segunda permite visualizar una breve referencia del programa (ver Figura N°E.17).

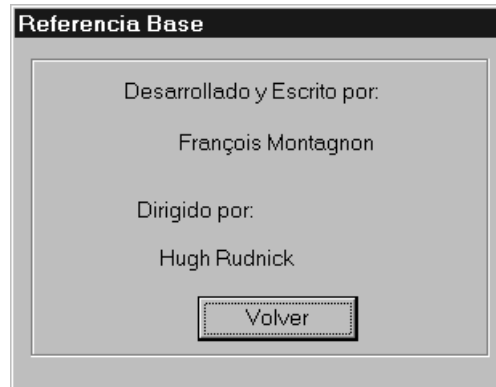


Figura N°E.17: REFERENCIA BASE

Finalmente, cada una de las opciones y rutinas antes citadas puede ser ejecutada mediante la utilización de ciertas combinaciones de teclas como alternativa al mouse (ratón).

