

APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS AL
DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN
DE ENERGÍA ELÉCTRICA

TESIS DOCTORAL

Presentada por:

José Luis Bernal Agustín

Universidad de Zaragoza

Departamento de Ingeniería Eléctrica

APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS AL DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

por

JOSÉ LUIS BERNAL AGUSTÍN

Ingeniero Industrial por la ETSII de la Universidad de Zaragoza

presentada en el

CENTRO POLITÉCNICO SUPERIOR

de la

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA

para la obtención del

Grado de Doctor Ingeniero Industrial

Zaragoza, Enero de 1998

TESIS DOCTORAL

APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS AL DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

por

José Luis Bernal Agustín

Director de Tesis:

D. Ignacio J. Ramírez Rosado

TRIBUNAL CALIFICADOR:

Presidente: *D. Carlos Alvarez Bel.*

Vocales: *D. Vicente Camarena Badía.*
D. José Luis de La Fuente O'connor.
D. Tomás Gómez San Román.
D. Carlos Roldán Porta.

Zaragoza, Enero de 1998

En este documento se recogen los desarrollos y resultados correspondientes a la aplicación de algoritmos genéticos al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica. Los algoritmos genéticos simulan los fenómenos presentes en la naturaleza (reproducción, mutaciones, supervivencia y evolución de las especies), siendo posible aplicar estos conceptos a la resolución de un determinado problema tecnológico y obtener soluciones difícilmente alcanzables con otras técnicas. En el presente trabajo se ha desarrollado un algoritmo genético con el que se han alcanzado excelentes resultados al ser aplicado al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

Dado un sistema de distribución, pueden ser conocidos los valores actuales de las demandas de potencias y es factible prever el crecimiento de las mismas. En el diseño óptimo de un sistema de distribución se debe obtener una solución técnicamente factible. Para ello se han de realizar los cálculos necesarios con el fin de comprobar que los requisitos técnicos habituales se cumplen (por ejemplo, las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles y las de los límites máximos de capacidad de transporte de potencia de los elementos del sistema). También es preciso evaluar y minimizar el coste total asociado a las líneas eléctricas y subestaciones del sistema, que deben evaluarse en unidades monetarias referidas a un determinado momento en el tiempo. El problema básico de diseño óptimo, usualmente considerado en la literatura especializada, ha sido el de la minimización de una única función objetivo (monobjetivo) que representa los costes totales asociados a la expansión del sistema (líneas y subestaciones simultáneamente), conocidas las demandas futuras y los límites de transporte de potencia de las líneas y los de suministro de potencia de las subestaciones. En la revisión bibliográfica se analizan los desarrollos publicados dentro del diseño óptimo de sistemas de distribución, apreciándose cómo existen aspectos relevantes que bien no se han tratado con detalle o no han sido considerados hasta ahora. Puede observarse que, con frecuencia, se han tratado diseños óptimos de sistemas de distribución de pequeñas dimensiones. Por otro lado, pocos autores han abordado la optimización de la fiabilidad con el fin de tenerla en cuenta simultáneamente junto a la optimización de los costes económicos en el proceso del diseño óptimo multiobjetivo. En cuanto a las técnicas matemáticas de optimización aplicadas, una buena parte de los autores han utilizado técnicas clásicas en el diseño óptimo de sistemas de distribución. Sin embargo, en los

últimos tiempos, se están desarrollando trabajos con la aplicación de nuevas herramientas tales como los algoritmos genéticos y algoritmos específicos con los que se intentan superar las limitaciones de los programas de optimización clásicos (limitaciones relativas a elevados tiempos de cálculos, a las dimensiones del sistema de distribución y a la dificultad para ampliar el modelo matemático considerado), estando estos programas clásicos basados principalmente en modelos de programación matemática entera-mixta que hacen uso de algoritmos de ramificación y acotamiento. El algoritmo genético desarrollado en este trabajo de investigación se presenta como una alternativa eficiente a los algoritmos usualmente aplicados al diseño de sistemas de distribución. Esto se ha comprobado por medio de la comparación de los resultados que se han alcanzado y de las ventajas mostradas por el algoritmo genético cuando la dimensión del sistema de distribución a diseñar crece significativamente.

En el modelo de optimización monobjetivo utilizado se considera el tamaño y localización óptimos de líneas y subestaciones, así como la dimensión temporal del diseño (monoetapa o multietapa) y las correspondientes restricciones técnicas. El diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución se ha implementado, con el algoritmo genético, usando un modelo de optimización de programación entera-mixta no lineal que incorpora la optimización simultánea de los costes económicos y de la fiabilidad del sistema de distribución, utilizando los verdaderos costes variables no lineales asociados a dicho sistema.

Los algoritmos genéticos requieren utilizar valores concretos de unos determinados parámetros que controlan su funcionamiento. En el presente trabajo se ha procedido a realizar un estudio amplio para la obtención de dichos valores con el fin de alcanzar resultados muy satisfactorios en el diseño óptimo de redes de distribución. El algoritmo genético incluye la implementación original de unos nuevos operadores que permiten mejorar extraordinariamente la eficacia en su funcionamiento. Así, ha sido posible alcanzar el óptimo global o una solución muy cercana al mismo. Además, hace uso de algoritmos especializados en el cálculo de tensiones y flujos de potencia, así como de un nuevo método que se ha desarrollado y que permite evaluar una función de la fiabilidad del sistema de distribución a efectos del diseño óptimo.

El modelo de diseño óptimo multiobjetivo utilizado permite obtener un conjunto amplio de soluciones “no dominadas” (coste económico y fiabilidad) de entre las que el diseñador puede seleccionar aquellas que, teniendo en cuenta diversos factores, considere de mayor interés. El alfabeto no binario que se utiliza en la codificación de las

soluciones ha permitido incluir fácilmente, en el modelo, el tamaño óptimo de líneas y subestaciones, superando las dificultades que presenta un alfabeto binario para tener en cuenta este aspecto técnico en el modelo de diseño óptimo. Esta codificación de las soluciones (usando un alfabeto no binario) permite, además, incluir de una forma sencilla líneas eléctricas de reserva, siendo este hecho fundamental para la evaluación de una función de la fiabilidad mediante un método original desarrollado en la investigación.

El algoritmo genético se ha aplicado a diversos casos de diseño óptimo de redes de distribución reales de dimensiones significativas, mucho mayores que las existentes en la literatura especializada, aplicando los modelos de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo, los cuales contemplan una amplia variedad de aspectos relevantes del diseño tal y como se indica en los capítulos correspondientes.

En los casos resueltos de diseño monobjetivo se ha procedido a comparar los resultados considerando el modelo de los costes variables linealizados y el modelo de los verdaderos costes variables no lineales, observando que este último llega a ser preferido por sus ventajas sobre el primero. La utilización de costes variables no lineales ha dado lugar a un mejor comportamiento del algoritmo genético en cuanto a su convergencia, con variaciones poco significativas de los tiempos de cálculo a efectos prácticos y mejorando tanto la representación de los costes económicos asociados al sistema de distribución como su diseño óptimo.

Además, se han resuelto ejemplos ilustrativos de diseño óptimo monobjetivo considerando la restricción de radialidad o las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles, mostrando la influencia que puede tener su inclusión en el resultado final obtenido en el proceso de diseño óptimo.

En los casos resueltos de diseño multiobjetivo se ha comparado cada solución seleccionada con la solución monobjetivo obtenida, observando que en dicha solución multiobjetivo se aprecia una gran mejora de la fiabilidad respecto de la correspondiente solución monobjetivo alcanzada, lo que se consigue por medio del aumento óptimo en las inversiones relativas a la construcción de líneas. De esta forma, el diseño multiobjetivo logra optimizar simultáneamente los costes económicos y la fiabilidad del sistema de distribución.

Cabe destacar que este trabajo de investigación ha sido financiado por la empresa Iberdrola S.A. a través de su Programa de Ayudas a la Investigación Científica y al Desarrollo Tecnológico, dando lugar a un artículo presentado en el International Conference on Applied Modelling and Simulation (Suiza, 1994), a otro publicado en el International Journal of Power and Energy Systems (USA, 1995) y, recientemente, a otro más presentado en el IEEE/PES 1997 Summer Meeting (Berlín, 1997), así como a cuatro Informes de Investigación para Iberdrola S.A. (1995-1997), todos ellos recogidos en la Bibliografía.

Así mismo, el trabajo desarrollado se ha encuadrado dentro de un proyecto de investigación correspondiente a una Acción Integrada Hispano-Portuguesa (1996-97) en colaboración con el Departamento de Engenharia Electrotécnica e Computadores de la Universidad de Oporto (Portugal) y con el Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores (INESC) de Oporto.

AGRADECIMIENTOS

Deseo expresar mi agradecimiento a quienes han hecho posible el desarrollo y finalización de esta tesis doctoral.

Al Director de la misma, Ignacio J. Ramírez Rosado, por su continuo apoyo y consejos en los trabajos realizados.

A la empresa Iberdrola S.A. por el soporte económico para la realización de esta tesis doctoral a través de su Programa de Ayudas a la Investigación Científica y al Desarrollo Tecnológico.

A la ayuda del Ministerio de Educación y Cultura a través de las Acciones Integradas Hispano-Portuguesas, y dentro de las actividades realizadas en las mismas, debo agradecer especialmente a Miguel Proença, Vladimiro Miranda, Manuel Matos y al resto de los componentes del Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores (INESC) de Oporto, sus acertados comentarios y consejos.

A los ingenieros de Eléctricas Reunidas de Zaragoza José Luis García Villares y Santiago Vicente Ramírez por sus comentarios y colaboración. Y finalmente, al ingeniero Eloy Domingo Francisco, y a mis compañeros José Antonio Domínguez Navarro y José María Yusta Loyo por la ayuda que me han prestado.

A mis padres.
A mi hermana.
A Rosa.

	<u>Página</u>
LISTA DE SÍMBOLOS	xvii
LISTA DE FIGURAS	xxiii
LISTA DE TABLAS	xxvii
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 El sistema de distribución de energía eléctrica.....	1
1.2 Diseño óptimo del sistema de distribución de energía eléctrica.....	2
1.2.1 Dimensión temporal del diseño.....	3
1.2.2 Diseño óptimo asistido por ordenador	5
1.3 Objetivos de la tesis.....	8
1.4 Contenido y estructura de la tesis.....	10
2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.....	13
2.1 Antecedentes. el nacimiento de la investigación de operaciones	17
2.2 Primeros modelos matemáticos aplicados al diseño óptimo de redes eléctricas	17
2.3 Modelos orientados a subestaciones.....	18
2.4 Modelos orientados a líneas	20
2.5 Modelos con costes linealizados	21
2.6 Consideración de costes no lineales en el modelo matemático	23
2.7 Modelos para el diseño óptimo multietapa.....	24
2.8 Modelos para el diseño óptimo multiobjetivo. consideración de la fiabilidad de la red.....	26
2.9 La Computación Evolutiva aplicada como herramienta para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica	27
2.10 Resumen.....	30
3 MODELOS DE DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	33
3.1 Modelo de diseño óptimo monobjetivo.....	33
3.1.1 Planteamiento del problema de diseño óptimo monobjetivo	33
3.1.2 Función objetivo del modelo de diseño óptimo monobjetivo	39
3.1.3 Restricciones matemáticas para representar el suministro de demandas de potencia en los nudos. Restricciones matemáticas para representar los límites de capacidad de suministro de potencias de las subestaciones y los límites de transporte de potencias de las líneas eléctricas	41
3.1.4 Restricciones matemáticas para representar las máximas caídas de tensión permisibles y la configuración radial en explotación.....	43
3.1.5 Modelo de diseño óptimo monobjetivo multietapa. Metodología pseudodinámica.....	45

3.1.6	Resumen del modelo de diseño óptimo monobjetivo.....	46
3.2	Modelo de diseño óptimo multiobjetivo.....	48
3.2.1	Planteamiento formal del modelo de optimización multiobjetivo.....	48
3.2.2	Aplicación del modelo de optimización multiobjetivo al diseño de redes de distribución de energía eléctrica.....	50
4	TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN	55
4.1	Métodos enumerativos.....	56
4.2	Otras técnicas de optimización	58
4.2.1	Simulated Annealing (Recocido simulado).....	58
4.2.2	Tabu Search.....	60
4.2.3	Branch Exchange.....	61
4.3	Métodos de optimización multiobjetivo	62
4.3.1	Método de los pesos	63
4.3.2	Método “ ε -constraint”	64
4.3.3	Método híbrido.....	66
4.4	Algoritmos genéticos.....	69
4.4.1	Componentes básicos de un algoritmo genético.....	70
4.4.2	El algoritmo genético canónico	72
4.4.3	Operadores básicos.....	73
4.4.4	Parámetros de los operadores. Influencia en el proceso de optimización.....	76
4.4.5	Esquemas.....	76
4.4.6	Optimización multiobjetivo con algoritmos genéticos.....	78
4.5	Características del algoritmo genético desarrollado	80
4.5.1	Codificación (alfabeto utilizado).....	80
4.5.2	Generación inicial de soluciones con un porcentaje mínimo de ramas	84
4.5.3	Población y eficiencia de la optimización	85
4.5.4	Función de evaluación (función objetivo). Función de aptitud	85
4.5.5	Detección automática de factibilidad de soluciones.....	88
4.5.6	Tratamiento de las líneas eléctricas que no transportan potencia	89
4.5.7	Implementación del diseño óptimo multiobjetivo	89
4.5.8	Tasas de cruce y mutación. Elección de valores adecuados de las tasas	92
4.5.9	Aplicación del operador cruce. Características del operador cruce en diseño multiobjetivo	93
4.5.10	Aplicación del operador mutación. Mutación especial múltiple	95
4.5.11	Evolución de las soluciones en cada generación. Criterios para tratar las soluciones en nuevas generaciones	98
4.5.12	Ejecuciones múltiples del programa.....	99
4.5.13	Implementación del operador epidemia	100
4.5.14	Consideración de la restricción de radialidad.....	100
4.5.15	Consideración de las restricciones de máximas caídas de tensión	101
4.5.16	Limitación en la función objetivo	101
4.5.17	Criterios de finalización de la ejecución del algoritmo genético.....	102
4.5	Ventajas de los algoritmos genéticos frente a otras técnicas de optimización.....	103
	ANEXO: Teorema fundamental de los algoritmos genéticos	107

5 RESULTADOS COMPUTACIONALES.....	115
5.1 Estudio del algoritmo genético implementado.....	116
5.1.1 Valores adecuados de los parámetros que controlan el algoritmo genético desarrollado para el diseño óptimo de sistemas de distribución.....	120
5.1.2 Comparación del algoritmo genético implementado frente a un algoritmo de ramificación y acotamiento.....	122
5.1.3 Comparación del uso de costes variables no lineales frente al de costes variables linealizados.....	127
5.2 Diseño óptimo monoobjetivo de sistemas de distribución reales.....	131
5.2.1 Caso 1: Diseño monoetapa monoobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.....	133
5.2.2 Caso 2: Diseño monoetapa monoobjetivo de las líneas eléctricas y subestaciones de un sistema de distribución.....	145
5.2.3 Caso 3: Diseño monoetapa monoobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.....	157
5.2.4 Caso 4: Diseño multietapa monoobjetivo (pseudodinámico).....	168
5.2.5 Caso 5: Diseño monoetapa monoobjetivo de un sistema de distribución de mayores dimensiones.....	179
5.2.6 Conclusiones de los casos de diseño óptimo monoobjetivo resueltos.....	191
5.3 Diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución.....	201
5.3.1 Ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.....	202
5.3.2 Diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución reales.....	222
5.3.2.1 Caso 6: Diseño óptimo multiobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.....	222
5.3.2.2 Caso 7: Diseño óptimo multiobjetivo de las líneas y subestaciones de un sistema de distribución.....	239
5.3.3 Conclusiones de los casos multiobjetivo resueltos.....	256
6 RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	263
6.1 Resumen de la investigación y conclusiones.....	263
6.2 Resultados y aportaciones de la tesis.....	266
6.3 Futuros temas de investigación.....	273
6.4 Ámbito de aplicación de los algoritmos genéticos desarrollados.....	274
BIBLIOGRAFÍA.....	277
APÉNDICES.....	291
I. DATOS ECONÓMICOS Y ELÉCTRICOS PARA LA PLANIFICACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN.....	291
I.1 Costes económicos fijos.....	291
I.2 Costes económicos variables.....	293
I.3 Datos eléctricos.....	297
II. ECUACIÓN DE LA RECTA UTILIZADA COMO APROXIMACIÓN DE LOS COSTES VARIABLES NO LINEALES.....	301
III. MÉTODOS Y MODELOS UTILIZADOS PARA EL CÁLCULO DE LAS POTENCIAS, TENSIONES E INTENSIDADES.....	303

IV. MÉTODO DESARROLLADO PARA LA EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD EN EL PROCESO DE DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN.....	309
V. DATOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 5	313
VI. RESULTADOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 5	325
VII. EJEMPLO ILUSTRATIVO DE LA INFLUENCIA DE LAS RESTRICCIONES DE MÁXIMAS CAÍDAS DE TENSIÓN EN EL DISEÑO ÓPTIMO.....	329
VIII. EJEMPLO ILUSTRATIVO DE LA INFLUENCIA DE LA RESTRICCIÓN DE RADIALIDAD EN EL DISEÑO ÓPTIMO	339
IX. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO DESARROLLADO.....	345
IX.1 Lenguaje y estilo utilizados. Justificación.....	345
IX.2 descripción del programa	346

LETRAS MAYÚSCULAS

$(\bar{P}_{ij})_E, (\bar{P}_{ji})_E$	Variables que representan la potencia activa media, en kW, transportada por la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.
$(\bar{P}_{ij})_a, (\bar{P}_{ji})_a$	Variables que representan la potencia activa media, en kW, transportada por la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.
%VAR	Tanto por ciento de variación entre dos magnitudes.
% ΔV_{nom}	Porcentaje máximo permitido, sobre la tensión nominal, en el que puede variar el valor de la tensión de suministro de energía eléctrica a un centro de demanda.
$\Delta(H)$.	Longitud de definición de un esquema.
$(CF_{ij})_a$	Coste fijo de una línea que se construye, con un tamaño de conductor a , en la ruta (i,j) .
$(CF_k)_b$	Coste fijo de una subestación que se construye, con un tamaño b , en el nudo k .
$(CV_{ij})_a$	Coefficiente de coste variable de una línea que se construye, con un tamaño de conductor a , en la ruta (i,j) .
$(CV_{ij})_E$	Coefficiente de coste variable de una línea existente en la ruta (i,j) .
$(CV_k)_b$	Coefficiente de coste variable de una subestación que se construye, con un tamaño b , en el nudo k .
$(CV_k)_E$	Coefficiente de coste variable de una subestación existente en el nudo k .
$(U_{ij})_a$	Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea de tamaño de conductor a , asociada a la ruta $(i,j) \in N_F$.
$(U_{ij})_E$	Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea existente del sistema de distribución inicial, asociada a la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.
$(U_k)_b$	Capacidad máxima, en kVA, de suministro de potencia de una subestación de tamaño b , asociada al nudo $k \in N_S$.
$(U_k)_E$	Capacidad máxima, en kVA, de suministro de potencia de una subestación existente del sistema de distribución inicial, asociada al nudo $k \in N_{SE}$.
$(X_f)_{(i,j)a}$	Representa la potencia aparente punta que circula por la ruta ficticia $f \in N_f$.
$(X_f)_{(i,j)E}$	Representa la potencia aparente punta que circula por la ruta ficticia $f \in N_f$.
$(X_{ij})_a$	Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta $(i,j) \in N_F$ asociada a una línea cuyo tamaño de conductor es a .

$(X_{ij})_E$	Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta (i,j) , asociada a una línea existente del sistema de distribución inicial.
$(X_k)_b$	Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo $k \in N_S$ asociado a una subestación de tamaño b .
$(X_k)_E$	Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo k asociado a una subestación existente del sistema de distribución inicial.
$(Y_{ij})_a$	Variable binaria que determina la construcción o no de una línea eléctrica con tamaño a en la ruta (i,j) .
$(Y_k)_b$	Variable binaria que determina la construcción o no de una subestación con tamaño b en el nudo k .
a	Índice que designa el tamaño de conductor de una línea.
b	Índice que designa el tamaño de una subestación.
C	Representa la capacidad por unidad de longitud presente en la línea.
C_{jh}	Coste variable anual en la línea j .
$Coef_{VAN}$	Coefficiente del valor actualizado neto.
CR	Tasa de cruce.
C_{va}	Coste variable anual asociado a las líneas del sistema de distribución.
C_{vVAN}	Coste variable actualizado.
D_k	Potencia aparente punta demandada en el nudo k en la restricción que simula la primera ley de Kirchhoff.
$EEENS$	Energía esperada no suministrada.
$F(x_1, x_2, \dots, x_M)$	Función genérica a optimizar.
F_c	Factor de carga.
$FEENS$	Función de $EEENS$.
F_p	Factor de pérdidas.
$G_i(x)$	Función que permite evaluar la mejora que se produce en el objetivo i -ésimo en un problema de optimización multiobjetivo.
H	Esquema.
I_i	Intensidad (vector en el campo complejo) consumida en el nudo i .
$I_{jh \max}$	Intensidad punta transportada por la línea j .

I_{L2}	Intensidad (vector en el campo complejo) consumida en el nudo L_2 .
J_{Lr}	Intensidad (vector en el campo complejo) en la rama Lr .
J_x	Valores de las intensidades (vectores en el campo complejo) en las ramas que están conectadas al nudo L_2 aguas abajo.
K	Constante utilizada en la linealización de los costes variables de las líneas eléctricas.
L	Coefficiente de autoinducción por unidad de longitud de la línea eléctrica.
LC	Longitud de una cadena.
Lr	Rama de una red.
M	Tasa de mutación.
$M(H,g)$	Número de cadenas muestreadas por el esquema H en la generación g de una cierta población.
N	Número de individuos (población) utilizados en un algoritmo genético.
N_a	Conjunto de tamaños de conductor propuestos para ser utilizados en la construcción de líneas.
N_b	Conjunto de tamaños de subestaciones propuestos para ser utilizados en la construcción de dichas subestaciones.
N_f	Conjunto de rutas ficticias (líneas ficticias) que se añaden para unir los sumideros con la subestación ficticia.
N_F	Conjunto de rutas formado por aquellas que pertenecientes a N_{FP} o a N_{FR}
N_{FE}	Conjunto de rutas (entre nudos) asociadas a líneas existentes del sistema de distribución inicial.
N_{FP}	Conjunto de rutas (entre nudos) propuestas para la construcción de líneas futuras.
N_{FR}	Conjunto de rutas (entre nudos) asociadas a rutas seleccionadas para la construcción de líneas futuras. Solamente es variable el tamaño del conductor.
N_{kE}	Conjunto de nudos que están conectados al nudo k .
N_{kP}	Conjunto de nudos propuestos para ser conectados al nudo k .
N_S	Conjunto de rutas formado por aquellas pertenecientes a N_{SP} o a N_{SR}
N_{SE}	Conjunto de nudos asociados a subestaciones existentes del sistema de distribución inicial.
N_{SP}	Conjunto de nudos asociados a localizaciones propuestas para la construcción de subestaciones futuras.

N_{SR}	Conjunto de nudos asociados a localizaciones seleccionadas para la construcción de subestaciones futuras. Solamente el tamaño de la subestación es variable.
p	Número de objetivos de un problema de optimización multiobjetivo.
$P(H,g)$	Representación proporcional de H en la población.
$P_{pjh \max}$	Potencia de pérdidas máxima en la línea j .
$P_{pjh \text{ med}}$	Potencia de pérdidas media en la línea j .
R	Resistencia por unidad de longitud de la línea.
R_{jh}	Resistencia del conductor h de una fase de la línea j en ohmios.
S_i	Es el dato de potencia aparente punta por fase (vector en el campo complejo) demandada en el nudo i -ésimo en el algoritmo de cálculo de las tensiones.
S_{jh}	Potencia aparente punta transportada por la línea j .
$S_{\max h}$	Límite térmico del conductor h .
S_{\max}	Potencia aparente máxima transportable por un conductor
$S_r(\underline{x})$	Función objetivo ponderada utilizada en problemas de diseño óptimo multiobjetivo.
V	Tensión de línea.
VAN	Valor actualizado neto.
V_{fi}	Tensión (vector en el campo complejo) de fase en el nudo i .
V_{fL1}	Tensión (vector en el campo complejo) de fase en el nudo L_1 .
V_{fL2}	Tensión (vector en el campo complejo) de fase en el nudo L_2 .
V_i	Tensión en el nudo i -ésimo del sistema de distribución.
V_{nom}	Tensión nominal asociada al sistema de distribución.
\underline{V}_r	Vector asociado a la solución \underline{x}_r de un problema de optimización multiobjetivo, y que permite evaluar dicha solución.
\underline{W}_r	Vector asociado a la solución \underline{x}_r de un problema de optimización multiobjetivo, y que permite evaluar dicha solución.
X	Reactancia por unidad de longitud de la línea.
\underline{X}	Región de soluciones factibles de un problema de optimización multiobjetivo.
Y	La mitad de la admitancia asociada a la capacidad por unidad de longitud de la línea.

Y_{Lr}	La mitad de la admitancia de la línea Lr .
Y_x	Valores de la admitancia (la mitad de ella) de las ramas que están conectadas al nudo L_2 aguas abajo.
Z_L	Impedancia serie de la línea en la rama L .

LETRAS MINÚSCULAS

$(\ell_{ij})_a$	Longitud de la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta (i,j) .
$(\ell_{ij})_E$	Longitud de la línea existente situada en la ruta (i,j) .
$(r_{ij})_a$	Tiempo medio de parada (horas) por cada fallo que se produce en la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta (i,j) .
$(r_{ij})_E$	Tiempo medio de parada (horas) por cada fallo que se produce en la línea existente situada en la ruta (i,j) .
$(u_{ij})_E, (u_{ij})_a$	Constantes resultantes de los cálculos, asociadas a cada ruta (i,j) .
\bar{f}	Evaluación media de la población total.
f	Frecuencia.
$f(H,g)$	Evaluación media de las cadenas muestreadas por el esquema H en la población actual.
f_i	Evaluación asociada a la cadena i .
f_i/\bar{f}_i	Aptitud del individuo i .
f_m	Factor de mutación.
$g_i(\underline{x})$	Restricciones de un problema de optimización multiobjetivo.
k_c	Parámetro que relaciona al factor de carga con el factor de pérdidas.
ℓ	Longitud de una ruta.
n	Número de objetivos de un problema de optimización.
nt	Número total de nudos asociados al sistema de distribución (conjunto de nudos existentes del sistema de distribución inicial junto con el conjunto de nudos futuros).
p_c	Probabilidad de que una cadena sufra un cruce.
p_m	Probabilidad de que se le aplique mutación a una posición de una cadena.
r_p	Número de rutas propuestas para la construcción de líneas.
\underline{x}	Vector correspondiente a una solución de un problema de optimización multiobjetivo.

$\underline{z}(\underline{x})$	Vector p -dimensional de funciones objetivo $(z_1(\underline{x}), z_2(\underline{x}), \dots, z_p(\underline{x}))$.
z_{ij}	Variable binaria asociada a la ruta (i,j) .
$z_k(\underline{x}^k)$	Función objetivo de un problema de optimización multiobjetivo.

LETRAS GRIEGAS

$(\lambda_{ij})_a$	Tasa de fallos por año y por unidad de longitud asociada a la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.
$(\lambda_{ij})_E$	Tasa de fallos por año y por unidad de longitud asociada a la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.
ω	Frecuencia angular (pulsación).
$\underline{\varepsilon}$	Vector utilizado en el método de optimización multiobjetivo ε -constraint.
w_i	Peso correspondiente al objetivo i de un problema de optimización multiobjetivo.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Página</u>
Figura 1.1. Intervalos temporales en un diseño multietapa	4
Figura 1.2. Esquema de un sistema informatizado de diseño de sistemas de distribución de energía eléctrica	6
Figura 3.1. Ejemplo de diseño propuesto	35
Figura 3.2. Representación de los arcos que unen dos nudos.....	35
Figura 3.3. Ejemplo de solución a un problema de diseño	38
Figura 3.4. Flujos de potencia en una porción de una red de distribución de energía eléctrica.....	51
Figura 4.1. Arbol de búsqueda de soluciones del algoritmo de ramificación y acotamiento	57
Figura 4.2. Ruleta utilizada en el método estocástico universal.....	74
Figura 4.3. Cubo representando un espacio simple tridimensional	77
Figura 4.4. Representación de tres soluciones de un problema multiobjetivo	79
Figura 4.5. Representación de la aptitud de soluciones de un algoritmo genético	88
Figura 4.6. Representación de soluciones en función de su Coste y su <i>FEENS</i>	90
Figura 4.7. Posible representación de la superficie formada por las soluciones no dominadas	91
Figura 4.8. Zona excluida en el proceso de búsqueda de soluciones por limitación del coste	92
Figura 5.1. Comparación de tiempos del algoritmo genético frente al programa lp_solve. (Ejemplos de redes eléctricas con un tamaño de conductor).....	124
Figura 5.2. Comparación de tiempos del algoritmo genético frente al programa lp_solve. (Ejemplos de redes eléctricas con dos tamaños de conductor)	125
Figura 5.3. Comparación de tiempos de cálculo haciendo uso de costes variables linealizados y costes variables no lineales (1 tamaño de conductor)	129
Figura 5.4. Comparación de tiempos de cálculo haciendo uso de costes variables linealizados y costes variables no lineales (dos tamaños de conductor)	130
Figura 5.5. Red inicial completa del caso 1	136
Figura 5.6. Red inicial radial en explotación del caso 1	137
Figura 5.7. Red de líneas futuras propuestas para el caso 1	138
Figura 5.8. Solución radial para el caso 1 (costes variables linealizados).....	139
Figura 5.9. Solución completa para el caso 1 (costes variables linealizados)	140
Figura 5.10. Solución radial para el caso 1 (costes variables no lineales).....	141
Figura 5.11. Solución completa para el caso 1 (costes variables no lineales)	142
Figura 5.12. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).....	143
Figura 5.13. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).....	144
Figura 5.14. Red inicial completa del caso 2	148
Figura 5.15. Red inicial radial en explotación del caso 2.....	149
Figura 5.16. Red de líneas futuras propuestas del caso 2	150
Figura 5.17. Solución radial en explotación del caso 2 (costes variables linealizados)	151

Figura 5.18.	Solución completa del caso 2 (costes variables linealizados)	152
Figura 5.19.	Solución radial en explotación del caso 2 (costes variables no lineales)	153
Figura 5.20.	Solución completa del caso 2 (costes variables no lineales)	154
Figura 5.21.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados)	155
Figura 5.22.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales)	156
Figura 5.23.	Red inicial completa del caso 3.....	159
Figura 5.24.	Red inicial radial en explotación del caso 3	160
Figura 5.25.	Red de líneas futuras propuestas para el caso 3	161
Figura 5.26.	Solución radial para el caso 3 (costes variables linealizados)	162
Figura 5.27.	Solución completa para el caso 3 (costes variables linealizados).....	163
Figura 5.28.	Solución radial para el caso 3 (costes variables no lineales)	164
Figura 5.29.	Solución completa para el caso 3 (costes variables no lineales)	165
Figura 5.30.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados)	166
Figura 5.31.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales)	167
Figura 5.32.	Red inicial completa del caso 4.....	170
Figura 5.33.	Red inicial radial en explotación del caso 4	171
Figura 5.34.	Red de líneas futuras propuestas del caso 4	172
Figura 5.35.	Solución radial en explotación del caso 4	173
Figura 5.36.	Solución completa del caso 4	174
Figura 5.37.	Solución radial en explotación de la etapa intermedia	175
Figura 5.38.	Solución completa de la etapa intermedia.....	176
Figura 5.39.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados)	177
Figura 5.40.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales)	178
Figura 5.41.	Red inicial completa del caso 5.....	182
Figura 5.42.	Red inicial radial en explotación del caso 5	183
Figura 5.43.	Red de líneas futuras propuestas del caso 5	184
Figura 5.44.	Solución radial en explotación del caso 5 (costes variables linealizados).....	185
Figura 5.45.	Solución completa del caso 5 (costes variables linealizados)	186
Figura 5.46.	Solución radial en explotación del caso 5 (costes variables no lineales)	187
Figura 5.47.	Solución completa del caso 5 (costes variables no lineales)	188
Figura 5.48.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados)	189
Figura 5.49.	Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales)	190
Figura 5.50.	Representación de los tiempos consumidos por el algoritmo genético en función de las rutas propuestas en cada uno de los cinco casos de redes de distribución	199
Figura 5.51.	Representación de los tiempos consumidos por el algoritmo genético en función de las variables 0-1 en cada uno de los cinco casos de redes de distribución	200
Figura 5.52.	Red propuesta del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo	211
Figura 5.53.	Solución multiobjetivo completa (ejemplo ilustrativo).....	212

Figura 5.54. Solución monobjetivo (ejemplo ilustrativo).....	213
Figura 5.55. Solución multiobjetivo radial en explotación (ejemplo ilustrativo).....	214
Figura 5.56. Red propuesta y soluciones monobjetivo y multiobjetivo (ejemplo ilustrativo).....	215
Figura 5.57. Evolución de las curvas de soluciones no dominadas en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo	216
Figura 5.58. Curva de soluciones no dominadas alcanzada al finalizar el diseño óptimo multiobjetivo del ejemplo ilustrativo	217
Figura 5.59. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.....	218
Figura 5.60. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo	219
Figura 5.61. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo	220
Figura 5.62. Soluciones seleccionadas al finalizar el primer proceso como representación de la curva de soluciones no dominadas (ejemplo ilustrativo)	221
Figura 5.63. Red inicial completa del caso 6	228
Figura 5.64. Red de líneas propuestas para el caso 6	229
Figura 5.65. Solución completa multiobjetivo del caso 6	230
Figura 5.66. Solución monobjetivo del caso 6	231
Figura 5.67. Soluciones multiobjetivo y monobjetivo obtenidas (caso 6)	232
Figura 5.68. Evolución de las soluciones no dominadas (caso 6)	233
Figura 5.69. Soluciones no dominadas obtenidas al finalizar el diseño (caso 6)	234
Figura 5.70. Soluciones guardadas al final del primer proceso (caso 6)	235
Figura 5.71. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.....	236
Figura 5.72. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo	237
Figura 5.73. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo	238
Figura 5.74. Red inicial completa del caso 7	245
Figura 5.75. Red de líneas y subestaciones futuras propuestas para el caso 7	246
Figura 5.76. Solución multiobjetivo (caso 7).....	247
Figura 5.77. Solución monobjetivo (caso 7)	248
Figura 5.78. Soluciones multiobjetivo y monobjetivo alcanzadas (caso 7).....	249
Figura 5.79. Evolución de las curvas de soluciones no dominadas (caso 7)	250
Figura 5.80. Soluciones no dominadas obtenidas al finalizar el diseño (caso 7)	251
Figura 5.81. Soluciones guardadas al final del primer proceso (caso 7)	252
Figura 5.82. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo.....	253
Figura 5.83. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo	254
Figura 5.84. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo	255
Figura I.1. Relación entre F_c y F_p	294
Figura III.1. Porción de una red radial en operación.....	303
Figura III.2. Agrupación de ramas por niveles en una red	304

Figura III.3. Modelo de las líneas (parámetros concentrados).....	305
Figura III.4. Representación de las intensidades nodales y de rama.....	306
Figura IV.1. Porción de una red de distribución con dos líneas de reserva	309
Figura IV.2. Representación de las líneas ficticias y subestación ficticia necesarias para realizar el cálculo de la función de energía esperada no suministrada.....	310
Figura VII.1. Red propuesta.....	333
Figura VII.2. Solución sin restricciones.....	334
Figura VII.3. Solución con un 5% de restricción en las máximas caídas de tensión permisibles	335
Figura VII.4. Solución con una restricción del 4% en las máximas caídas de tensión permisibles	336
Figura VII.5. Red propuesta y soluciones obtenidas.....	337
Figura VIII.1. Solución sin restricción de radialidad	341
Figura VIII.2. Solución con restricción de radialidad	342
Figura VIII.3. Soluciones obtenidas sin restricción y con restricción de radialidad	343
Figura IX.1 Diagrama de flujo simplificado del algoritmo implementado.....	355

LISTA DE TABLAS

	<u>Página</u>
Tabla 1.1. Costes fijos en los últimos años asociados al sistema de energía eléctrica	2
Tabla 2.1. Características de los modelos revisados (I)	15
Tabla 2.2. Características de los modelos revisados (II)	16
Tabla 4.1. Equivalencias entre una simulación termodinámica y un problema combinatorial	59
Tabla 5.1. Características de las 6 redes utilizadas en los experimentos (Un tamaño de conductor)	118
Tabla 5.2. Características de las 6 redes utilizadas en los experimentos (Dos tamaños de conductor)	119
Tabla 5.3. Tiempo consumidos, en segundos, por el algoritmo genético y el programa lp_solve (Ejemplos de redes eléctricas con un tamaño de conductor)	123
Tabla 5.4. Tiempos consumidos, en segundos, por el algoritmo genético y el programa lp_solve (Ejemplos de redes eléctricas con dos tamaños de conductor)	123
Tabla 5.5. Tiempo, en segundos, para cada uno de los modelos utilizando un tamaño de conductor	128
Tabla 5.6. Tiempo, en segundos, para cada uno de los modelos utilizando dos tamaños de conductor	128
Tabla 5.7. Características de las redes de distribución diseñadas	132
Tabla 5.8. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 1)	135
Tabla 5.9. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 1)	143
Tabla 5.10. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 1)	144
Tabla 5.11. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 2)	146
Tabla 5.12. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 2)	155
Tabla 5.13. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 2)	156
Tabla 5.14. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 3)	158
Tabla 5.15. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 3)	166
Tabla 5.16. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 3)	167

Tabla 5.17.	Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 4)	177
Tabla 5.18.	Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 4)	178
Tabla 5.19.	Diferencias en la topología de las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes variables linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso5)	180
Tabla 5.20.	Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes variables linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 5).....	181
Tabla 5.21.	Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 5)	189
Tabla 5.22.	Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 5)	190
Tabla 5.23.	Valores relativos a las dimensiones de las redes de distribución	192
Tabla 5.24.	Comparación de los resultados obtenidos en las 5 redes diseñadas	194
Tabla 5.25.	Tiempos consumidos en la obtención de la solución de las cinco redes diseñadas.....	195
Tabla 5.26.	Comparación de costes y de <i>FEENS</i> entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo	204
Tabla 5.27.	Diferencias topológicas entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo	204
Tabla 5.28.	Diferencias de tamaños de las líneas entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo	204
Tabla 5.29.	Resultados de los procesos del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.	208
Tabla 5.30.	Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo de redes	209
Tabla 5.31.	Desplazamiento del “centro de los ideales” en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.....	210
Tabla 5.32.	Resultados de los procesos del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo	223
Tabla 5.33.	Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo	223
Tabla 5.34.	Comparación de costes y de <i>FEENS</i> entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo de redes.....	224
Tabla 5.35.	Desplazamiento del “centro de los ideales” en el caso 6.....	225
Tabla 5.36.	Diferencias topológicas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso6)	227
Tabla 5.37.	Diferencias de tamaños de conductor entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 6)	227
Tabla 5.38.	Resultados de los procesos del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo de redes	239
Tabla 5.39.	Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo	240
Tabla 5.40.	Comparación de costes y de <i>FEENS</i> entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo de redes.....	241
Tabla 5.41.	Desplazamiento del “centro de los ideales” en el caso 7.....	242
Tabla 5.42.	Diferencias topológicas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 7)	243

Tabla 5.43.	Diferencias de tamaño de los conductores de las líneas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 7)	244
Tabla 5.44.	Datos relativos a las dimensiones de las redes diseñadas	256
Tabla 5.45.	Comparación de los resultados obtenidos en las redes diseñadas	258
Tabla I.1.	Tasas de fallo de los conductores utilizados	298
Tabla I.2.	Tiempo medio de parada para líneas subterráneas.....	298
Tabla I.3.	Tiempo medio de parada para líneas aéreas.....	298
Tabla I.4.	Límites térmicos de los conductores utilizados en la construcción de líneas.....	299
Tabla III.1.	Numeración de las ramas de la figura III.2.....	304
Tabla V.1.	Datos de la topología del caso 1	314
Tabla V.2.	Datos de la topología del caso 2	315
Tabla V.3.	Datos de la topología del caso 3	316
Tabla V.4.	Datos de la topología del caso 4	317
Tabla V.5.	Datos de la topología del caso 5	318
Tabla V.6.	Datos de la topología del caso 6	321
Tabla V.7.	Datos de la topología del caso 7	322
Tabla V.8.	Demandas existentes del caso 1	322
Tabla V.9.	Demandas existentes de los casos 2 y 7.....	322
Tabla V.10.	Demandas existentes del caso 3.....	322
Tabla V.11.	Demandas existentes del caso 4.....	322
Tabla V.12.	Demandas existentes del caso 5.....	322
Tabla V.13.	Demandas existentes del caso 6.....	323
Tabla V.14.	Demandas finales de los casos 1, 3 y 6.....	323
Tabla V.15.	Demandas intermedias del caso 4	323
Tabla V.16.	Demandas finales de los casos 2, 4 y 7	324
Tabla V.17.	Demandas finales del caso 5	324
Tabla VI.1.	Tensiones en los nudos en punta del caso 1 (costes variables linealizados)	325
Tabla VI.2.	Tensiones en los nudos en punta del caso 1 (costes variables no lineales)	325
Tabla VI.3.	Tensiones en los nudos en punta del caso 2 (costes variables linealizados)	325
Tabla VI.4.	Tensiones en los nudos en punta del caso 2 (costes variables no lineales)	325
Tabla VI.5.	Tensiones en los nudos en punta del caso 3 (costes variables linealizados)	326
Tabla VI.6.	Tensiones en los nudos en punta del caso 3 (costes variables no lineales)	326
Tabla VI.7.	Tensiones en los nudos en punta del caso 4.....	326
Tabla VI.8.	Tensiones en los nudos en punta del caso 5 (costes variables linealizados)	326
Tabla VI.9.	Tensiones en los nudos en punta del caso 5 (costes variables no lineales)	326
Tabla VI.10.	Tensiones en los nudos en punta del caso 6 monobjetivo.....	327
Tabla VI.11.	Tensiones en los nudos en punta del caso 6 multiobjetivo	327
Tabla VI.12.	Tensiones en los nudos en punta del caso 7 monobjetivo.....	327
Tabla VI.13.	Tensiones en los nudos en punta del caso 7 multiobjetivo	327
Tabla VII.1.	Diferencias de tamaño de conductor utilizados entre las soluciones obtenidas (sin restricción y con restricción del 5%).....	330
Tabla VII.2.	Diferencias de tamaños de conductor utilizados entre ambas soluciones (sin restricción y restricción del 4%)	330
Tabla VII.3.	Diferencias topológicas entre ambas soluciones (sin restricción y con restricción del 4%).....	330
Tabla VII.4.	Comparación de costes cuando se aplica una restricción del 5%.....	331

Tabla VII.5. Comparación de costes cuando se aplica una restricción del 4%	331
Tabla VIII.1. Diferencias topológicas entre las soluciones obtenidas aplicando la restricción de radialidad y sin aplicarla	339
Tabla VIII.2. Diferencias en los tamaños utilizados para la construcción de líneas entre la solución obtenida aplicando la restricción de radialidad y la solución obtenida cuando no se aplica.....	339
Tabla VIII.3. Comparación de costes entre las soluciones obtenidas cuando se aplica la restricción de radialidad y cuando no se aplica.....	340

1.1 EL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

La finalidad principal de un sistema de energía eléctrica es la de satisfacer las demandas de energía de los consumidores en unas determinadas condiciones técnicas. Los sistemas de generación se instalan, cuando es posible, allí donde resultan más rentables. El sistema de transporte se utiliza para enviar grandes cantidades de energía desde las principales zonas de generación hasta las zonas de demanda. Los sistemas de distribución llevan la energía a los consumidores finales, utilizando el nivel de tensión más adecuado. Por lo tanto, un sistema de energía eléctrica realiza tres funciones diferentes, cada una de ellas soportada por cada uno de los subsistemas en que puede dividirse. Frecuentemente, las compañías eléctricas cubren una (o varias) de estas funciones dentro de una determinada área o región.

Pueden encontrarse, dentro de un sistema eléctrico, diferentes niveles de tensión, que pueden variar según sea el país y/o la compañía eléctrica considerada. La clasificación de niveles de tensión, que aquí se va a utilizar, es la siguiente:

- Baja tensión (LV): menos de 1kV.
- Media tensión (MV): De 1 kV a 36 kV, utilizados usualmente en sistemas de distribución primarios.
- Alta tensión (HV): Por encima de 36 kV.

Las tensiones normalizadas se ajustan a las reglamentaciones específicas vigentes en cada país. En España, la distribución primaria de energía eléctrica se realiza, con frecuencia, usando tensiones dentro del rango de la media tensión indicado anteriormente.

Los costes asociados a los sistemas de generación, transporte y distribución (en España, durante los últimos años) se indican en la tabla 1.1, estando los mismos expresados en millones de pesetas [Unesa (1997)]. A la vista de estos datos se puede afirmar que la distribución es una parte muy importante, en términos de costes económicos, del sistema de energía eléctrica. Se aprecia que, durante los últimos años,

los costes correspondientes a la distribución han aumentado significativamente respecto de los costes totales. Así, en el año 1997 le corresponde a la distribución un 19 % (154294 millones de pesetas) de los 813121 millones asociados al sistema eléctrico.

	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997 [†]
Generación	516643	564990	601022	642850	644954	644622	580950	668627	681118	565816
Transporte	67076	69115	71192	78684	81960	74863	70497	84964	89376	93011
Distribución	87111	89758	95360	107811	113255	117728	128181	139672	147962	154294
Coste total	670830	723863	767574	829345	840169	837213	779628	893263	918456	813121
% (Distribución)*	12.98	12.39	12.42	12.99	13.48	14.06	16.44	15.64	16.11	18.97

* % que representan los costes asociados a la distribución respecto del coste total (compuesto por generación, transporte y distribución)

[†] Costes pendientes de revisión por UNESA.

Tabla 1.1 Costes fijos en los últimos años asociados al sistema de energía eléctrica.

1.2 DISEÑO ÓPTIMO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Dado un sistema de distribución, pueden ser conocidos los valores actuales de las demandas de potencias y es factible prever el crecimiento de las mismas. El problema básico que usualmente se ha considerado en la literatura especializada ha sido el de la minimización de una única función objetivo (monobjetivo) que representa los costes totales asociados a la expansión del sistema (líneas y subestaciones simultáneamente), conocidas las demandas futuras y los límites de transporte de potencia de las líneas y los de suministro de potencia de las subestaciones [Willis and Northcote-Green (1985), Gönen and Ramírez-Rosado (1986), Khator and Leung (1997), Willis et al. (1995)].

En la realización del diseño de un sistema de distribución se desean contemplar varios aspectos básicos como son:

- Obtener una solución técnicamente factible. Para ello, se han de realizar los cálculos necesarios para comprobar que los requisitos técnicos habituales se

cumplen. Por ejemplo, se han de cumplir las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles que determine la política de la compañía eléctrica.

- b) Evaluar el coste de cada línea y de cada subestación del sistema. Frecuentemente intervienen en esta evaluación datos de coste unitario por longitud del conductor de línea aérea o subterránea, de la excavación necesaria para su instalación, coste de compra e instalación de un seccionador o transformador, etc.
- c) Asegurar que los diferentes tipos de costes puedan ser comparados. Esto requiere que los costes de las diferentes soluciones técnicas propuestas se presenten evaluados en unidades monetarias referidas a un determinado momento en el tiempo. Para ello, los costes anuales y los capitales invertidos en el sistema de distribución se calculan actualizados al momento presente.

1.2.1 Dimensión temporal del diseño.

La planificación óptima del sistema de distribución de energía eléctrica posee, como principal propósito, determinar la configuración óptima de la red, qué inversiones deben realizarse y el momento de la construcción de las distintas partes de la red con el fin de alcanzar costes globales mínimos asociados a dicho sistema. En cada una de las etapas del proceso de diseño se han de tener en cuenta aspectos relativos a la calidad de suministro y de fiabilidad, manteniendo los costes del sistema de distribución en el nivel más bajo posible.

Uno de los primeros aspectos que debe fijarse al plantear el diseño óptimo de una red de distribución es el de acotar claramente el intervalo temporal que va a abarcar dicho diseño. Básicamente se pueden distinguir dos modelos de diseño óptimo generales según el planteamiento adoptado:

- Modelos monoetapa.
- Modelos multietapa.

En el primer caso se considera que el diseño óptimo se realiza con los datos de las demandas de potencia de los centros de consumo al final del periodo de tiempo considerado en la planificación. La configuración del sistema de distribución que se

obtendrá con este método será válida dentro de ese periodo en el que se conocen los parámetros que pueden influir en las variables del problema de optimización.

En la metodología de los modelos multietapa se consideran diferentes etapas de tiempo en las cuales se conoce una previsión de la evolución, en detalle, de los consumos eléctricos de los centros de demanda y demás variables del sistema en estudio. Este enfoque puede plantearse, por ejemplo, mediante una descomposición en sucesivas optimizaciones monoetapa. En la figura 1.1 se muestran varios intervalos de tiempo en los que se conocen las variables implicadas en el planteamiento del problema del diseño óptimo. El horizonte final se ha situado en diez años a partir del instante actual, dividiéndose, en este caso, el periodo total de tiempo en diez intervalos, cada uno de ellos con una duración de un año.



Figura 1.1. Intervalos temporales en un diseño multietapa.

Generalmente, existirá un sistema de distribución inicial, en el momento actual, que se pretende ampliar para cubrir la demanda de la etapa (año) siguiente. Si se aplica una metodología pseudodinámica [Sun et al.(1982), Ramírez-Rosado and Gönen (1991)], se planteará una primera optimización monoetapa para el horizonte (demandas del sistema de distribución previstas para el año décimo) y, posteriormente, sucesivas optimizaciones monoetapa para las demandas de energía eléctrica de los años intermedios. Para el final del primer año se obtendrá, mediante la correspondiente optimización, una configuración óptima del sistema de distribución en estudio ya que se conocen para ese año las características generales que deberá satisfacer la red a construir (demandas en los nudos existentes y futuros, y posibles tamaños y localización de las subestaciones y líneas futuras a construir, obtenidos estos últimos de la optimización realizada previamente para el horizonte). En el periodo de tiempo que va desde el final del primer año hasta el final del segundo se puede realizar de nuevo un proceso de diseño óptimo. A continuación se parte de la red que se tenía al final del primer año, se consideran las nuevas demandas a satisfacer en ese periodo y se lleva a cabo otro proceso de optimización siguiendo la metodología descrita. Sucesivamente, se irán obteniendo diseños óptimos para cada uno de los años, con lo que se habrá alcanzado el horizonte fijado y se habrá terminado el proceso de optimización multietapa utilizando varios procesos monoetapa. Otra posibilidad es la de aplicar una

metodología dinámica [Adams and Laughton (1974), Gönen and Foote (1981), Gönen and Ramírez-Rosado (1986, 1987), Partanen (1990), Youssef and Hackman (1988)], alcanzando mediante una única optimización las configuraciones de la red correspondientes a todas las etapas en estudio de forma simultánea.

Los costes económicos, asociados al sistema de distribución, deberán ser actualizados al momento presente teniendo en cuenta el horizonte del diseño [Gönen (1990), Blanco (1987)]. Por ello, se tendrá en consideración, entre otros, la inflación y la tasa de descuento en el periodo de tiempo del diseño.

1.2.2 Diseño óptimo asistido por ordenador.

Minimizar los costes económicos asociados a un sistema de distribución de energía eléctrica puede resultar una tarea complicada. Un sistema con una única subestación puede poseer un número enorme de diseños técnicamente posibles en el contexto de la planificación óptima. En la situación de existir varias subestaciones la tarea de planificación puede ser realmente ardua. Por todo esto, la utilización de herramientas informáticas que ayuden a obtener la configuración de coste mínimo para un sistema de distribución, ha sido la meta de una gran cantidad de investigadores durante las tres últimas décadas. Esto ha dado como resultado la realización de herramientas informáticas que han ayudado al planificador en su tarea de diseño. Con su aplicación pueden alcanzarse reducciones de un 5 a un 10 por ciento en los costes económicos asociados al sistema de distribución [Willis et al. (1995)], razón suficiente para que se utilicen como herramientas de diseño ya que con ellas pueden lograrse ahorros muy importantes en los costes, dadas las elevadas cifras de inversiones en estos sistemas eléctricos.

Los ordenadores se utilizan, en la práctica, como una herramienta por parte del diseñador. Es deseable que exista una base de datos en la que se encuentre la información necesaria para el diseño [Brauner and Zobel (1994), Yeh and Tram (1997)]. En la figura 1.2 se observa un esquema simplificado de un posible procedimiento de diseño.

Como ya se ha indicado anteriormente, el diseño óptimo de un sistema de distribución tiene, entre otros, como objetivo básico alcanzar los costes mínimos asociados al mismo, satisfaciendo las demandas eléctricas con unos niveles de fiabilidad aceptables, lo que constituye una tarea complicada. Además, se deben tener en cuenta

restricciones técnicas como son los límites de transporte y suministro de potencia de las líneas y subestaciones, las máximas caídas de tensión permitidas en los nudos de la red y la radialidad (en operación) que cabe esperar en un sistema de distribución [Pansini (1983), Gönen (1986), Lakervi and Holmes (1995), Espinosa (1990)].

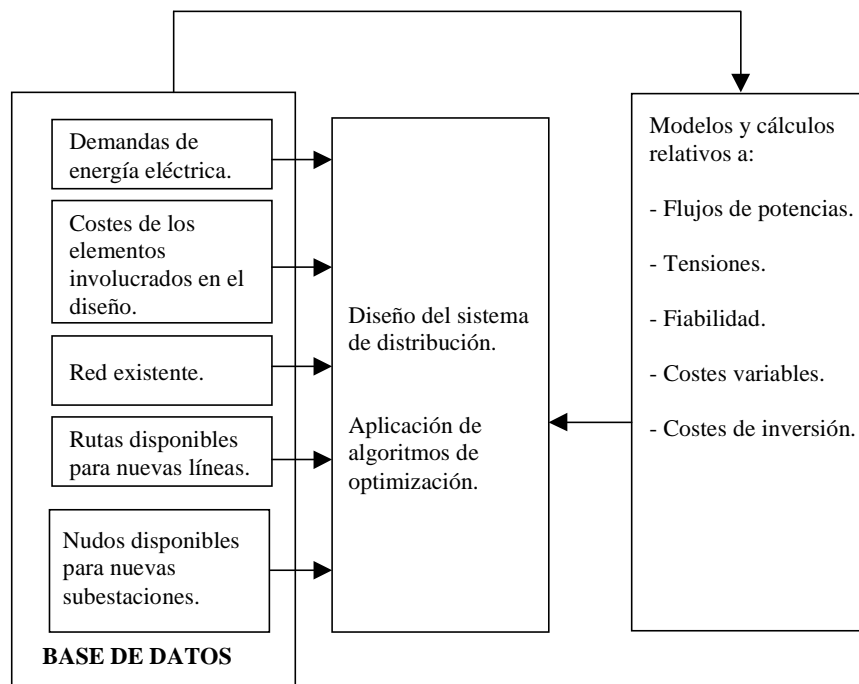


Figura 1.2. Esquema de un sistema informatizado de diseño de sistemas de distribución de energía eléctrica.

La fiabilidad del sistema de distribución puede tenerse en cuenta en el diseño de una red de distribución, lo que requiere su evaluación mediante índices adecuados [Munasinghe and Acott (1978), Endrenyi (1978), Oliveira and Miranda (1979), Allan et al. (1979), Partanen et al. (1990), Roldán y Borjes (1990), Miranda (1991), Billinton et al. (1987), Allan (1993), Allan and Da Silva (1995)]. El valor estimado de energía esperada que los consumidores pueden llegar a dejar de recibir, a causa de interrupciones no previstas del suministro de energía, es una variable que puede utilizarse, por ejemplo, dentro de los estudios de evaluación de la fiabilidad de un sistema de distribución de energía eléctrica. La optimización de la fiabilidad, simultáneamente a la de los costes económicos en el proceso de diseño óptimo de los sistemas de distribución, es una tarea de gran interés aunque no ha sido abordada satisfactoriamente en la literatura especializada.

Un factor que afecta a la calidad del suministro eléctrico es el valor de la tensión a la que cada consumidor recibe la energía eléctrica en estados normales de operación, siendo preciso que se encuentre dentro de un determinado rango con el fin de permitir el correcto funcionamiento de los equipos eléctricos de dicho consumidor. Desde el punto de vista del diseño, las tensiones excesivamente reducidas que pueden llegar a los centros de demanda se deben a las caídas de tensión excesivamente elevadas en los conductores de las líneas del sistema de distribución. En general, este aspecto debe ser considerado en la planificación óptima del sistema.

El diseño óptimo se ha abordado con frecuencia en los artículos científicos, tal y como se expondrá en el capítulo 2, básicamente como un problema clásico de optimización entera-mixta lineal, donde una función objetivo que representa los costes de ampliación de la red eléctrica se minimiza sujeta a restricciones técnicas relacionadas con el sistema de distribución de energía eléctrica. Frecuentemente, la formulación de la función objetivo ha incluido variables enteras 0-1 asociadas a los costes fijos y aproximaciones lineales para representar los costes variables. De este modo, los algoritmos bien conocidos de ramificación y acotamiento (“branch and bound”) se han aplicado habitualmente para resolver la correspondiente optimización (de gran complejidad combinatorial), los cuales se basan en la enumeración implícita de las soluciones factibles, empleando unos criterios adecuados de búsqueda de dichas soluciones. El proceso enumerativo de búsqueda de la solución óptima (ramificación y acotamiento) da lugar a un gran aumento de los tiempos de cálculo a medida que se consideran redes eléctricas de mayor tamaño (número más elevado de líneas y subestaciones).

Por ello, es importante plantear métodos alternativos que no conlleven tanto esfuerzo computacional. Los algoritmos genéticos se muestran como una posible alternativa a la resolución del problema de diseño indicado anteriormente. Estos algoritmos ya se han aplicado, con buenos resultados, en variados campos dentro del diseño óptimo de equipos y sistemas industriales, reduciendo en todos ellos el tiempo necesario para la obtención de soluciones al compararlos con otros métodos clásicos, e incluso mejorando los resultados alcanzados. En muchos casos se trata de un algoritmo que ayuda a otros a trabajar más eficientemente.

1.3 OBJETIVOS DE LA TESIS

Se desea implementar un algoritmo genético que aventaje a los clásicos algoritmos de ramificación y acotamiento utilizados en los programas que, con frecuencia, se han venido empleando en el diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica. Se pretende que el tiempo de computación consumido por el algoritmo desarrollado sea muy inferior al que precisan los programas citados.

Se desarrollarán nuevos operadores para el algoritmo genético que permitan obtener el óptimo global o soluciones muy cercanas al óptimo, evitando que el proceso de búsqueda de soluciones conduzca sólo a mínimos locales.

Se utilizará un alfabeto no binario (con números enteros) por las mayores facilidades (respecto de un alfabeto binario) para la consideración de aspectos importantes relativos al diseño, siendo destacable la sencillez con que puede llegar a plantearse el aspecto de la fiabilidad del sistema de distribución, a efectos del diseño óptimo, utilizando un alfabeto basado en el uso de números enteros.

Los resultados que se obtengan serán comparados con los logrados con un programa de optimización clásico, estudiando las ventajas de los algoritmos genéticos en cuanto a tiempos de cálculo. Se estudiará la calidad de las soluciones obtenidas con algoritmos genéticos por comparación con las que se alcancen con el programa clásico. Se estudiarán los límites de aplicación de dicho programa clásico y del nuevo método basado en algoritmos genéticos, especialmente en lo que se refiere a la dimensionalidad de las redes de distribución, cuyo diseño óptimo se pretende alcanzar, así como a los tiempos de CPU necesarios para encontrar dicho diseño. También se abordará la optimización de las redes de distribución en el contexto de las técnicas de optimización multiobjetivo, técnicas de extraordinario desarrollo en la última década y cuyo avance continúa en la actualidad como consecuencia de su aplicación directa a procesos industriales.

El programa basado en algoritmos genéticos tratará el diseño óptimo de sistemas de distribución utilizando la aproximación lineal de los costes variables o la verdadera función no lineal que representa, de forma más realista, dichos costes. La comparación de los resultados obtenidos con los costes variables linealizados y con los verdaderos costes variables no lineales permitirá evaluar la influencia de la modelización de los costes en las topologías alcanzadas en el diseño óptimo de los sistemas de distribución. Posteriormente se aplicará el correspondiente modelo no lineal a casos de diseño de

sistemas de distribución con múltiples objetivos a optimizar (modelo de diseño óptimo multiobjetivo).

Se pretende obtener, a partir de la investigación propuesta, un paquete informático que resuelva en tiempos razonables (de acuerdo a la complejidad de los modelos utilizados) el diseño óptimo de sistemas de distribución que son difícilmente abordables con las herramientas clásicamente utilizadas.

A partir de todo lo expuesto se ha planteado un conjunto de objetivos que se exponen a continuación:

- Realizar un programa de computador que, mediante algoritmos genéticos, resuelva un modelo de optimización monobjetivo de programación entera-mixta lineal para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica. Este modelo se refiere a la optimización del objetivo de costes económicos globales del sistema de distribución, sujeto a restricciones técnicas habituales, utilizando la aproximación lineal de los costes variables. El modelo contemplará la localización y tamaño óptimos de líneas y subestaciones, así como aspectos técnicos relativos al cálculo de tensiones y la evaluación de la fiabilidad de la red.
- Determinar el rango de valores más adecuados de los parámetros que controlan el funcionamiento del algoritmo genético para el diseño óptimo de las redes de distribución. Además, los resultados computacionales serán comparados con los alcanzados mediante un programa clásico de programación entera-mixta lineal, estudiando así mismo los tiempos de CPU obtenidos y observando las ventajas de los algoritmos genéticos sobre dicho programa clásico.
- Ampliar el programa de computador para que, con algoritmos genéticos, resuelva el correspondiente modelo de optimización monobjetivo de programación matemática entera-mixta no lineal, que contemple en la función objetivo los verdaderos costes económicos variables no lineales del sistema de distribución. Ello permitirá analizar las ventajas de este modelo no lineal respecto al entero-mixto lineal al ser aplicados a sistemas de distribución de dimensiones significativas.

- Considerar, en los modelos de diseño óptimo señalados, las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles en la red de distribución de energía eléctrica y la restricción de radialidad. Se procederá a estudiar la influencia de estas restricciones en las soluciones de diseño óptimo obtenidas en el proceso de optimización.
- Aplicar intensivamente el programa creado al diseño óptimo monobjetivo monoetapa de sistemas de distribución de dimensiones muy superiores a las que se suelen encontrar en la bibliografía especializada. Además, se procederá a mostrar la aplicación de los modelos citados al diseño óptimo monobjetivo multietapa de sistemas de distribución utilizando una metodología pseudodinámica y el algoritmo genético desarrollado.
- Desarrollar un programa, sobre la base de los algoritmos genéticos, para que resuelva un modelo general de optimización multiobjetivo de programación entera-mixta no lineal para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica. Aunque el algoritmo desarrollado podrá ser utilizado con múltiples objetivos, se aplicará a casos prácticos considerando dos objetivos que serán el coste económico y la fiabilidad asociados al sistema de distribución, evaluando funciones adecuadas de dichos objetivos a efectos del diseño óptimo. Al igual que en el diseño óptimo monobjetivo, se aplicará el programa de diseño óptimo multiobjetivo a redes de dimensiones muy superiores a las que se suelen encontrar en la bibliografía especializada.

De este modo, la investigación conducirá finalmente a la creación de un robusto paquete informático para el diseño óptimo de sistemas de distribución, sobre la base de los algoritmos genéticos incorporados y que logre, además, la inclusión de múltiples objetivos en dicho diseño.

1.4 CONTENIDO Y ESTRUCTURA DE LA TESIS

En el capítulo 1 se procede a introducir los conceptos básicos que intervienen en el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica, resaltando los aspectos relativos a los costes económicos y a los aspectos técnicos que deben considerarse.

El capítulo 2 muestra la amplia revisión bibliográfica realizada, indicando el estado del arte dentro del diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

En el capítulo 3 se recogen los modelos de optimización monobjetivo y multiobjetivo de programación entera-mixta no lineal, para el diseño óptimo de sistemas de energía eléctrica, que se han aplicado en los trabajos de investigación llevados a cabo. Se detallan las funciones objetivo utilizadas y las restricciones que se han considerado en los modelos mostrados.

En el cuarto capítulo se describen los algoritmos genéticos que, en general, pueden ser aplicados como técnicas matemáticas de optimización. Además, se indican con detalle las características del nuevo algoritmo genético que se ha implementado para la realización de los trabajos de investigación que se han llevado a cabo, indicando aquellos aspectos originales que lo diferencian de un algoritmo genético clásico.

En el capítulo 5 se muestran los resultados computacionales logrados, en la aplicación intensiva de los modelos de diseño óptimo del capítulo 3, tanto en casos prácticos de diseño monobjetivo (utilizando una única función objetivo de costes económicos) como multiobjetivo (haciendo uso de dos funciones objetivo, una de costes económicos y otra relacionada con la fiabilidad del sistema de energía eléctrica), utilizando redes de distribución reales de dimensiones significativas.

El capítulo 6 recoge (con mayor detalle que en esta introducción) un resumen del trabajo de investigación realizado, los resultados alcanzados y las aportaciones logradas originales, y apunta las futuras líneas de investigación que se pretenden abordar.

Por último, en los apéndices pueden encontrarse datos relevantes de los sistemas de distribución utilizados en el capítulo 5 (capítulo que recoge en detalle los resultados computacionales). También se incluyen aspectos relativos a los modelos y métodos de cálculo que se han desarrollado y aplicado en el diseño óptimo de los sistemas de distribución utilizados en dicho capítulo. Así mismo, en los apéndices se incluyen los resultados computacionales que muestran la influencia que pueden tener en el diseño óptimo la consideración de las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles y de radialidad.

Capítulo 2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En este capítulo se muestra una revisión de los modelos matemáticos aplicados al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica y que pueden encontrarse en la literatura técnica especializada. En primer lugar se indican las circunstancias que propiciaron el nacimiento y desarrollo de la investigación de operaciones (conjunto de herramientas matemáticas que posibilitaron el desarrollo de modelos matemáticos aplicables, entre otros muchos tipos de problemas, al del diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica). Posteriormente se muestran los primeros modelos que se desarrollaron. Tras estos apartados, que pueden considerarse como introductorios, se procede a la agrupación de los modelos de optimización existentes, comentando las características que se han considerado más relevantes. Se analizan aquellos que contemplan bien a las subestaciones o bien a las líneas como principales elementos involucrados en el proceso de diseño. Se comentan los modelos que utilizan costes linealizados y aquellos que hacen uso de los verdaderos costes no lineales. Posteriormente se analiza la inclusión de varias etapas temporales en el proceso de diseño, así como los desarrollos realizados dentro del diseño óptimo multiobjetivo. A continuación se detallan artículos que hacen uso de la computación evolutiva, y en particular de los algoritmos genéticos aplicados a sistemas industriales (incluyendo los sistemas de energía eléctrica). Finalmente se exponen unas conclusiones en las que se indican aquellos aspectos del diseño de sistemas de distribución que, hasta ahora, no han sido abordados con resultados satisfactorios o han sido tratados en muy escasas ocasiones.

Otras revisiones bibliográficas pueden encontrarse en Willis and Northcote-Green (1985), Gönen and Ramírez-Rosado (1986) y en Khator and Leung (1997).

Un amplio conjunto de las características correspondientes a los modelos revisados se pueden encontrar en las tablas 2.1 y 2.2. En la tabla 2.1 se indican los aspectos relativos a la consideración de las líneas y subestaciones conjuntamente o por separado en el proceso de optimización. Se señalan, para los modelos que tienen en cuenta a las subestaciones como uno de los elementos implicados en el diseño, si se han considerado los costes fijos, los costes variables, la localización óptima y el tamaño óptimo como aspectos involucrados en el diseño. En cuanto a las líneas, se han indicado qué modelos han tenido en cuenta los costes fijos, los costes variables y la consideración de la localización o/y tamaño óptimos para las líneas que se desean

construir. Además, se han señalado aquellos trabajos de investigación en los que se ha considerado la necesidad de que la topología de la red resultante del proceso de optimización fuese radial, y como último aspecto se han indicado aquellos modelos en los que las caídas de tensión en los conductores se han tenido en cuenta (bien aplicando una restricción que limitase su valor o simplemente calculando las tensiones) durante el proceso de optimización.

En la tabla 2.2 se presenta el estudio realizado de los modelos revisados considerando aspectos relacionados con la técnica de optimización utilizada. En primer lugar se indica el modelo de optimización utilizado, señalándose el algoritmo aplicado en el proceso de diseño. A continuación se señalan aquellos modelos que permiten considerar más de un objetivo simultáneamente durante el proceso de diseño, quedando patente que en muy pocos de los trabajos de investigación realizados, hasta ahora, han aplicado algún método de diseño óptimo multiobjetivo. Otro aspecto que muestra la tabla 2.2 es el de aquellos modelos que contemplan la posibilidad de realizar un diseño multietapa. Por último, se ha indicado cómo la fiabilidad de la red ha sido tomada en cuenta por unos pocos autores y de muy diversas formas, generalmente a través de unos determinados índices, quedando esta particularidad de algunos de los modelos de optimización reflejada en la tabla 2.2.

LÍNEAS Y SUBESTACIONES SIMULTANEAS											
LÍNEAS							SUBESTACIONES				
COSTES FIJOS	COSTES VARIABLES	LOCALIZACIÓN ÓPTIMA	TAMAÑO ÓPTIMO	RADIALIDAD	CAÍDAS DE TENSIÓN		COSTES FIJOS	COSTES VARIABLES	LOCALIZACIÓN ÓPTIMA	TAMAÑO ÓPTIMO	
	Sí		Sí								KNIGHT (1960)
	Sí	Sí	Sí	Sí		Ch					ADAMS and LAUGHTON (1974)
							Sí			Sí	MASUD (1974)
		Sí							Sí	Sí	CRAWFORD and HOLT (1975)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	F		Sí		Sí	Sí	HINDI and BRAMELLER (1977)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	F		Sí	Sí	Sí		WALL, THOMPSON and NORTHCOTE (1979)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí	Sí	Sí	Sí	GÖNEN and FOOTE (1981)
	Sí	Sí							Sí		KAPLAN and BRAUNSTEIN (1981)
		Sí				Ch	Sí	Sí	Sí		THOMPSON and WALL (1981)
	Sí	Sí		Sí		Sí	Sí	Sí		Sí	PONNAVAIKKO and RAO (1981)
Sí	Sí	Sí	Sí				Sí	Sí	Sí		SUN, FARRIS, COTE, SHOULTS and CHEN (1982)
	Sí	Sí	Sí	Sí							FAWZI, ALI and EL-SOBKI (1982)
Sí		Sí	Sí	Sí	F	Ch	Sí	Sí	Sí		FAWZI, ALI and EL-SOBKI (1983)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí	EL-KADY (1984)
	Sí	Sí	Sí								BOARDMAN and MECKIFF (1985)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	YOUSSEF and HACKAM (1985)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí	Sí		Sí	MIKIC (1986)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	GÖNEN and RAMIREZ-ROSADO (1986, 1987)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	BEN-DOV, HARLEY and SEYMORE (1987)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí	Sí	Sí	Sí	WILLIS, TRAM and POWELL (1987)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí	Sí	Sí	Sí	PONNAVAIKKO, RAO and VENKATA (1987)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	YOUSSEF and HACKAM (1988)
	Sí	Sí		Sí		Sí					TRAM and WALL (1988)
	Sí	Sí		Sí		Sí					PARTANEN (1990)
	Sí	Sí	Sí						Sí		HSU and CHEN (1990)
	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí					AOKI et al. (1990)
Sí	Sí	Sí		Sí	Sí	Sí				Sí	SHAO, RAO and ZHANG (1991)
Sí	Sí		Sí	Sí			Sí	Sí		Sí	MARSHALL et al. (1991)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	RAMIREZ-ROSADO and GÖNEN (1991a)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	RAMIREZ-ROSADO et al. (1991b, 1992, 1995a)
	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí					NARA et al. (1991, 1992)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	GLAMOCANIN and FILIPOVIC (1993)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	RAMIREZ-ROSADO, ADAMS and GÖNEN (1994)
	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí					NARA et al. (1994)
Sí	Sí	Sí	Sí		R	Sí	Sí	Sí	Sí		MIRANDA, RANITO and PROENÇA (1994)
Sí	Sí	Sí	Sí	H	F	Ch	Sí	Sí	Sí	Sí	TANG (1995)
						Sí				Sí	LEUNG, KHATOR and SCHEPP (1995)
		Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí	Sí	LO and NASHID (1996)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí	Sí	Sí	Sí	BLANCHARD et al. (1997)
	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí					KUWABARA and NARA (1997)
Sí	Sí	Sí	Sí		Sí	Sí	Sí		Sí		GOSWAMI (1997)
Sí	Sí	Sí	Sí	Sí			Sí		Sí	Sí	CARVALHO et al. (1997)

Tabla 2.1. Características de los modelos revisados (I).

MODELO DE OPTIMIZACIÓN (ALGORITMO UTILIZADO)	DISEÑO MULTIOBJETIVO	DISEÑO MULTITAPA	EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD DE LA RED	
P. LINEAL (SIMPLEX)				KNIGHT (1960)
P. LINEAL Y ENTERA (SIMPLEX Y B & B)		Sí		ADAMS and LAUGHTON (1974)
P. LINEAL Y ENTERA (SIMPLEX Y B & B)				MASUD (1974)
P. LINEAL (ALG. HEURÍSTICO)				CRAWFORD and HOLT (1975)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)				HINDI and BRAMELLER (1977)
P. LINEAL (SIMPLEX ESPECIAL)				WALL, THOMPSON and NORTHCOTE (1979)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)				GÖNEN and FOOTE (1981)
TÉCNICA GRAFO ANALÍTICA				KAPLAN and BRAUNSTEIN (1981)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)				THOMPSON and WALL (1981)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES				PONNAVAIKKO and RAO (1981)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)		Sí		SUN, FARRIS, COTE, SHOULTS and CHEN(1982)
P. LINEAL Y NO LINEAL (SIMPLEX Y GRADIENTE)				FAWZI, ALI and EL-SOBKI (1982)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)				FAWZI, ALI and EL-SOBKI (1983)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)		Sí		EL-KADY (1984)
B & B DESARROLLADO POR LOS AUTORES				BOARDMAN and MECKIFF (1985)
P. NO LINEAL (RELAJACIÓN LAGRANGIANA)				YOUSSEF and HACKAM (1985)
P. ENTERA-MIXTA NO LINEAL (ALG. ESPECIAL)		Sí		MIKIC (1986)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)		Sí		GÖNEN and RAMIREZ-ROSADO (1986, 1987)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES			Sí	BEN-DOV, HARLEY and SEYMORE (1987)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES				WILLIS, TRAM and POWELL (1987)
P. ENTERA-MIXTA CUADRÁTICA (ALG. DE WOLFE)				PONNAVAIKKO, RAO and VENKATA (1987)
P. NO LINEAL (MULTIPLICADORES DE LAGRANGE)		Sí		YOUSSEF and HACKAM (1988)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES				TRAM and WALL (1988)
ALGORITMO DE P. DINÁMICA MODIFICADO		Sí		PARTANEN (1990)
SISTEMA EXPERTO (HEURÍSTICA)				HSU and CHEN, (1990)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B E)				AOKI et al. (1990)
SISTEMA EXPERTO (HEURÍSTICA)				SHAO, RAO and ZHANG, (1991)
P. ENTERA-MIXTA NO LINEAL (B & B)			Sí	MARSHALL et al. (1991)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)		Sí		RAMIREZ-ROSADO and GÖNEN (1991a)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)	Sí	Sí	Sí	RAMIREZ-ROSADO (1991b, 1992, 1995a)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B E)		Sí		NARA et al. (1991, 1992)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES				GLAMOCANIN and FILIPOVIC(1993)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B & B)	Sí		Sí	RAMIREZ-ROSADO, ADAMS and GÖNEN (1994)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B E)			Sí	NARA et al. (1994)
ALGORITMOS GENÉTICOS	CV, CF	Sí	Sí	MIRANDA, RANITO and PROENCA (1994)
P. ENTERA-MIXTA NO LINEAL (ALG. ESPECIAL)	CF	Sí	Sí	TANG (1995)
P. LINEAL (SIMPLEX)				LEUNG, KHATOR and SCHEPP (1995)
SISTEMA EXPERTO (HEURÍSTICA)				LO and NASHID (1996)
ALGORITMO DESARROLLADO POR LOS AUTORES		Sí		BLANCHARD et al. (1997)
P. ENTERA-MIXTA LINEAL (B E)		Sí		KUWABARA and NARA (1997)
P. ENTERA-MIXTA NO LINEAL(B E)				GOSWAMI (1997)
ALGORITMOS GENÉTICOS				CARVALHO et al. (1997)

B & B = Branch and Bound

B E = Branch Exchange

CF = Costes económicos asociados a la fiabilidad

CV = Costes económicos asociados a las caídas de tensión

Tabla 2.2. Características de los modelos revisados (II).

2.1 ANTECEDENTES. EL NACIMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

En la segunda guerra mundial era preciso asignar los escasos recursos existentes de la forma más eficiente posible a las distintas operaciones militares que se producían a lo largo de la contienda. Fue entonces cuando se llevaron a cabo los primeros desarrollos serios de la investigación de operaciones. Tras la guerra, a causa de los buenos resultados obtenidos, se aplicaron las técnicas matemáticas desarrolladas durante la contienda a las empresas que se enfrentaban a la necesidad de producir, con el menor coste posible, dentro de un entorno cada vez más competitivo. En 1947 George Dantzing desarrolló el método simplex para la resolución de problemas de programación lineal. Posteriormente se fueron elaborando otras herramientas fundamentales de la investigación de operaciones, tales como la programación lineal y la programación dinámica, estando listas para su aplicación antes de finalizar la década de los años cincuenta. La aparición de los primeros ordenadores permitieron utilizar, en muy variados entornos, algunas de las técnicas matemáticas desarrolladas, que en algunos casos requerían una gran cantidad de cálculos, no habiendo sido hasta entonces viable su aplicación práctica. El diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica es uno de los muy variados campos de aplicación de este conjunto de técnicas de la matemática aplicada.

2.2 PRIMEROS MODELOS MATEMÁTICOS APLICADOS AL DISEÑO ÓPTIMO DE REDES ELÉCTRICAS

El primer trabajo relevante aplicado al diseño óptimo automático de una red eléctrica se remonta a 1960, cuando ya se habían desarrollado las herramientas matemáticas citadas en los párrafos anteriores. Knight (1960) propuso la utilización de programación entera pura para minimizar una función objetivo de costes sujeta a una serie de restricciones lineales. Se utilizaban métodos heurísticos aproximados, así como aproximaciones del modelado del sistema. Estos métodos ignoraban la dependencia temporal de la planificación, centrándose únicamente en el diseño final de la red usando programación lineal.

Adams and Laughton (1974) desarrollaron el que se puede considerar como primer modelo para la planificación de redes. Propusieron la utilización de programación entera-mixta lineal. No consideraron a las subestaciones como elementos involucrados en el proceso de diseño, siendo conocidas sus localizaciones y capacidades

de suministro. El modelo permitía la obtención de las localizaciones de las líneas y tamaños óptimos de los conductores, existiendo unas restricciones relativas a la máxima potencia que podían transportar cada uno de los posibles tamaños de conductor. Se pretendía minimizar una sola función objetivo (diseño óptimo monobjetivo) que representaba a los costes totales de expansión del sistema, conocidas las demandas futuras y los límites de transporte de potencia de las líneas. Los costes considerados fueron los costes fijos, asociados al coste de los conductores y a la colocación de los mismos, así como los variables, asociados a las pérdidas que se producen en los conductores que constituyen las líneas a causa del transporte de energía eléctrica por ellas. La función utilizada para representar el coste de una línea de la red tenía que ser lineal, ya que la técnica de optimización utilizada (programación entera-mixta lineal) así lo requería. Como la función que representa el coste en una línea eléctrica realmente no es lineal, se procedió a su linealización, aproximándola mediante uno o varios segmentos lineales. Esta aproximación introducía un error en la formulación del problema respecto de la realidad. En cuanto al horizonte temporal de diseño, el modelo permitía realizar el diseño óptimo en una única etapa o en varias etapas haciendo uso de programación dinámica. Para la búsqueda de soluciones se utilizó un algoritmo de ramificación y acotamiento (branch and bound), con el que se aseguraba alcanzar el óptimo global del problema propuesto.

2.3 MODELOS ORIENTADOS A SUBESTACIONES

Existen una serie de modelos desarrollados en los que se tienen en cuenta a las subestaciones como los elementos más importantes en el proceso de diseño. En ellos se pretende obtener como resultado de la optimización el tamaño y/o localización óptimos de las subestaciones, obteniendo, en algunos casos, las zonas de demandas que deben ser abastecidas por cada una de ellas.

Masud (1974) desarrolló un modelo que permitía obtener el crecimiento óptimo de las capacidades de suministro de las subestaciones de un sistema de distribución de energía eléctrica. Ante un aumento de las demandas de potencia a lo largo del tiempo, se deseaba obtener el crecimiento óptimo de las distintas subestaciones que formaban parte de la red de distribución. Para ello se utilizó programación entera. Se minimizó el coste fijo de las subestaciones (del aumento de sus capacidades de suministro), junto al coste de transferencia de potencia entre ellas. Se indicó por primera vez la posibilidad de considerar a las subestaciones como elementos involucrados en el coste de una red de distribución, centrándose en la optimización del redimensionamiento de las

subestaciones ante el crecimiento de las demandas existentes. Se aplicó el proceso de optimización en una única etapa (modelo monoetapa), con un horizonte de diseño determinado para el que se prevén los nuevos valores de demanda respecto de la situación inicial.

Crawford and Holt (1974) plantearon un modelo que permitía la realización del diseño de una red de distribución de energía eléctrica obteniendo la localización y tamaños óptimos de las subestaciones, así como la zona óptima de servicio que correspondía a cada una de ellas. Utilizaron el algoritmo de Dijkstra del camino más corto y el algoritmo del transporte de Ford y Fulkerson. La situación de las subestaciones se obtenía con el algoritmo de mínima distancia de Dijkstra, considerando la zona en estudio dividida por medio de una cuadrícula y asignando unas determinadas demandas a cada una de las zonas. Con el algoritmo del transporte se calculaba el área óptima de demandas que debía alimentar cada una de las subestaciones. Utilizaron programación entera, minimizando una única función objetivo compuesta por la suma de los productos de las distancias de cada una de las subestaciones hasta los puntos de demanda por la potencia que debía suministrársele a dicho punto.

Kaplan and Braunstein (1981) plantearon la obtención de la localización y tamaño óptimos de nuevas subestaciones en una red existente. Para ello consideraron como solución óptima la que conllevara menores costes de construcción y de operación. Se consideraban conocidas las demandas en cada uno de los nudos de la red, así como su situación. Además, también se consideraban conocidos los tamaños de los conductores que se debían utilizar para la construcción de las líneas necesarias con el fin de que la subestación suministrara las correspondientes demandas a los puntos de consumo de la red eléctrica. La función objetivo que se minimizó estaba formada por la suma de los costes fijos y variables (pérdidas) de las líneas a construir cuya longitud variaba en función de la posición de la subestación. Dicha función objetivo se minimizó alcanzando la solución grafo-analítica de las ecuaciones diferenciales obtenidas al derivarla respecto de las dos variables que determinaban la posición (en un sistema de coordenadas cartesiano) de la subestación.

Recientemente, Leung, Khator and Schnepf (1995) han estudiado la realización del diseño óptimo de la capacidad de suministro de potencia de las subestaciones considerando las posibles interrupciones de suministro que se pueden producir en un sistema de distribución existente. El objetivo ha sido minimizar la potencia que deja de suministrarse en situaciones en las que se producen interrupciones de suministro por paradas no previstas causadas por fallos en los transformadores de las subestaciones.

Para ello, se ha hecho uso de dos funciones objetivo, la primera (que se deseaba maximizar) corresponde a la capacidad utilizable realmente (en caso de producirse una contingencia) de cada una de las subestaciones, la segunda función objetivo (que se deseaba minimizar) representa la demanda total que cada subestación puede suministrar a otras subestaciones adyacentes, considerando las máximas caídas de tensión permisibles en las líneas existentes entre las subestaciones. Se ha utilizado programación lineal para la obtención de la solución óptima.

2.4 MODELOS ORIENTADOS A LÍNEAS

Algunos autores han centrado sus esfuerzos en el diseño óptimo de la localización y/o tamaño óptimos de los conductores que se han de utilizar para la construcción de las líneas que permitan unir los puntos de demanda de potencia con los puntos de suministro (subestaciones).

Adams and Laughton (1974), cuyo modelo se ha comentado en el apartado correspondiente a los primeros modelos utilizados para el diseño óptimo de redes eléctricas, son un ejemplo de estos desarrollos.

Wall, Thomson and Northcote-Green (1979) desarrollaron un modelo en el que se obtenían la localización y tamaño óptimos de los conductores utilizados en la construcción de las líneas eléctricas de un sistema de distribución. Los puntos de demanda eran fijos, así como las subestaciones. Se consideraron las restricciones correspondientes a las capacidades de los diferentes tamaños de conductor y se resolvió el problema del transporte en redes, siendo los tiempos de cálculo computacional muy bajos. Se utilizaron costes variables linealizados, siendo así posible hacer uso de un algoritmo de programación lineal, minimizando únicamente los costes variables en el proceso de diseño. Para obtener soluciones radiales se aplicó una regla de decisión heurística, que se basó en la eliminación, al obtener una solución no radial, de la línea que transportaba menos flujo de entre las que formaban un lazo, tras lo que se recalculaba la solución resultante.

Fawzi, Ali and El-Sobki (1982) plantearon la obtención de las rutas óptimas en un sistema de distribución rural, que se utilizarían para la construcción de las líneas eléctricas. Consideraron la existencia de una subestación fija, siendo las demandas conocidas y fijas. Se consideraron tanto los costes fijos como los variables asociados a las líneas eléctricas. Los costes variables de los conductores se trataron tanto utilizando

programación lineal como técnicas de optimización no lineal. Se aplicaron restricciones relativas a las máximas caídas de tensión permisibles y a la máxima capacidad de transporte de potencia en los conductores.

Boardman and Meckiff (1985) abordaron el diseño de redes de distribución utilizando un algoritmo de ramificación y acotamiento (branch and bound) junto con técnicas heurísticas para la obtención de soluciones próximas a la óptima. Se alcanzaron resultados relativos al tamaño y localización adecuados de las líneas eléctricas.

Tram and Wall (1988) desarrollaron un algoritmo para la obtención de los tamaños óptimos de conductor que deberían utilizarse en un determinado diseño de un sistema de distribución de energía eléctrica, considerando tanto costes fijos como variables. Se contempló la restricción correspondiente a la máxima potencia que puede circular por un conductor y las correspondientes a las máximas caídas de tensión permisibles. Se utilizó una aproximación lineal de los costes variables asociados a las líneas eléctricas. El algoritmo puede utilizarse como una subrutina que se utilice junto a un modelo más completo que contemple a las subestaciones y/o localización de líneas como objetivos dentro del diseño.

Aoki et al. (1990), Nara et al. (1991, 1992, 1994), Kuwara and Nara (1997), Goswami (1997) han aplicado un algoritmo (branch exchange) para la obtención de la localización y tamaños óptimos de las líneas, conocidas las demandas y las subestaciones existentes en cada uno de los periodos de estudio del diseño. Se han tenido en cuenta tanto los costes fijos como los costes variables linealizados, aplicando restricciones de máximas caídas de tensión permisibles, capacidad de las líneas y transformadores, y de radialidad. Este algoritmo se encuentra dentro del grupo de los algoritmos heurísticos, por lo que la solución alcanzada puede encontrarse alejada de la solución óptima.

2.5 MODELOS CON COSTES LINEALIZADOS

Una buena parte de los modelos desarrollados hasta ahora han utilizado costes linealizados, que son una aproximación de los costes verdaderos no lineales. La utilización, en muchos casos, de programación entera-mixta lineal, no ha permitido la consideración de costes no lineales y ha dado lugar a una función objetivo que es una aproximación de la verdadera no lineal.

Algunos modelos [Wall, Thomson and Northcote-Green (1979)] consideraron una función objetivo lineal. Esta simplificación daba lugar a un problema de diseño cuya resolución requería poco esfuerzo computacional, pero a costa de una representación rudimentaria de los costes. Otros modelos plantearon una mejor descripción de los costes incluyendo variables binarias asociadas a los costes fijos y variables continuas asociadas a los costes variables, dando lugar a problemas de programación entera-mixta. Las técnicas de optimización más utilizadas para resolver estos problemas han sido los algoritmos de ramificación y acotamiento (branch and bound). Estos algoritmos necesitan de un gran esfuerzo computacional por parte del ordenador para poder alcanzar la solución óptima del problema de diseño de un sistema de distribución, especialmente cuando el número de variables binarias aumenta, lo cual sucede al diseñar sistemas de dimensiones cada vez mayores.

Hindi and Brameller (1977) desarrollaron un modelo que tenía en cuenta tanto a las líneas como a las subestaciones como elementos cuya localización y tamaño óptimos debían de ser resultado del proceso de optimización. Con ello se enriquecía el modelo inicialmente aplicado por Adams and Laughton (1974), incluyendo aspectos que habían sido desarrollados en los trabajos de Masud (1974). Utilizaron programación entera-mixta lineal, en particular un algoritmo de ramificación y acotamiento que permitía la resolución de problemas de diseño de redes en ordenadores de tamaño mediano. Se consideraron los costes fijos y variables de líneas eléctricas y subestaciones, linealizando estos últimos. Aplicaron la restricción de radialidad, ya utilizada anteriormente por Adams and Laughton (1974), forzando la radialidad de las soluciones que se iban obteniendo a lo largo del proceso de búsqueda.

Otros muchos modelos [Gönen and Foote (1981), Thomson and Wall (1981), Sun et al. (1982), Fawzi et al. (1983), El-Kady (1984), Mikic (1986), Gönen and Ramírez-Rosado (1986, 1987)] han utilizado modelos de programación entera-mixta lineal aplicada al diseño óptimo de redes de distribución. Esto ha implicado, en los casos indicados, la linealización de los costes variables involucrados en el diseño, dada la naturaleza de la herramienta matemática utilizada (usualmente algoritmos de branch and bound junto a algoritmos de programación lineal).

Otros autores [Aoki et al. (1990), Nara et al. (1991, 1992, 1994), Kuwabara and Nara (1997), Goswami (1997)] han aplicado un método heurístico de diseño de redes de distribución (branch exchange), el cual es más rápido que los utilizados clásicamente, pero que puede quedarse atrapado en soluciones que corresponden a óptimos locales. En estos trabajos se han considerado costes variables linealizados para las líneas eléctricas,

que son una aproximación de los verdaderos costes no lineales tal y como se ha indicado anteriormente.

2.6 CONSIDERACIÓN DE COSTES NO LINEALES EN EL MODELO MATEMÁTICO

Un modelo matemático más completo y más realista que los indicados en los apartados anteriores surge de la consideración de los verdaderos costes no lineales involucrados en la función monobjetivo de costes. Dicho modelo se puede obtener por medio del uso de programación entera-mixta no lineal. Su resolución requiere tiempos de cálculo y requerimientos computacionales bastante elevados, siendo infactible su aplicación a efectos prácticos, en casos de redes eléctricas de dimensiones reales, si el número de variables que entran en juego es elevado. Esto último se debe al hecho de que el tiempo necesario para resolver un problema de este tipo, por medio de un algoritmo enumerativo (branch and bound), crece exponencialmente al crecer el número de variables enteras que forman parte de él.

Youssef and Hackman (1985, 1988), y Mikic (1986) desarrollaron modelos de diseño en los que se utilizó programación entera-mixta no lineal.

Algunos autores han aplicado sistemas expertos al diseño de redes de distribución de energía eléctrica [Hsu and Chen (1990), Shao et al. (1991) y Lo and Nashid (1996)]. En estos casos es sencilla la incorporación, al modelo de optimización, de los verdaderos costes no lineales asociados a las líneas. Con estas técnicas se facilita la toma de decisiones, ya que suelen integrarse en un entorno gráfico que permite al diseñador seleccionar aquellas soluciones que considera más adecuadas, pero al obtener estas soluciones en base a una serie de reglas heurísticas, no aseguran que los resultados obtenidos se encuentren a una distancia razonablemente cercana a las mejores soluciones que se pueden alcanzar (óptimo global u óptimos locales suficientemente buenos).

Ponnavaikko and Rao (1981) utilizaron programación entera-mixta cuadrática. En una primera etapa aplicaron el método simplex, tratando todas las variables como continuas, y en una segunda etapa sugirieron un método que permitía transformar las variables continuas en enteras.

Partanen (1990) utilizó programación dinámica, considerando los verdaderos costes no lineales, necesitando elevados tiempos de cálculo para la obtención de la solución buscada.

La aplicación de algoritmos genéticos ha dado lugar al desarrollo de trabajos de investigación en los que se han tenido en cuenta los verdaderos costes no lineales involucrados en el problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica [Miranda et al. (1994)]. La posibilidad de considerar los verdaderos costes no lineales se debe a la independencia existente entre los algoritmos genéticos en cuanto al proceso de búsqueda de soluciones que llevan a cabo y la función objetivo que se desea optimizar.

2.7 MODELOS PARA EL DISEÑO ÓPTIMO MULTIETAPA

Atendiendo a la dimensión temporal del problema de optimización que se desea resolver, el diseño de la expansión de la red puede llevarse a cabo en una etapa o en varias, logrando que las demandas de potencia queden abastecidas con los mínimos costes posibles en los periodos de tiempo para los cuales se considere el estudio. Una buena parte de los modelos que se han desarrollaron para el diseño óptimo de redes de distribución han considerado solamente una etapa (monoetapa).

Una posibilidad para la realización de un diseño óptimo, teniendo en cuenta varias etapas para varios años consecutivos, es la de concatenar varios diseños correspondientes a cada uno de dichos años, pero las soluciones óptimas parciales correspondientes a cada año no garantizan el óptimo global. Para conseguir una solución adecuada se han desarrollado varios modelos dinámicos o pseudodinámicos. Adams and Laughton (1974) abordaron el diseño óptimo multietapa aplicando programación dinámica. El-Kady (1984) desarrolló un modelo en el que inicialmente se realizaba un estudio sobre todo el periodo de estudio global como si se tratase de una única etapa. Tras obtener el correspondiente diseño óptimo para el año horizonte, la red eléctrica de distribución resultante era dividida en pequeñas subredes, estudiando cada una de ellas con el fin de obtener unas soluciones óptimas a lo largo del tiempo. Con este método no se alcanzaba tanta precisión en las soluciones como en el caso de utilizar programación dinámica sin dividir la red.

Sun et al. (1982) desarrollaron un modelo monoetapa y una metodología multietapa para el diseño de redes de distribución. El proceso que aplicaron constaba de

dos fases: Inicialmente se aplicaba el modelo monoetapa para la obtención de una solución tomando como referencia la situación correspondiente a las demandas en el año horizonte (final de todos los periodos de estudio). Posteriormente el modelo monoetapa se aplicaba a cada uno de los periodos intermedios, estando coordinada la construcción de líneas y posibles subestaciones con las determinadas por el estudio realizado en la primera fase.

Gönen and Foote (1981) desarrollaron un modelo completamente dinámico pero no llegó a ser aplicado a ejemplos de diseño óptimo multietapa. Gönen and Ramírez-Rosado (1986, 1987) ampliaron el modelo de Gönen and Foote (1981) y utilizaron programación entera-mixta completamente dinámica en casos reales de planificación óptima de redes de distribución, incluyendo restricciones relativas a caídas de tensión y de radialidad, y resaltando su influencia en las soluciones óptimas obtenidas. Ramírez-Rosado and Gönen (1991) aplicaron la metodología pseudodinámica, implementada por Sun et. al (1982), a un modelo detallado de programación entera-mixta para el diseño óptimo de sistemas de distribución. Incorporaron, además, las restricciones relativas a las máximas caídas de tensión permisibles, mostrando la importancia de su aplicación a la planificación óptima de redes de distribución reales.

Partanen (1990), tal y como se ha comentado anteriormente, utilizó programación dinámica modificada. Definió los posibles estados de la red y utilizó el coste de transferencia del estado m en el año t al estado n en el año $t+1$. La optimización se realizó conductor a conductor.

Youssef and Hackman (1988) aplicaron el modelo desarrollado con anterioridad por ellos (1985) junto con programación dinámica y compararon los resultados con la solución estática, comprobando que la dinámica conllevaba menos costes.

Otros autores han utilizado modelos dinámicos (completamente dinámicos o pseudodinámicos) para la realización del diseño de redes de distribución [Blanchard et al. (1997), Nara et al. (1991, 1992) y Kuwabara and Nara (1997)].

En Miranda et al. (1994) se utilizaron los algoritmos genéticos para el diseño óptimo multietapa, considerando en la optimización todas las etapas de la planificación. Minimizaron una única función objetivo obtenida con la suma de los costes económicos de la red de distribución (inversión y pérdidas), un coste asociado al nivel de la fiabilidad y un coste asociado al nivel de las caídas de las tensiones en los nudos de la red. En el diseño multietapa no se realizó, en el proceso de optimización, una

coordinación entre las variables de decisión a lo largo de las etapas, por lo que no hubo garantía de que las decisiones de construcción de los elementos del sistema de distribución fuesen realmente óptimas. A causa del método que se aplicó para codificar las soluciones, éstas no podían contemplar líneas de reserva, siendo únicamente soluciones radiales en explotación las que el algoritmo genético manejaba. Se utilizó únicamente un tamaño de conductor para la realización del diseño. La limitación a un tamaño de conductor estaba causada por la codificación utilizada para las soluciones. Así mismo, no se consideró el tamaño óptimo de las subestaciones.

Tang (1995) aplicó un diseño multietapa coordinando varios procesos de diseño monoetapa, intentando que los diseños finales de las distintas etapas fuesen coherentes entre sí.

2.8 MODELOS PARA EL DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO. CONSIDERACIÓN DE LA FIABILIDAD DE LA RED

El diseño óptimo multiobjetivo, en el que se desea obtener una solución óptima teniendo en cuenta varios objetivos a la vez, ha sido un problema que muy pocos autores han abordado. La complejidad de la implementación de la herramienta matemática de optimización hace que éste sea un problema difícil de abordar si se desea que los resultados puedan considerarse como satisfactorios.

Ramírez-Rosado et al. (1991b, 1992, 1994, 1995a) plantearon el diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución indicando la posibilidad de tener en cuenta, además del coste económico de la red de distribución, valores estéticos asociados al sistema de distribución (líneas aéreas o subterráneas), evaluación de la fiabilidad (principalmente en términos de continuidad del servicio eléctrico), los niveles de tensión (perfil óptimo de tensiones del sistema de distribución), condiciones geográficas de la zona de implantación de la red (por ejemplo, presencia de ríos, lagos, carreteras, autopistas, etc.). El diseño óptimo multiobjetivo se aplicó con una metodología completamente dinámica y, además, con una metodología pseudodinámica. Como objetivos se optimizaron el coste económico global de ampliación del sistema de distribución, la fiabilidad de este sistema, su perfil de tensiones, valores asociados a la red eléctrica y condiciones geográficas del área estudiada. Los métodos de optimización multiobjetivo clásicos utilizados fueron: híbrido ϵ -constraint-weighting method, step method, compromise programming y goal programming. Se utilizó programación entera-mixta lineal como herramienta matemática de optimización.

Miranda et al. (1994) utilizaron un planteamiento de diseño próximo al diseño óptimo multiobjetivo utilizando una combinación lineal de los costes económicos, la fiabilidad y los valores de las tensiones de la red a optimizar en una única función objetivo (diseño óptimo monobjetivo, a efectos prácticos). Este planteamiento conlleva la dificultad de establecer unos costes asociados a la fiabilidad y otros costes asociados a las tensiones del sistema de distribución de energía eléctrica.

Tang (1995) propuso la consideración de la fiabilidad dentro de la función objetivo, incluyéndola a través de la evaluación de los costes causados por las interrupciones, y contempló también el coste de los elementos de conexión y desconexión. Este planteamiento, al igual que en el caso de Miranda et al. (1994), adolece de la dificultad en la consideración de la fiabilidad en cuanto al coste económico que se le asigna y así poder sumarla adecuadamente al coste económico de la red de distribución (coste de inversión y pérdidas), dando lugar a una única función objetivo, con lo que el problema de diseño óptimo multiobjetivo se reduce, en la práctica, a un problema de diseño óptimo monobjetivo.

2.9 LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA APLICADA COMO HERRAMIENTA PARA EL DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Antes de indicar las aplicaciones que al diseño óptimo de las redes de distribución se han realizado utilizando la Computación Evolutiva, se va a proceder a señalar otros trabajos de investigación que justifican claramente las posibilidades de aplicación en este campo. La Computación Evolutiva, y en particular los algoritmos genéticos [Goldberg (1989), Wayner (1991), Holland (1992a, 1992b), Beasley et al. (1993a, 1993b), Whitley (1993), Forrest (1993), Grefenstette (1993)] han sido utilizados dentro del campo del diseño óptimo en la industria durante los últimos años. En Estados Unidos y en Japón se han aplicado, entre otros, en el diseño óptimo de turbinas y de redes de distribución de gas, consiguiendo diseños mejores que los que se habían alcanzado sin la ayuda de estos algoritmos y en un periodo de tiempo sensiblemente inferior. Además, se han obtenido buenos resultados en la operación y control de sistemas de distribución de energía eléctrica [Nara et al. (1992)]. Así mismo se han utilizado para la localización óptima de condensadores en los sistemas de distribución [Ajjarapu and Albanna (1991), Sundhararajan and Pahwa (1994)], en la compensación de potencia reactiva [Iba (1994), Wu and Ma (1995), Lee et al. (1995), Lai and Ma (1997)], en la resolución del problema del flujo de cargas [Yin and Germany (1991)],

además de otras muchas aplicaciones en muy diversos campos [Bäck et al. (1992), Saravanan and Fogel (1993), Srinivasan and Tettamanzi. (1996, 1997), Richards and Yang (1993), Zoka et al. (1994), Sheble and Brittig (1995), Chen and Chang (1995), Yang et al. (1996), Fukuyama and Chiang (1994), Lansberry and Wozniak (1992), Dimeo and Lee (1995), Varšek et al. (1993), Asgharian and Tavakoli (1996), Wong and Suzannah (1996)].

Los algoritmos genéticos se han aplicado a problemas de optimización donde las técnicas clásicas han encontrado dificultades para la obtención de la solución óptima. Un ejemplo son los problemas que tradicionalmente se han venido resolviendo haciendo uso de métodos enumerativos de soluciones, en los que el tiempo necesario para obtener la solución aumenta de forma exponencial al crecer el número de variables, siendo imposible en muchos casos alcanzar el resultado buscado. En Khuri et al. (1994a, 1994b), Vignaux and Michalewicz (1991) y Fang et al. (1993) se indican problemas que típicamente se pueden englobar dentro del grupo señalado, a los cuales se les ha dado solución satisfactoria con la aplicación de algoritmos genéticos. El diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica se encuentra dentro de este tipo de problemas. Cuando la dimensión de la red eléctrica que se desea diseñar posee un tamaño correspondiente a una red real, las herramientas clásicas de diseño, basadas en métodos matemáticos enumerativos de soluciones, difícilmente permiten alcanzar la solución, en la práctica, debido a los grandes requerimientos computacionales asociados a ellos. Todo esto da pie a pensar en la aplicación de los algoritmos genéticos al diseño óptimo de redes de distribución con grandes esperanzas de obtener mejores resultados que los alcanzados con las herramientas clásicas utilizadas hasta ahora.

Los algoritmos genéticos han sido aplicados al diseño óptimo monoetapa [Carvalho et al. (1997)] y multietapa [Miranda et al. (1994)] de redes de distribución de energía eléctrica. En estos trabajos se ha utilizado un alfabeto binario que dificulta la inclusión de aspectos relevantes del diseño en los modelos, los cuales quedan excluidos de la optimización.

También los algoritmos genéticos se han utilizado en otras aplicaciones afines a la planificación óptima de redes de distribución tales como la implantación idónea de apartaments en la distribución [Brown et al. (1996, 1997)], minimizando sólo los costes asociados a la fiabilidad; y al diseño óptimo de la iluminación de calles [Yeh et al. (1996)]. De nuevo se utilizó un alfabeto binario, en estos casos, con las limitaciones que esto conlleva.

Los algoritmos genéticos permiten fácilmente considerar otros parámetros, además del coste, durante el proceso de diseño, dando lugar a una metodología de diseño multiobjetivo, basada en el concepto de soluciones no dominadas, que puede encontrarse en la bibliografía especializada en algoritmos genéticos [Goldberg (1989), Fonseca and Fleming (1993), Beasley et al. (1993c), Horn et al. (1994)]. Por ejemplo, en Srivasan and Tettamanzi (1996, 1997) se muestran recientes aplicaciones de la técnica indicada de diseño óptimo multiobjetivo utilizando algoritmos genéticos, en el contexto del despacho económico con minimización, simultáneamente, de costes y de la contaminación producida por centrales térmicas, alcanzando buenos resultados.

La utilización de un alfabeto no binario permite considerar fácilmente las líneas de reserva de una red de distribución, tal y como se explicará más adelante, siendo importante este aspecto dentro del diseño óptimo multiobjetivo cuando uno de los objetivos que se considera es la fiabilidad de la red. Además, con este alfabeto es posible incorporar, de forma muy sencilla, aspectos relevantes del diseño como son el tamaño óptimo de las líneas y las subestaciones del sistema de distribución, lo que quedará reflejado posteriormente en el presente trabajo.

Otra ventaja de la utilización de los algoritmos genéticos es la facilidad de incluir las restricciones relativas a las máximas caídas de tensión permisibles y a la radialidad de las redes de distribución. En la bibliografía relativa al diseño de redes de distribución se han planteado, en ocasiones, estas restricciones por medio de una formulación matemática que ha complicado la posterior ejecución del algoritmo matemático utilizado en la resolución del problema de diseño. Los algoritmos genéticos permiten incluir fácilmente los aspectos señalados anteriormente en el problema de diseño óptimo.

Un aspecto destacable es el relativo a las dimensiones de las redes de distribución cuyo diseño se ha llevado a cabo en la bibliografía especializada. Los algoritmos genéticos permiten la obtención de diseños satisfactorios de redes de distribución de dimensiones que superan ampliamente el tamaño de los problemas de diseño que hasta ahora se han abordado. Ello se debe a los menores requerimientos computacionales para su ejecución e implementación frente a las técnicas que usualmente se han venido aplicando.

2.10 RESUMEN

Una buena parte de los autores han aplicado técnicas clásicas de optimización al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica. Sin embargo, en los últimos tiempos, se han desarrollado trabajos en los que se ha abordado la utilización de nuevas herramientas tales como los algoritmos genéticos y algoritmos específicos con los que se han intentado superar las limitaciones de los programas de optimización clásicos para resolver los problemas de diseño basados principalmente en modelos de programación entera-mixta. El algoritmo de branch-exchange, que se encuentra dentro del grupo de los métodos heurísticos, resulta ser más rápido que los métodos clásicamente utilizados, pero puede conducir a soluciones que sólo sean óptimos locales. Los sistemas expertos se han aplicado al diseño de redes de distribución de energía, donde el uso de reglas heurísticas no asegura que las soluciones alcanzadas se encuentren a una distancia razonablemente cercana a las mejores soluciones que se pueden alcanzar (óptimo global u óptimos locales suficientemente buenos). En escasas ocasiones se han aplicado los algoritmos genéticos en el diseño óptimo de sistemas de distribución, utilizando en estos casos un alfabeto binario, el cual dificulta la inclusión de algunos aspectos de diseño importantes en el modelo matemático (tamaño óptimo de líneas, tamaño óptimo de subestaciones, presencia de líneas de reserva). No se han utilizado codificaciones más flexibles, basadas en el uso, por ejemplo, de un alfabeto de números enteros que permitiría incorporar fácilmente dichos aspectos relevantes del diseño al modelo matemático sin afectar, en principio, su eficiencia computacional.

Los verdaderos costes variables no lineales del sistema de distribución han sido utilizados por algunos autores. La aplicación de algoritmos clásicos para resolver problemas de programación matemática entera-mixta no lineal es una alternativa que permitiría contemplar dichos costes variables no lineales, pero dando lugar a elevados tiempos de cálculo cuando se aborda el diseño de redes de distribución de dimensiones reales. La consideración de los verdaderos costes variables no lineales es importante desde el punto de vista de la consecución de un modelo matemático más aproximado a la realidad. Además, es interesante poder comparar los diseños así obtenidos con los alcanzados haciendo uso de los costes variables linealizados y, en consecuencia, poder estudiar el error que se comete al aproximar los verdaderos costes variables no lineales mediante funciones lineales.

La inclusión de las restricciones relativas a las máximas caídas de tensión permisibles es un aspecto que se ha tenido en cuenta en algunos trabajos de

investigación, así como la restricción de radialidad. La aplicación de estas restricciones puede afectar a la solución alcanzada en el proceso de optimización.

Puede observarse en la literatura especializada que, con frecuencia, se han abordado diseños de sistemas de distribución de energía eléctrica de pequeñas dimensiones. Esta circunstancia se ha puesto de manifiesto cuando se han considerado modelos matemáticos que pretendían contemplar una cantidad amplia de aspectos relativos a la red de distribución. En este sentido la técnica matemática o el algoritmo utilizado, en cada uno de los casos, no parecía ser aplicable eficientemente al diseño de sistemas de grandes dimensiones. Las redes de distribución de energía eléctrica que el planificador puede abordar, utilizando un modelo matemático bastante completo, quedan limitadas en su tamaño por la naturaleza de las herramientas que hasta ahora se han utilizado para la realización del diseño óptimo de la red, quedando sus dimensiones muy por debajo de las que el planificador puede desear abordar con éxito en el proceso de diseño.

La aplicación de diseño multietapa, utilizando una metodología completamente dinámica o pseudodinámica, ha sido utilizada por algunos autores. Así se obtiene, además del resultado óptimo de la red para la etapa horizonte del diseño, las configuraciones intermedias que habrá de adoptar para el resto de las etapas desde la etapa inicial hasta dicha etapa horizonte.

Las técnicas de optimización que usualmente se han venido aplicando al diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica presentan habitualmente, como ya se ha dicho, limitaciones por la dificultad de resolver con ellas modelos adecuados para representar aspectos importantes de dicho diseño. En este sentido pocos autores han abordado la optimización de la fiabilidad con el fin de tenerla en cuenta, simultáneamente junto a la optimización de los costes económicos, en el proceso del diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución. La fiabilidad es un aspecto que en muy pocas ocasiones se ha considerado en la planificación óptima de la distribución de energía eléctrica, siendo en algunos casos un elemento que se ha mencionado o evaluado de alguna forma pero que no se ha llegado a aplicar en redes eléctricas de tamaños considerables. Es evidente que la fiabilidad de una red de suministro eléctrico cobra gran relevancia desde el momento en el que se desea que exista una buena calidad de dicho suministro minimizando las interrupciones que sufren los consumidores. Así, puede observarse que el diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución se ha aplicado en muy pocos trabajos de investigación, y quienes lo han mencionado en sus desarrollos se han quedado en el planteamiento teórico o bien se han limitado, en

ocasiones, a realizar una optimización monobjetivo de una función correspondiente a una combinación lineal de los costes económicos y de alguna función de la fiabilidad del sistema de distribución. Los algoritmos genéticos se presentan como una alternativa válida para la optimización multiobjetivo en el entorno industrial en general, según se indica y propone en los textos científicos especializados. Sin embargo, no se han encontrado ejemplos de aplicación de diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución de energía eléctrica de dimensiones significativas haciendo uso ventajoso de los algoritmos genéticos. En los trabajos revisados no se alcanza un amplio conjunto de soluciones no dominadas del problema multiobjetivo (optimización simultánea de los costes económicos y de la fiabilidad), de entre las que el planificador, con su experiencia, pueda llegar a determinar las que sean de mayor interés.

Capítulo 3 MODELOS DE DISEÑO ÓPTIMO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

En este capítulo se muestran los modelos matemáticos utilizados en el trabajo de investigación desarrollado.

En primer lugar se plantea el modelo de diseño óptimo monobjetivo. Inicialmente se define el problema que se desea resolver con el fin de indicar claramente las variables básicas que van a aparecer posteriormente. A continuación se realiza el planteamiento matemático haciendo uso de programación matemática entera-mixta no lineal, indicando la función objetivo y las restricciones que se aplican. Finalmente, dentro del modelo monobjetivo, se muestra la posibilidad de realizar un diseño multietapa, a lo largo del tiempo, de una red de distribución utilizando una metodología pseudodinámica.

En segundo lugar, y para terminar el capítulo, se plantea el modelo de diseño óptimo multiobjetivo. El modelo matemático presentado es general, aplicable a muy variados tipos de problemas de optimización multiobjetivo y, a continuación, se muestra su aplicación al diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución de energía eléctrica.

3.1 MODELO DE DISEÑO ÓPTIMO MONOBJETIVO

3.1.1 Planteamiento del problema de diseño óptimo monobjetivo.

El problema que se pretende resolver (diseño óptimo monobjetivo en una etapa de planificación) podría plantearse de una forma simplificada considerando que se dispone de una serie de fuentes (subestaciones) y de sumideros o nudos de demanda (centros de demanda). Cada sumidero tiene asociada una determinada demanda de potencia y cada fuente tiene un límite máximo de la potencia de suministro. Se conocen, además, varias posibles rutas para la construcción de líneas eléctricas con el fin de transportar las potencias desde las fuentes hasta los sumideros. Cada una de las líneas posee un coste que depende principalmente de su longitud (básicamente costes fijos) y del valor de potencia punta que transporta (fundamentalmente costes variables) [Lakervi

and Holmes (1995), Willis et al. (1995), Gönen (1986)], por lo que el coste global (asociado a todas las líneas eléctricas) del suministro de potencia a todos los sumideros dependerá de las líneas eléctricas (rutas) que finalmente se utilicen. Conceptos similares se pueden establecer para las subestaciones con relación a los costes a ellas asociados. Se trata de buscar la topología óptima (conjunto de líneas eléctricas y de subestaciones) que minimice el coste global asociado al diseño del sistema de distribución de energía eléctrica (respetando una serie de restricciones técnicas), con lo que se logrará el diseño óptimo de dicho sistema. Dentro de las restricciones se debe señalar que los conductores que pueden utilizarse para la construcción de las líneas poseen unos límites térmicos en cuanto a las potencias máximas que pueden transportar, y las subestaciones poseen también, como se dijo antes, unos límites en las potencias que pueden suministrar. Además, se deberá satisfacer la primera ley de Kirchhoff en todos los nudos del sistema de distribución de energía eléctrica, así como las restricciones de máximas caídas de tensión en ellos y, si así lo desea el planificador, la restricción de radialidad (topología radial del sistema de distribución en su estado de operación habitual).

Cada una de las rutas propuestas lleva asociada una característica determinante de la naturaleza de la línea eléctrica que se puede construir al utilizar dicha ruta: línea aérea o línea subterránea. Por otro lado, una vez que se procede a la construcción de una línea (aérea o subterránea) utilizando una determinada ruta, existirán unos determinados tamaños de conductores que podrán ser utilizados.

A continuación se utilizará un ejemplo para concretar con más detalle los aspectos del planteamiento del diseño óptimo monobjetivo que acaban de ser descritos sintéticamente en el párrafo anterior.

En la figura 3.1 se muestra un ejemplo ilustrativo de una porción elemental de una red eléctrica, integrada por las subestaciones posibles a construir y los centros de demanda junto a las posibles rutas que pueden utilizarse para la instalación de líneas eléctricas (que suministran las potencias necesarias que satisfacen las demandas del sistema de distribución de energía eléctrica).

Cada una de las posibles rutas en las que se puede construir una línea eléctrica llevará asociadas, en principio, dos variables continuas representativas del flujo de potencia. En este sentido, se considera que para cada línea existen dos arcos (dos variables continuas). Así, por ejemplo, estos arcos aparecen en la figura 3.2 entre los nudos 7 y 8 que están conectados (o pueden llegar a estar conectados) por una línea eléctrica. A cada uno de ellos se asocia el flujo de potencia que puede existir en la línea

eléctrica con los sentidos indicados por las flechas. Cada arco tiene asociada una variable continua, que puede denotarse por la variable $X_{7\ 8}$ para el arco cuya flecha va del nudo 7 al 8 y por la variable $X_{8\ 7}$ para el otro arco. En el proceso de optimización se obtendrán los valores óptimos de dichas variables. Por lo tanto se determinarán los valores de los flujos óptimos de potencia en la red de distribución.

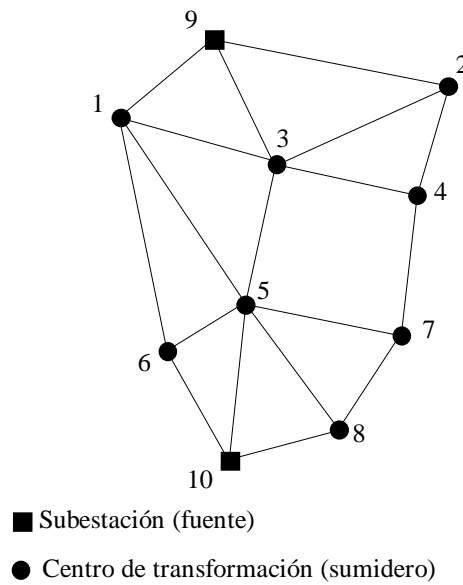


Figura 3.1. Ejemplo de diseño propuesto.

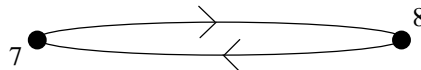


Figura 3.2. Representación de los arcos que unen dos nudos.

Al colocar dos arcos, y por lo tanto tener en cuenta dos variables continuas para cada línea, si una de estas variables no es nula, la otra debe de ser obligatoriamente nula, ya que en otro caso no se alcanzaría el coste mínimo en el proceso de la optimización. En este sentido, obsérvese que aumentar la cantidad de potencia que circula por una línea eléctrica influye en la función objetivo aumentando su valor. Transportar dos valores de potencia (en dos sentidos opuestos) en una línea podría parecer inicialmente un resultado matemático posible (ya que ello forma parte de la formulación matemática), pero el proceso de optimización siempre forzará a alcanzar un valor nulo de, al menos, uno de los dos posibles flujos de potencia en cada una de las

líneas eléctricas (líneas existentes en el sistema de distribución inicial y líneas futuras propuestas para construir en la ampliación de dicho sistema de distribución).

En los trabajos de investigación realizados se ha considerado que las variables continuas citadas representan potencias aparentes, pero podrían también representar intensidades. En cualquier caso, afectan directamente a los costes variables de las líneas asociados a las pérdidas de energía en ellas (debido las pérdidas por efecto Joule), utilizados en la función objetivo como parte del coste total.

Además de las variables continuas asociadas a los flujos de potencia, existen unas variables binarias asociadas a la utilización, o no, de las posibles rutas que inicialmente se han propuesto para la instalación de líneas eléctricas, al plantear el problema de diseño. Cada posible tamaño de conductor propuesto para la construcción de líneas poseerá una variable binaria asociada, que adoptará el valor cero si no se utiliza para la construcción de una línea eléctrica con ese tamaño de conductor y un valor de un uno si se construye utilizándolo. Por ejemplo, la ruta que une los nudos 4 y 7 tendrá asignada una variable que puede denotarse como $(Y_{4\ 7})_3$ y que será binaria, asociada a la utilización de la ruta que une los nudos 4 y 7, haciendo uso del tamaño de conductor 3 de entre los que el diseñador ha propuesto en el planteamiento del problema. Si el valor de alguna de las variables binarias asociadas a una ruta es un uno, entonces podrán aparecer valores distintos de cero para $X_{4\ 7}$ y $X_{7\ 4}$ (variables continuas) que representan los flujos de potencia entre los nudos 4 y 7. Pero si el valor de todas las variables binarias asociadas a una ruta es nulo, entonces los flujos de potencia asociados deberán ser nulos. Una vez que se determina el tamaño de conductor que se va a utilizar para la construcción de una determinada línea eléctrica, haciendo uso de una de las rutas propuestas, los flujos existentes en los arcos asociados a dichas rutas pueden denotarse por medio de $(X_{4\ 7})_3$ y $(X_{7\ 4})_3$, indicando de esta forma que son flujos que circulan por una línea construida con un conductor del tamaño 3.

Las variables binarias intervienen directamente en los costes fijos asociados a las líneas eléctricas, que formarán parte de la función objetivo junto a los costes variables señalados anteriormente.

En la formulación del problema matemático deberá de tenerse en cuenta que, como antes se indicó, los conductores que pueden utilizarse en la construcción de la red de distribución poseen un límite en cuanto a la potencia que pueden transportar. Si se

sobrepasa el valor indicado por este límite se puede producir, por ejemplo, un calentamiento excesivo del conductor.

En cuanto a las subestaciones eléctricas, en el diseño óptimo monobjetivo se incluyen aspectos similares a los ya indicados para las líneas eléctricas: variables binarias para determinar su localización y el tamaño óptimo de las subestaciones (o su ampliación), variables continuas para determinar los flujos de potencia que suministran las subestaciones, costes asociados a las subestaciones, y límites máximos de capacidad de suministro para ellas dependiendo de sus tamaños.

Es posible que el diseñador desee que una determinada ruta sea utilizada obligatoriamente (por un determinado motivo), o que una subestación sea construida en un determinado lugar, siendo el algoritmo genético el que determine el tamaño óptimo de esas líneas o subestaciones de obligada construcción. Este aspecto, incorporado en el modelo matemático, enriquece el diseño óptimo, permitiendo al planificador imponer localizaciones para la construcción de líneas y subestaciones futuras, como consecuencia de condicionantes que no permitan otras posibilidades.

Básicamente el sistema de distribución deberá satisfacer las demandas eléctricas de los nudos de demanda, por lo cual habrá que introducir las restricciones adecuadas que garanticen el suministro de energía a los mismos. Ello conduce a establecer la primera ley de Kirchhoff en todos los nudos (nudos de demanda y resto de los nudos del sistema) relacionando, en general, adecuadamente las variables continuas y las demandas eléctricas.

Además, la modelización del problema de diseño óptimo monobjetivo incluye las restricciones de máximas caídas de tensión en los centros de demanda, garantizando que la tensión en cada uno de ellos siempre será mayor que un valor límite de tensión admisible para el suministro de energía eléctrica. Estas restricciones, en el contexto de los modelos de programación matemática, relacionarían las variables continuas y las tensiones en los nudos del sistema.

Por último, el planificador puede decidir obtener, tras el proceso de optimización, una solución óptima que represente una topología radial del sistema de distribución correspondiente a su estado de operación habitual. Para ello incluirá la correspondiente restricción de radialidad que relacionará, en general, a las variables binarias del problema de optimización.

Una posible solución al problema de diseño óptimo, que se ha planteado en la figura 3.1 sería la que se muestra en la figura 3.3. Supuesto que fuese la solución óptima (coste económico global mínimo), representaría el conjunto de líneas y subestaciones óptimas (localización y tamaño óptimos de líneas y subestaciones para el problema de diseño óptimo descrito).

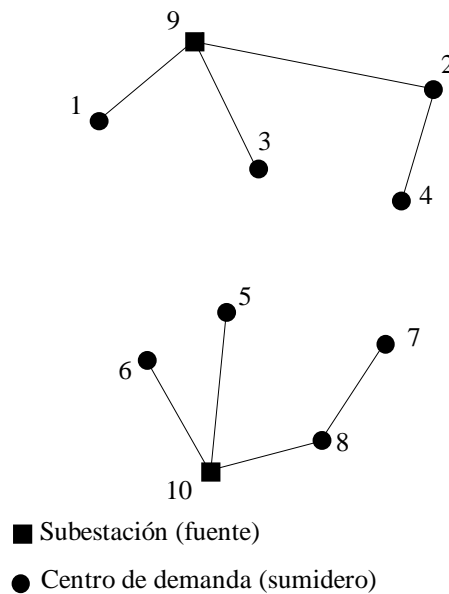


Figura 3.3. Ejemplo de solución a un problema de diseño.

En la práctica es conveniente obtener varias soluciones alternativas, ya que si sus costes son similares se puede llegar a seleccionar, de acuerdo a un criterio y experiencia profesional, alguna solución diferente de la óptima (económicamente óptima). Por ello un método de diseño óptimo debería conducir a un cierto abanico de diversas soluciones, además de la solución económica óptima, para poder seleccionar finalmente la más adecuada.

En redes de distribución reales habitualmente se tiene un sistema de distribución existente (sistema de distribución inicial) en el momento presente (con líneas y subestaciones existentes) que se pretende ampliar óptimamente a lo largo de un periodo de tiempo dado (periodo de planificación), llegando a determinar, mediante el modelo descrito de diseño óptimo monobjetivo, la configuración óptima del sistema de distribución que satisface las demandas eléctricas correspondientes al horizonte de la planificación (al final del periodo de planificación mencionado).

Se ha presentado, de una forma sintética, el planteamiento fundamental del diseño óptimo monobjetivo. El modelo que se ha utilizado para resolver el problema de optimización planteado es básicamente uno de programación entera-mixta no lineal para la localización y dimensionamiento óptimos de las líneas y subestaciones, que puede utilizarse para la realización de un diseño. A continuación se va a proceder a exponer, en detalle, el modelo matemático correspondiente al diseño óptimo monobjetivo.

3.1.2 Función objetivo del modelo de diseño óptimo monobjetivo.

El modelo contiene una función objetivo que representa los costes correspondientes a las líneas y subestaciones del sistema de distribución de energía eléctrica, así como los verdaderos costes variables no lineales asociados a la operación de dicho sistema.

La función objetivo a minimizar viene expresada por medio de la expresión siguiente:

$$\begin{aligned} & \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} \left\{ (CF_{ij})_a (Y_{ij})_a + (CV_{ij})_a \left[(X_{ij})_a^2 + (X_{ji})_a^2 \right] \right\} + \\ & \sum_{k \in N_S} \sum_{b \in N_b} \left[(CF_k)_b (Y_k)_b + (CV_k)_b (X_k)_b^2 \right] + \\ & \sum_{(i,j) \in N_{FE}} (CV_{ij})_E \left[(X_{ij})_E^2 + (X_{ji})_E^2 \right] + \sum_{k \in N_{SE}} (CV_k)_E (X_k)_E^2 \end{aligned} \quad (3.1)$$

donde:

N_{FE} = conjunto de rutas (entre nudos) asociadas a líneas existentes del sistema de distribución inicial.

N_{FP} = conjunto de rutas (entre nudos) propuestas para la construcción de líneas futuras.

N_{FR} = conjunto de rutas (entre nudos) asociadas a rutas seleccionadas para la construcción de líneas futuras. Solamente es variable el tamaño del conductor.

$$N_F = N_{FP} \cup N_{FR}$$

N_a = conjunto de tamaños de conductor propuestos para ser utilizados en la construcción de líneas.

N_{SE} = conjunto de nudos asociados a subestaciones existentes del sistema de distribución inicial.

N_{SP} = conjunto de nudos asociados a localizaciones propuestas para la construcción de subestaciones futuras.

N_{SR} = conjunto de nudos asociados a localizaciones seleccionadas para la construcción de subestaciones futuras. Solamente el tamaño de la subestación es variable.

$$N_S = N_{SP} \cup N_{SR}$$

N_b = conjunto de tamaños de subestaciones propuestos para ser utilizados en la construcción de dichas subestaciones.

(i,j) = ruta entre los nudos i y j .

$(X_k)_b$ = Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo $k \in N_S$ asociado a una subestación de tamaño b .

$(X_{ij})_a$ = Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta $(i,j) \in N_F$ asociada a una línea cuyo tamaño de conductor es a .

$(X_k)_E$ = Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo k asociado a una subestación existente del sistema de distribución inicial.

$(X_{ij})_E$ = Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta (i,j) , asociada a una línea existente del sistema de distribución inicial.

$(CV_{ij})_E$ = Coeficiente de coste variable de una línea existente en la ruta (i,j) .

$(CV_{ij})_a$ = Coeficiente de coste variable de una línea que se construye, con un tamaño de conductor a , en la ruta (i,j) .

$(CF_{ij})_a$ = Coste fijo de una línea que se construye, con un tamaño de conductor a , en la ruta (i,j) .

$(CV_k)_E$ = Coeficiente de coste variable de una subestación existente en el nudo k .

$(CV_k)_b$ = Coeficiente de coste variable de una subestación que se construye, con un tamaño b , en el nudo k .

$(CF_k)_b$ = Coste fijo de una subestación que se construye, con un tamaño b , en el nudo k .

$(Y_k)_b = 1$, si se construye una subestación con tamaño b , asociada al nudo $k \in N_{SP}$. En caso contrario, esta variable es igual a 0.

$(Y_{ij})_a = 1$, si se construye una línea con tamaño a , asociada a la ruta $(i,j) \in N_{FP}$. En caso contrario, esta variable es igual a 0.

3.1.3 Restricciones matemáticas para representar el suministro de demandas de potencia en los nudos. Restricciones matemáticas para representar los límites de capacidad de suministro de potencias de las subestaciones y los límites de transporte de potencias de las líneas eléctricas.

La minimización de la función objetivo está sujeta a restricciones de tipo técnico, entre las que se encuentran las restricciones para representar el suministro de demandas de potencia en los nudos del sistema de distribución de energía eléctrica (primera ley de Kirchhoff en los nudos de la red), los límites de capacidad de suministro de potencias de las subestaciones y los límites de capacidad de transporte de potencia de las líneas eléctricas del sistema de distribución.

La primera ley de Kirchhoff (en el nudo k del sistema de distribución) viene dada por expresión siguiente:

$$D_k - (X_k)_E - \sum_{b \in N_b} (X_k)_b = \sum_{i \in N_{kp}} \sum_{a \in N_a} [(X_{ik})_a - (X_{ki})_a] + \sum_{i \in N_{kE}} [(X_{ik})_E - (X_{ki})_E] \quad (3.2)$$

donde:

D_k = Potencia aparente punta demandada en el nudo k .

N_{kP} = conjunto de nudos propuestos para ser conectados al nudo k .

N_{kE} = conjunto de nudos que están conectados al nudo k .

Las restricciones relativas a los límites de capacidad de transporte de potencias para las líneas son:

1.1.- Para las líneas futuras:

$$0 \leq (X_{ij})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a ; \quad 0 \leq (X_{ji})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a \quad (3.3)$$

$$\forall (i, j) \in N_{FP} ; \quad \forall a \in N_a$$

1.2.- Para las líneas existentes:

$$0 \leq (X_{ij})_E \leq (U_{ij})_E ; \quad 0 \leq (X_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \quad (3.4)$$

$$\forall (i, j) \in N_{FE}$$

1.3.- Para las rutas seleccionadas para la construcción de líneas:

$$0 \leq (X_{ij})_a \leq (U_{ij})_a ; \quad 0 \leq (X_{ji})_a \leq (U_{ij})_a \quad (3.5)$$

$$\forall (i, j) \in N_{FR} ; \quad \forall a \in N_a$$

Las restricciones relativas a los límites de capacidad de suministro de potencias de las subestaciones son:

2.1.- Para las subestaciones futuras:

$$0 \leq (X_k)_b \leq (U_k)_b (Y_k)_b \quad (3.6)$$

$$\forall k \in N_{SP}; \quad \forall b \in N_b$$

2.2.- Para las subestaciones existentes:

$$0 \leq (X_k)_E \leq (U_k)_E \quad (3.7)$$

$$\forall k \in N_{SE}$$

2.3.- Para los nudos seleccionados para la construcción de subestaciones:

$$0 \leq (X_k)_b \leq (U_k)_b \quad (3.8)$$

$$\forall k \in N_{SR}; \quad \forall b \in N_b$$

donde:

$(U_{ij})_a$ = Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea de tamaño de conductor a , asociada a la ruta $(i,j) \in N_F$.

$(U_{ij})_E$ = Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea existente del sistema de distribución inicial, asociada a la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.

$(U_k)_b$ = Capacidad máxima, en kVA, de suministro de potencia de una subestación de tamaño b , asociada al nudo $k \in N_S$.

$(U_k)_E$ = Capacidad máxima, en kVA, de suministro de potencia de una subestación existente del sistema de distribución inicial, asociada al nudo $k \in N_{SE}$.

El modelo presentado corresponde a una formulación matemática de programación entera-mixta no lineal, que incluye los verdaderos costes no lineales de las líneas y subestaciones del sistema de distribución, para la búsqueda de la solución óptima desde un punto de vista económico.

3.1.4 Restricciones matemáticas para representar las máximas caídas de tensión permisibles y la configuración radial en explotación.

Las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles limitan los valores de la tensión en los centros de demanda a valores superiores a los límites de tensión aceptables para el suministro de energía eléctrica en dichos centros. Ello contribuye positivamente a la calidad en el suministro de energía a los consumidores, intentando que los correspondientes valores de las tensiones no se encuentren excesivamente alejados del valor de la tensión nominal. Estas restricciones eliminarán algunas posibles soluciones que, inicialmente, serían soluciones factibles del problema de optimización en estudio, pero que se desecharán al presentar unas tensiones inferiores a las permitidas en algunos de los centros de demanda.

Dada una red de distribución, la obtención de los valores de las tensiones en sus nudos se puede llevar a cabo por medio de algoritmos de flujos de cargas. En el presente trabajo se ha utilizado un algoritmo específico para redes muy débilmente malladas [Shirmohammadi et al. (1988)], apropiado para tratar topologías de redes de distribución que son radiales en explotación. Este algoritmo se muestra en el apéndice III.

El planificador puede estar interesado en la obtención de soluciones de diseño óptimo, de un sistema de distribución, que representen el estado de explotación de dicho sistema mediante una topología radial. Para ello se puede utilizar la restricción de radialidad.

Las restricciones de máximas caídas de tensión y de radialidad pueden dar lugar a la obtención de diferentes soluciones a las que se alcanzarían en el caso de no incluirlas en el proceso de diseño óptimo. Dos ejemplos de diseño óptimo de sistemas de distribución elementales, que ilustran la importancia que puede tener la inclusión de estas restricciones en la optimización, aparecen recogidos en los apéndices VII y VIII.

Restricción de máximas caídas de tensión permisibles.

Tal y como se ha indicado anteriormente, en el apéndice III se recoge el método empleado para la obtención de las tensiones en los nudos de la red de distribución. En el método se ha utilizado un modelo adecuado para la descripción de las líneas eléctricas que, dependiendo de las características eléctricas de las mismas, puede incluso llegar a simplificarse en la distribución de energía eléctrica, como se hace frecuentemente en la literatura especializada.

Una vez que se han calculado las tensiones en los nudos del sistema de distribución, las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles se pueden plantear matemáticamente por medio de la siguiente expresión:

$$V_i \geq V_{nom} \left(1 - \frac{\% \Delta V_{nom}}{100} \right) \quad (3.9)$$

$\forall i$

donde:

V_i es la tensión calculada en el nudo i -ésimo del sistema de distribución.

V_{nom} es la tensión nominal asociada al sistema de distribución.

$\% \Delta V_{nom}$ es el porcentaje máximo permitido, sobre la tensión nominal, en el que puede variar el valor la tensión de suministro de energía eléctrica a un centro de demanda.

Restricción de radialidad.

La ecuación 3.10 constituye la restricción de radialidad que corresponde a una formulación matemática de programación entera-mixta.

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} z_{ij} + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} z_{ij} + \sum_{(i,j) \in N_{FP}} \sum_{a \in N_a} (Y_{ij})_a \leq (nt) - \left[N_{SE} + N_{SR} + \sum_{k \in N_{SP}} \sum_{b \in N_b} (Y_k)_b \right] \quad (3.10)$$

donde:

z_{ij} es una variable binaria asociada a la ruta (i,j) . Dicha variable es igual a 1 si el flujo en la línea asociada a la ruta (i,j) es no nulo. En caso contrario, la variable z_{ij} es nula.

nt es el número total de nudos asociados al sistema de distribución (conjunto de nudos existentes del sistema de distribución inicial junto con el conjunto de nudos futuros).

3.1.5 Modelo de diseño óptimo monobjetivo multietapa. Metodología pseudodinámica.

El modelo monobjetivo multietapa que se ha utilizado está basado directamente en el modelo de diseño óptimo monoetapa presentado en los apartados anteriores, ya que la metodología usada para el diseño óptimo multietapa es la pseudodinámica. Esta metodología se basa en obtener la solución óptima para la etapa horizonte (mediante el modelo monoetapa) y, tras la obtención de esta solución, aplicar sucesivamente dicho

modelo de diseño óptimo con objeto de encontrar las soluciones óptimas para las etapas intermedias. En cada etapa el sistema de distribución tendrá que satisfacer determinadas demandas de potencia, siendo el modelo de diseño óptimo el que se encargue de encontrar en cada etapa la topología óptima del sistema eléctrico, teniendo en cuenta la solución óptima obtenida para la etapa horizonte. En este sentido, en cada una de las etapas intermedias, solamente se permite la construcción de líneas y de subestaciones que se hayan construido en la solución óptima correspondiente a la etapa horizonte de la planificación.

La metodología pseudodinámica es aplicable haciendo uso de una herramienta de optimización que permita realizar adecuadamente un diseño óptimo monoetapa. Para ello, en los trabajos de investigación, se ha utilizado el algoritmo genético desarrollado. Tal y como se mostrará más adelante en el capítulo correspondiente a los resultados computacionales, se puede realizar, de una forma muy sencilla, un diseño multietapa con la metodología pseudodinámica y utilizando el modelo de diseño óptimo monoetapa que se ha presentado en este capítulo.

3.1.6 Resumen del modelo de diseño óptimo monobjetivo.

Con el modelo monobjetivo se puede diseñar totalmente una porción de una red nueva de distribución en la que inicialmente no existe ningún elemento, línea o subestación, construido. También se puede plantear la ampliación óptima de un sistema de distribución de energía eléctrica, por lo que se han de indicar las líneas que se encuentran construidas y aquellas que se proponen para la ampliación del sistema. Así mismo, es posible que algunas de las subestaciones existan y otras se propongan como de nueva construcción.

La utilización de una función de costes linealizada es habitual en la literatura especializada [Adams and Laughton (1974), Wall, Thomson and Northcote-Green (1979), Hindi and Brameller (1977), Gönen and Foote (1981), Thomson and Wall (1981), Sun et al. (1982), Fawzi et al. (1983), El-Kady (1984), Mikic (1986), Gönen and Ramírez-Rosado (1986, 1987) Aoki et al. (1990), Nara et al. (1991, 1992, 1994), Kuwabara and Nara (1997), Goswami (1997)] y también cuando se emplean paquetes informáticos de programación entera-mixta, que solamente pueden trabajar con funciones lineales (aunque algunos permiten la utilización de ciertas funciones no lineales). En este trabajo se han incluido los verdaderos costes no lineales en el proceso de optimización de la función objetivo de costes, lo que supera las modelizaciones

tradicionales que emplean aproximaciones lineales de dichos costes no lineales. Esto ha sido posible gracias a la utilización de un algoritmo genético, que permite el tratamiento general de funciones no lineales.

Además, es posible realizar, como se dijo anteriormente, un diseño multietapa mediante una metodología pseudodinámica.

En síntesis, el modelo monobjetivo para diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica contempla los siguientes aspectos del diseño óptimo:

- Localización y tamaño óptimos tanto de líneas como de subestaciones futuras, propuestas por el planificador.
- Tamaño óptimo tanto de líneas como de subestaciones futuras, propuestas por el planificador, habiendo sido fijada su localización. Esta situación corresponde a casos reales en los que obligatoriamente, por un determinado motivo, se ha de utilizar una determinada ruta o construir una subestación en un determinado lugar.
- Restricciones de máximas caídas de tensión permisibles y restricción de radialidad en el diseño óptimo
- Función objetivo de costes verdaderos no lineales, representativa de los costes asociados a la red de distribución. Posibilidad de utilizar, además, costes linealizados en la función objetivo.
- Posibilidad de realizar un diseño óptimo de ampliación de un sistema de distribución existente, incluyendo refuerzos, y/o sustituciones de las propias líneas eléctricas existentes, así como ampliación del tamaño de subestaciones existentes (en este último caso, usando variables binarias asociadas al coste de ampliación).
- Proceso de diseño de redes de distribución en una etapa (periodo de tiempo de planificación), o en varias etapas (multietapa), sobre la base de una metodología pseudodinámica [Sun et al. (1982), Ramírez-Rosado and Gönen (1991)].

3.2 MODELO DE DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO

En el apartado anterior se ha presentado el modelo de diseño óptimo monobjetivo. Con él se alcanza la configuración óptima de un sistema de distribución tal que minimice una determinada función de costes asociados al mismo y sujeta a unas determinadas restricciones de tipo técnico. Es posible que se desee llevar a cabo un diseño optimizando, además del coste, otros aspectos técnicos asociados a la red (perfiles de tensiones óptimos, energía esperada no suministrada, tiempo de interrupción equivalente de la potencia instalada, etc.). Para tener en cuenta estos aspectos es preciso plantear un modelo de diseño óptimo multiobjetivo y aplicar técnicas matemáticas adecuadas para alcanzar soluciones que optimicen simultáneamente todos los objetivos que el diseñador pretende minimizar o maximizar. El correspondiente modelo multiobjetivo se presenta a continuación.

3.2.1 Planteamiento formal del modelo de optimización multiobjetivo.

Un problema de optimización monobjetivo [Goicoechea et al. (1982), Zeleny (1982)] se define como la maximización (o minimización) de una única función objetivo $z(\underline{x})$ de varias variables de decisión $\underline{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, sujeto a varias restricciones $g_i(\underline{x}) \leq 0$.

Formalmente, se puede plantear como:

$$\max z(\underline{x}) \quad [\text{o bien: } \min z(\underline{x})] \quad (3-11)$$

$$\begin{aligned} \text{sujeto a:} \quad & g_i(\underline{x}) \leq 0 \quad i=1, 2, \dots, m \\ & x_j \geq 0 \quad j=1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

$$\text{donde } \underline{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$$

R = conjunto de números reales.

Generalmente, la función objetivo $z(\underline{x})$ y las restricciones $g_i(\underline{x})$ pueden ser tanto lineales, como no lineales, de las variables x_j . La región factible es:

$$\underline{X} = \{ \underline{x} : \underline{x} \in R^n, g_i(\underline{x}) \leq 0, x_j \geq 0 \text{ para todo } i, j \} \quad (3-12)$$

La solución óptima es $\underline{x}^* \in \underline{X}$ tal que $\max z(\underline{x}) = z(\underline{x}^*)$.

Un problema de programación matemática multiobjetivo está asociado a un vector p -dimensional de funciones objetivo $\underline{z}(\underline{x}) = [z_1(\underline{x}), z_2(\underline{x}), \dots, z_p(\underline{x})]$ en la región factible \underline{X} . En lugar de buscar una única solución óptima, se busca el conjunto \underline{S} de “soluciones no-dominadas”. Tal conjunto es un subconjunto de \underline{X} . La característica fundamental del conjunto de soluciones no dominadas \underline{S} es que, para cada solución fuera de \underline{S} (aunque todavía perteneciendo a \underline{X}), existe una solución no dominada para la que los valores de todas las funciones objetivo no varían o están mejorados, y al menos una de las cuales tiene un valor estrictamente mejorado. Formalmente, el problema multiobjetivo

$$\text{max-dominare } \underline{z}(\underline{x}) \quad (3-13)$$

$$\text{sujeto a } \underline{x} \in \underline{X}$$

tiene asociado un conjunto de soluciones no dominadas,

$$\underline{S} = \{ \underline{x} : \underline{x} \in \underline{X}, \text{ no existe otro } \underline{x}' \in \underline{X} \text{ tal que}$$

$$z_q(\underline{x}') > z_q(\underline{x}) \text{ para algún } q \in \{1, 2, \dots, p\} \quad \text{y}$$

$$z_k(\underline{x}') \geq z_k(\underline{x}) \text{ para todo } k \neq q \} \quad (3-14)$$

Por lo tanto, es evidente que al moverse de una solución dominada a otra no dominada, mejorando al menos uno de los objetivos, se produce el empeoramiento de una o más de las restantes funciones objetivo.

3.2.2 Aplicación del modelo de optimización multiobjetivo al diseño de redes de distribución de energía eléctrica.

Tal y como se ha indicado anteriormente, la realización del diseño de una red de distribución de energía eléctrica puede llevarse a cabo teniendo en cuenta, además del coste económico global, otros aspectos técnicos de la red, entre los cuales se pueden citar, a título de ejemplo, los siguientes: Optimizar diversas medidas para evaluar la fiabilidad de la red de distribución (energía esperada no suministrada, tiempo de interrupción equivalente de la potencia instalada, etc.). Elección del tipo de líneas a construir (aéreas o subterráneas) considerando condiciones estéticas u otros aspectos relacionados con la zona en la que se desee construir la red. Por ejemplo, la presencia de bosques o de elementos naturales que se deseen preservar (minimizando los posibles impactos medioambientales). Evitar o reducir el número de cruces de líneas eléctricas del sistema en estudio con otras de otros sistemas, así como con ríos, ferrocarriles o carreteras. Evitar o reducir el número de líneas eléctricas que atraviesen propiedades o que pasen cerca de torres de comunicación, aeropuertos, etc. . Minimizar el valor global de las inversiones a realizar en la ampliación del sistema de distribución a lo largo de las etapas de planificación, considerando las disponibilidades presupuestarias previstas a lo largo del tiempo. Obtener un perfil de tensiones óptimo en la red (de forma que las desviaciones de las tensiones en cada nudo, respecto a los valores predeterminados, sean las más pequeñas posibles).

A continuación se muestra el modelo matemático utilizado, en los trabajos de investigación, para el diseño óptimo multiobjetivo monoetapa de redes de distribución de energía eléctrica (más tarde se indicará la forma de aplicarlo al diseño óptimo multiobjetivo multietapa). Los objetivos considerados han sido la fiabilidad del sistema de distribución (representada por medio de una determinada función) y el coste económico global de la ampliación del mismo. En el modelo de diseño óptimo monobjetivo ya se ha indicado la forma de evaluar el coste económico de una topología dada del sistema de distribución. A continuación se va a presentar una función que proporciona una medida relativa a la fiabilidad. Dicha función, junto a la evaluación del coste, permite realizar un diseño óptimo multiobjetivo.

Se pretende realizar el diseño óptimo de una red de distribución que sea radial en explotación determinando la localización y tamaños óptimos de líneas y subestaciones, y añadiendo, por ejemplo, líneas adicionales (en general inversiones adicionales) si se considera conveniente mejorar la fiabilidad del sistema. La decisión de incluir inversiones adicionales corresponde al planificador. Las líneas adicionales (líneas de

“reserva”) no estarán conectadas normalmente, y su función será contribuir, en la medida de lo posible, a satisfacer el suministro de los centros de demanda en caso de fallos en las líneas en explotación.

En caso de porciones de redes con topologías exclusivamente radiales, como la de la figura 3.4, es posible calcular de forma simple una función que está relacionada con la llamada Energía Esperada No Suministrada. Dicha función puede ser empleada en el diseño óptimo multiobjetivo de la red en el contexto de su planificación óptima. Se denota por medio de *FEENS*, y puede denominarse como función de *EENS*.

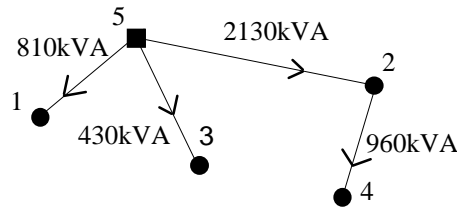


Figura 3.4. Flujos de potencia en una porción de una red de distribución de energía eléctrica.

En la Figura 3.4 aparecen los flujos de potencia indicados en cada una de las ramas, sin otras líneas disponibles para alimentar los centros de demanda.

Un supuesto fallo en la línea que une los nudos 5 y 2 producirá la interrupción total de suministro a los nudos 2 y 4. De los 2130 kVA, 960 kVA están asociados al consumo del nudo 4 y 1170 kVA al consumo del nudo 2.

Para calcular la función de *EENS* del sistema en estudio, se puede emplear la expresión:

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} (\lambda_{ij})_E (\ell_{ij})_E (r_{ij})_E \left[(\bar{P}_{ij})_E + (\bar{P}_{ji})_E \right] + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (\lambda_{ij})_a (\ell_{ij})_a (r_{ij})_a \left[(\bar{P}_{ij})_a + (\bar{P}_{ji})_a \right] \quad (3-15)$$

donde:

$(\lambda_{ij})_E$ es la tasa de fallos por año y por unidad de longitud asociada a la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.

$(\lambda_{ij})_a$ es la tasa de fallos por año y por unidad de longitud asociada a la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.

$(\ell_{ij})_E$ es la longitud de la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.

$(\ell_{ij})_a$ es la longitud de la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.

$(r_{ij})_E$ es el tiempo medio de parada (horas) por cada fallo que se produce en la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.

$(r_{ij})_a$ es el tiempo medio de parada (horas) por cada fallo que se produce en la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.

$(\bar{P}_{ij})_E, (\bar{P}_{ji})_E$ son las variables que representan la potencia activa media, en kW, transportada por la línea existente situada en la ruta $(i,j) \in N_{FE}$.

$(\bar{P}_{ij})_a, (\bar{P}_{ji})_a$ son las variables que representan la potencia activa media, en kW, transportada por la línea futura, con tamaño de conductor a , situada en la ruta $(i,j) \in N_F$.

Las variables continuas $(\bar{P}_{ij})_E, (\bar{P}_{ji})_E, (\bar{P}_{ij})_a, (\bar{P}_{ji})_a$ son proporcionales a las variables $(X_{ij})_E, (X_{ji})_E, (X_{ij})_a, (X_{ji})_a$ por lo que la función de *EENS* (es decir, *FEENS*) se obtiene según la expresión:

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} (u_{ij})_E [(X_{ij})_E + (X_{ji})_E] + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (u_{ij})_a [(X_{ij})_a + (X_{ji})_a] \quad (3-16)$$

$(u_{ij})_E, (u_{ij})_a$ son las constantes resultantes de los cálculos, asociadas a cada ruta (i,j) .

Las unidades de la función de *EENS* serán, por lo tanto, kWh.

En el caso de redes topológicamente malladas, se ha desarrollado un algoritmo original que permite el cálculo de la función de *EENS* y que se describe detalladamente en el apéndice IV. El método indicado es fácilmente aplicable a redes de distribución considerando eventos de cualquier orden, resultando ser (a la vista de los resultados logrados y que se presentan en el capítulo 5) una nueva herramienta de gran utilidad

para la evaluación de la función de *EENS* de un sistema de distribución en el diseño óptimo. Así, después de calcular el valor de *FEENS* para cada solución encontrada en el proceso de optimización, se pueden comparar soluciones de diseño de la red eléctrica en estudio desde el punto de vista de esa función de *EENS*, teniendo en cuenta, como se ha dicho, eventos (fallos) de cualquier orden en las líneas eléctricas, aunque en principio se utilice aquí solamente para los de primer orden (un único fallo en cada una de las líneas eléctricas de la red en una situación determinada), a efectos del diseño óptimo de redes de distribución. La extensión del tratamiento de la fiabilidad a las subestaciones de sistemas de distribución de energía eléctrica puede realizarse a través de la modificación de los algoritmos desarrollados, si bien no se ha incorporado explícitamente a los algoritmos genéticos implementados.

Una vez que se dispone de un algoritmo que permite el cálculo de una cierta función relacionada con la fiabilidad de una red de distribución, se puede proceder a aplicar un método de diseño óptimo multiobjetivo.

Como resultado final del proceso de diseño óptimo multiobjetivo se deben obtener una serie de soluciones que posean la característica de ser no dominadas, es decir, las “mejores” soluciones radiales en explotación (con líneas de reserva que normalmente no se utilizan) alcanzadas para la operación óptima de la red, teniendo en cuenta los dos objetivos antes citados.

El modelo de diseño óptimo multiobjetivo monoetapa de sistemas de distribución de energía eléctrica puede ser utilizado directamente en la planificación multietapa bajo la metodología pseudodinámica (de forma similar a como ya se indicó con el modelo monobjetivo). Es decir, con la metodología pseudodinámica el problema de diseño óptimo multietapa y multiobjetivo de una red eléctrica se reduce a aplicar varias veces el modelo multiobjetivo monoetapa. Por lo tanto, con el modelo desarrollado se dispone de una herramienta válida para el diseño óptimo multiobjetivo multietapa pseudodinámico.

En el próximo capítulo se muestran las técnicas matemáticas que usualmente se han venido utilizando para la resolución del problema de diseño multiobjetivo de redes de distribución y que son aplicables con el modelo matemático aquí planteado. En el desarrollo de este trabajo de investigación se han utilizado algoritmos genéticos para la resolución del problema multiobjetivo de diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica, por lo que todas las características del modelo de diseño óptimo

monobjetivo, recogidas en el apartado 3.1, han sido incorporadas al modelo multiobjetivo.

Capítulo 4 TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN

En este capítulo se describen las técnicas matemáticas de optimización que se han utilizado y se indican algunas que, aunque no se han aplicado en los trabajos de investigación realizados, podrían utilizarse o bien han sido aplicadas, en la literatura especializada, al diseño óptimo de redes de distribución.

Las técnicas de optimización que a continuación se van a describir permiten resolver problemas combinatoriales, siendo posible distinguir dos grandes grupos:

- Las que garantizan la optimalidad de la solución buscada (algoritmos enumerativos como los utilizados normalmente en la resolución de problemas de programación entera-mixta).
- Las que no garantizan la optimalidad.

Dentro de las segundas se engloban los algoritmos genéticos.

En primer lugar, en el desarrollo del capítulo, se presentan los algoritmos enumerativos. Representan herramientas que clásicamente se han venido utilizando en el diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica, tal y como puede comprobarse en la literatura especializada. En segundo lugar se indican otras técnicas aplicables a problemas combinatoriales, en particular la técnica de Simulated Annealing, la de Tabu Search y la técnica de Branch Exchange. Tras estos dos apartados, se exponen los métodos de optimización multiobjetivo que usualmente se han venido utilizando. Posteriormente se realiza la presentación de los algoritmos genéticos, explicando su aplicación como herramientas de optimización y describiendo los parámetros y procesos característicos de estos algoritmos. Dentro de este desarrollo se indica la forma de utilizar algoritmos genéticos en problemas de optimización multiobjetivo.

A continuación, en el siguiente apartado, se hace referencia a los algoritmos genéticos que se han desarrollado durante los trabajos de investigación que se han llevado a cabo, describiendo sus novedosas características y sus operadores originales que los diferencian de los descritos en el apartado correspondiente a los algoritmos

genéticos en general. Por último se indican algunas de las ventajas de los algoritmos genéticos frente a otras técnicas de optimización.

4.1 MÉTODOS ENUMERATIVOS

Los programas destinados a la resolución de problemas combinatoriales han venido basándose, con frecuencia, en métodos enumerativos de búsqueda de soluciones óptimas. El algoritmo de ramificación y acotamiento (branch and bound) se sitúa dentro del grupo de los algoritmos enumerativos.

El elemento más importante en este tipo de algoritmos es el árbol de búsqueda, con el cual se realiza la enumeración de posibles soluciones modificando los valores de las variables binarias (en un problema de diseño de una red de distribución indican, por ejemplo, la construcción o no de una determinada línea, o una subestación con un tamaño concreto).

Una vez fijadas las variables binarias, es decir para cada una de las soluciones que se exploran con el árbol de búsqueda, se obtiene un problema de programación lineal o de programación no lineal dependiendo de la naturaleza del problema que se desea resolver.

Si el problema corresponde a uno de programación lineal, el método de resolución aplicado suele ser el de la relajación de programación lineal. De esta forma no es necesario evaluar todas las posibles soluciones a que darían lugar las diferentes combinaciones de valores de las variables binarias. En este método se acotan ramas del árbol de búsqueda y, por lo tanto, disminuye el tiempo de cálculo computacional para la obtención de la solución óptima.

Considérese el siguiente problema, en el que las variables enteras son binarias (pueden adoptar solamente los valores 0 ó 1):

MINIMIZAR:

$$25Y_1 + 12Y_2 + 41Y_3$$

Sujeto a: $10Y_1 - 2Y_2 > 0$

$$2Y_2 - Y_3 > 0$$

Se trata de un ejemplo muy sencillo pero ilustrativo sobre el funcionamiento del algoritmo de ramificación y acotamiento aplicado a la resolución de problemas combinatoriales.

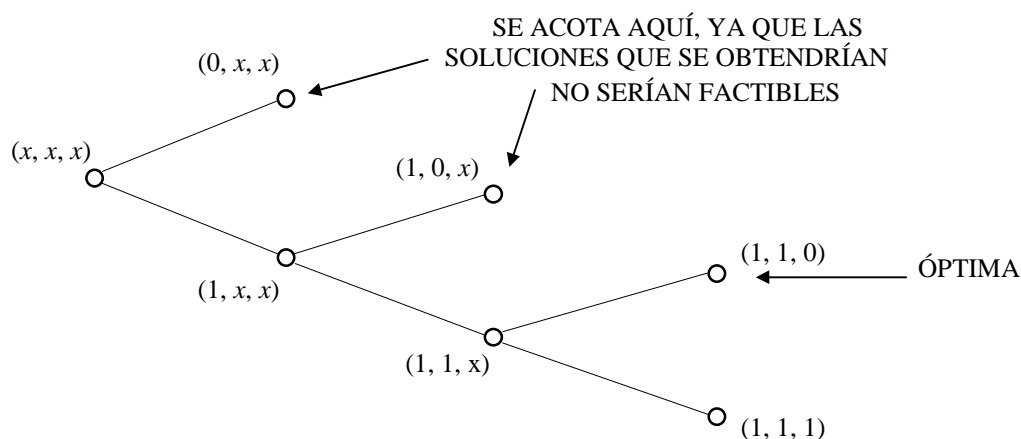


Figura 4.1. Árbol de búsqueda de soluciones del algoritmo de ramificación y acotamiento.

El árbol de búsqueda completo aparece en la figura 4.1. Muestra en cada nudo un conjunto posible de soluciones. En cada uno de dichos nudos se ha señalado, entre paréntesis, los valores de las tres variables binarias del problema propuesto. Una x indica que la correspondiente variable binaria puede adoptar tanto el valor 1 como el valor 0. Puede observarse que el primer nudo (el de la izquierda) incluye a todas las posibles soluciones, ya que permite cualquier valor para las variables. Al adoptar la variable Y_1 el valor 0 se obtiene un subconjunto de soluciones denotado por $(0, x, x)$, y al que se le aplica el método simplex considerando que las variables Y_2 y Y_3 ya no son binarias (relajación de programación lineal). En este caso no se obtiene solución factible al aplicar el método simplex, ya que si Y_1 es igual a cero no se puede cumplir la primera restricción. Se procede a acotar el árbol de búsqueda en el nudo $(0, x, x)$ ya que ninguna solución perteneciente al conjunto que representa será factible. El nudo $(1, x, x)$ sí que posee soluciones factibles al aplicar relajación lineal, por lo que se continúa ramificando a partir de él. El nudo $(1, 0, x)$ no posee soluciones factibles por no poderse cumplir la segunda restricción, mientras que el $(1, 1, x)$ sí que posee solución para su relajación lineal. Los dos últimos nudos (los de la derecha), representan, cada uno de ellos, un conjunto de soluciones formado por un único elemento, por lo que el árbol de búsqueda se ha acabado. Las dos soluciones alcanzadas son factibles, pero es la $(1, 1, 0)$ la óptima ya que minimiza la función objetivo.

El ejemplo mostrado es de programación entera pura (binaria en este caso), pero ilustra adecuadamente el método de ramificación y acotamiento para el caso de programación entera-mixta, ya que la existencia de variables continuas adicionales no modifica la metodología a seguir para la obtención de la solución óptima.

En el presente trabajo se ha utilizado el programa `lp_solve 2.0`, que permite la resolución de problemas de programación lineal y de programación entera-mixta lineal.

Una ventaja de los algoritmos enumerativos es la de obtener el óptimo global del problema abordado, ya que realizan una búsqueda de todo el espacio de soluciones. Pero a medida que el número de variables crece el tiempo necesario para la resolución de un problema puede hacer inviable su utilización práctica.

4.2 OTRAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN

En este apartado se presentan brevemente algunas técnicas de optimización que permiten resolver problemas combinatoriales, algunas de las cuales se han aplicado al diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica.

4.2.1 Simulated Annealing (recocido simulado).

El origen de esta técnica matemática se debe a un algoritmo que simulaba el recocido (annealing) de un material. Si un material sólido se calienta por encima de su punto de fusión y después se enfría devolviéndolo a su estado sólido, resulta que las propiedades del sólido enfriado dependen de la velocidad con que se ha producido dicho enfriamiento. Por ejemplo, pueden obtenerse grandes cristales si el enfriamiento es muy lento, mientras que un enfriamiento rápido puede producir un gran número de imperfecciones. El proceso de recocido puede ser simulado tratando al material como un sistema de partículas. El primer algoritmo que se desarrolló simulaba el cambio de energía del sistema, al ser sometido a un proceso de enfriamiento, hasta que alcanzaba un estado estable. En la década de los ochenta se propuso que esta simulación podría aplicarse para obtener las soluciones factibles de un problema de optimización.

En un problema de minimización los métodos tradicionales de búsqueda de soluciones emplean una estrategia descendente, en la que la búsqueda siempre va en una dirección que produce una mejora. Una estrategia de este tipo puede dar lugar a alcanzar

mínimos locales en lugar del mínimo global (dependiendo de la naturaleza del espacio de soluciones factibles y de la técnica empleada). Las soluciones obtenidas por estas estrategias descendentes dependen fuertemente de las soluciones iniciales consideradas. En el recocido simulado se posibilita que la búsqueda no sea siempre descendente, siendo este evento gobernado por una función de probabilidad que cambia durante el proceso de ejecución del algoritmo.

La base para que sea posible este comportamiento diferenciador de los métodos tradicionales en la búsqueda de soluciones está basada en la estadística termodinámica. Las leyes de la termodinámica determinan que a la temperatura T la probabilidad de un incremento en la energía en una cantidad δE viene dada por:

$$p(\delta E) = e^{\left(\frac{-\delta E}{k_B T}\right)}$$

donde k_B es la constante de Boltzmann.

Una posible aplicación del algoritmo puede llevarse a cabo generando una perturbación y calculando el cambio de energía resultante. Si la energía ha disminuido el sistema se mueve a un nuevo estado. Si la energía ha aumentado, el nuevo estado se acepta de acuerdo con la probabilidad dada por la expresión indicada anteriormente. El proceso se repite un determinado número de iteraciones a cada una de las temperaturas, después de lo cual la temperatura disminuye hasta alcanzar un estado de equilibrio.

El algoritmo, tal y como se ha indicado, puede aplicarse a la resolución de problemas combinatoriales teniendo en cuenta las relaciones existentes entre un problema combinatorial y una simulación termodinámica. En la tabla 4.1 se señalan estas equivalencias.

Simulación termodinámica	Problema combinatorial
Estados del sistema	Soluciones factibles
Energía	Coste (función objetivo)
Cambio de estado	Búsqueda de soluciones
Temperatura	Parámetro de control
Estado de equilibrio de mínima energía	Solución óptima

Tabla 4.1. Equivalencias entre una simulación termodinámica y un problema combinatorial.

El recocido simulado ha dado lugar a una familia de algoritmos. Cada uno de ellos se implementa para la resolución de un determinado problema.

Algunas de las aplicaciones del recocido simulado son:

- Diseño electrónico de sistemas.
- Diseño de redes de computadores.
- Optimización de los costes de producción.
- Problemas de asignación de tiempos y espacios (timetable problems).

El recocido simulado es, por lo tanto, una herramienta válida para la resolución de problemas combinatoriales. Las desventajas se presentan por los altos tiempos de cálculo necesarios para acercarse al óptimo y la dificultad de ajustar adecuadamente los parámetros que controlan el algoritmo.

4.2.2 Tabu Search.

Sus antecedentes se pueden encontrar en los métodos diseñados para superar las dificultades que plantean la existencia de restricciones de factibilidad o de óptimos locales en los procesos de optimización.

En la técnica de Tabu Search se imponen restricciones que guían el proceso de búsqueda para alcanzar zonas de difícil estudio. Estas restricciones operan de muy diversas formas, bien por prohibición en la elección de determinadas alternativas o bien, por ejemplo, por medio de probabilidades de elección de una determinada opción.

La filosofía de Tabu Search es explotar un conjunto de principios de resolución de problemas de forma inteligente. Un elemento fundamental en esta técnica es el uso de memoria, así se crean soluciones y se estudian haciendo uso de la historia pasada del proceso de optimización.

Tabu Search se diferencia precisamente del recocido simulado en la utilización de la “memoria” para identificar los cambios más adecuados (entre los disponibles) en las soluciones, de cara a la obtención de otras mejores. Esta filosofía contrasta

claramente con la aleatoriedad del recocido simulado en los cambios que se producen durante el proceso de búsqueda de soluciones.

Si se compara con los algoritmos genéticos (que se describen más adelante), si a un algoritmo genético se le dota de memoria, entonces se obtendrá un algoritmo híbrido de las dos técnicas matemáticas. Los algoritmos genéticos, en principio, no hacen uso de información referente a la mayor o menor bondad de las operaciones de cruces o mutaciones que se han ido produciendo a lo largo de las generaciones que se han ejecutado, por lo que no retienen información de cómo afectan dichos operadores al proceso de búsqueda de soluciones, dando lugar a un proceso de búsqueda más sencillo que uno dirigido a través de la implementación de Tabu Search.

La principal dificultad de Tabu Search es la de evaluar adecuadamente los cambios mejores en las soluciones, para considerarlos como los principales candidatos a ser utilizados en posteriores iteraciones del algoritmo.

4.2.3 Branch Exchange.

Es una técnica aplicada en los últimos años al diseño de redes de distribución.

Aoki et al (1990) propusieron el siguiente algoritmo con el que se alcanzaba una solución próxima a la óptima en un diseño monoetapa:

- 1- Se comienza con una solución factible. Se añade una línea para formar una malla.
- 2- Una línea (bien la de costes de instalación más elevados o bien la que viola alguna restricción) se elimina. Si este cambio produce una mejora en la función objetivo, entonces se mantiene el cambio, en otro caso se deshace.
- 3- Se repiten los pasos 1 y 2 hasta que no se observa mejora en las soluciones que se van obteniendo.

Nara et al. (1991) extendieron el algoritmo descrito de la siguiente forma:

- 1- En primer lugar se aplica el proceso de “Forward Path” para el periodo t , utilizando el método de cambio de rama utilizado por Aoki, obteniendo una solución aproximada para el periodo $t+1$.
- 2- Se aplica un proceso de “Backward Path”. Se utiliza para volver al periodo anterior y comprobar si el plan de expansión obtenido al final de dicho periodo (P_0) es el mejor que puede alcanzarse mediante el cambio de rama realizado. Esto se lleva a cabo eliminando, cada vez en un periodo anterior, la línea que no era utilizada y mejorando el proceso de cambio de rama en la configuración resultante.
- 3- Por último se aplica un proceso de Backward/Forward Path. Si en cualquier periodo, el plan resultante del “Backward Path” no supone una mejora, entonces el proceso hacia atrás debe detenerse y se reanuda el “Forward Path” a partir del anterior plan P_0 . Si el proceso “Backward Path” mejora el plan del periodo inicial (dando lugar a un plan P_1), entonces el algoritmo se reinicia en $t=1$ con el plan P_1 como base para continuar el proceso (“Forward Path”); el siguiente plan P_2 debe compararse con el P_1 y el mejor sustituye a P_0 para aplicar el siguiente “Forward Path”.

4.3 MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

En los últimos años se observa una creciente necesidad de considerar varias funciones objetivo en diferentes problemas prácticos (en la ingeniería de sistemas de energía eléctrica, en la ingeniería de organización, en el desarrollo de recursos hidráulicos, etc.). Se conocen varios entornos o contextos matemáticos apropiados para el análisis multiobjetivo, siendo la naturaleza del problema a menudo la que sugiere la elección del más adecuado [Benayoun et al. (1971), Cohon (1978), Duckstein et al. (1980), Goicoechea et al. (1976, 1982), Ignizio (1976), Zeleny (1973, 1982)].

Los métodos que se van a indicar a continuación son aplicables al diseño óptimo multiobjetivo, habiéndose utilizado algunos de ellos en el diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución de energía eléctrica [Ramírez-Rosado et al. (1991b, 1992, 1994, 1995a)], encuadrándose dentro del grupo de métodos clásicos que se han venido aplicando hasta ahora.

Se va a utilizar el modelo multiobjetivo presentado en el capítulo anterior.

Recordando la formulación que se utilizó, el problema se podía plantear matemáticamente:

$$\text{Max-dominate } \underline{z}(\underline{x}) = [z_1(\underline{x}), z_2(\underline{x}), \dots, z_p(\underline{x})] \quad (4-1)$$

$$\underline{x} \in \underline{X}$$

donde,

$\underline{z}(\underline{x})$ es un vector p -dimensional de funciones objetivo $(z_1(\underline{x}), z_2(\underline{x}), \dots, z_p(\underline{x}))$.

\underline{X} representa la región de soluciones factibles tal que

$$\underline{X} = \{ \underline{x} : \underline{x} \in R^n, g_i(\underline{x}) \leq 0, x_j \geq 0, \forall i, \forall j \}$$

Siendo $g_i(\underline{x}) \leq 0$ las restricciones del problema.

4.3.1 Método de los pesos.

La idea básica de este método [Goicoechea (1982)] es la de asignar pesos a cada una de las funciones objetivo, combinando éstas en una única función, y variar de forma paramétrica dichos pesos para generar un conjunto de soluciones no dominadas.

Matemáticamente, el método de los pesos puede plantearse por medio de

$$\max \underline{z}(\underline{x}) = w_1 z_1(\underline{x}) + w_2 z_2(\underline{x}) + \dots + w_p z_p(\underline{x}) \quad (4-2)$$

$$\underline{x} \in \underline{X}$$

En otras palabras, un problema de optimización multiobjetivo puede transformarse en uno de optimización monobjetivo, para el que existen métodos conocidos de resolución. El coeficiente w_i que multiplica a la i -ésima función objetivo $z_i(\underline{x})$ es el peso de dicho objetivo, y puede interpretarse como la importancia de cada uno

de los objetivos comparados con los otros. Si los pesos de varios objetivos son interpretados como la representación de las preferencias subjetivas del diseñador, entonces la solución representada por 4-2 es equivalente a la solución óptima relativa a una particular preferencia.

4.3.2 Método “ ε -constraint”.

El método de los pesos permite incorporar la importancia relativa que un diseñador quiere asociar a cada una de las diferentes funciones objetivo. El método ε -constraint permite al analista especificar unos límites a los objetivos de una manera secuencial. Por ello con el método ε -constraint se alcanzan soluciones no dominadas solamente bajo unas determinadas condiciones.

Dada la formulación general indicada por las expresiones 4-1, el método ε -constraint puede plantearse por medio de las expresiones 4-3.

$$\text{Max } z_k(\underline{x}) \quad (4-3)$$

$$\underline{x} \in \underline{X}$$

$$z_k(\underline{x}) \geq \varepsilon_k$$

$$k = 1, 2, \dots, p$$

Donde la i -ésima función objetivo es arbitrariamente seleccionada para ser maximizada (o minimizada dependiendo del problema que se desea resolver). Cuando las funciones objetivo y restricciones son funciones lineales de las variables de decisión, entonces el problema planteado con 4-3 puede resolverse por medio del método simplex.

Un algoritmo propuesto por Cohon (1978) proporciona la posibilidad de generar soluciones no dominadas. Brevemente se describe a continuación.

Paso1:

Se parte de un conjunto de soluciones factibles.

Paso2:

Se realiza la maximización (o minimización) respecto de cada una de las funciones objetivo considerándolas de forma individual de acuerdo a:

$$z_k(\underline{x}^k) = \max z_k(\underline{x}) \quad (4-4)$$

$$\underline{x} \in \underline{X}$$

Se define entonces

$$\underline{E} = \{\underline{x}^k; k = 1, 2, \dots, p\} \quad (4-5)$$

$$z_k(\underline{x})_{\min} = \min z_k(\underline{x}) \quad (4-6)$$

$$\underline{x} \in \underline{E}$$

Paso3:

El rango de cada ε_k se define por medio de la expresión:

$$z_k(\underline{x})_{\min} \leq \varepsilon_k \leq z_k(\underline{x}^k) \quad (4-7)$$

Paso 4:

Se selecciona el número de diferentes valores de ε_k que se van a utilizar en la generación de las soluciones no dominadas. Este número se representa por medio de r .

Paso 5:

Para cada objetivo se determinan los valores de r para ε_k por medio de la expresión:

$$\varepsilon_k = z_k(\underline{x})_{\min} + [t(r-1)](z_k(\underline{x}^k) - z_k(\underline{x})_{\min}) \quad (4-8)$$

$$t = 0, 1, 2, \dots, r-1$$

Paso 6:

Para cada una de las posibles combinaciones de valores de ε_k ($k = 1, 2, \dots, p$), se resuelve el problema representado por las expresiones 5–9, 5–10.

Paso 7:

Se comprueba la factibilidad de todas las soluciones del paso 6. Si además se cumplen las restricciones del problema, entonces existe una solución no dominada.

4.3.3 Método híbrido.

Utilizando elementos del método de los pesos y del ε -constraint, Goicoechea (1982) presentó el siguiente algoritmo, que permite la obtención de soluciones no dominadas.

Paso1:

Se parte de un conjunto de soluciones factibles \underline{X} .

Paso2:

Se realiza la maximización (o minimización) respecto de cada una de las funciones objetivo considerándolas de forma individual. Así,

$$z_k(\underline{x}^k) = \max z_k(\underline{x}) \quad (4-9)$$

$$\underline{x} \in \underline{X}$$

Se definen entonces

$$\underline{E} = \{\underline{x}^k; k = 1, 2, \dots, p\} \quad (4-10)$$

$$\underline{U} = \{z_k(\underline{x}^k); k = 1, 2, \dots, p\} \quad (4-11)$$

$$z_k(\underline{x})_{\min} = \min z_k(\underline{x}) \quad (4-12)$$

$$\underline{x} \in \underline{E}$$

Paso3:

Se construye la siguiente función objetivo ponderada dada por la expresión 4-13 (para la iteración r -ésima, denotándose el espacio de soluciones por medio de \underline{X}_r).

$$S_r(\underline{x}) = \sum_{i=1}^p G_i(\underline{x}) \quad (4-13)$$

Siendo:

$$G_i(\underline{x}) = \frac{z_i(\underline{x}) - z_i(\underline{x})_{\min}}{z_i(\underline{x}^i) - z_i(\underline{x})_{\min}} \quad (4-14)$$

donde

$$0 \leq G_i(\underline{x}) \leq 1$$

$$i = 1, 2, \dots, p$$

$G_i(\underline{x})$ es una medida de la mejora que se produce en el objetivo i -ésimo.

Paso 4:

Se lleva a cabo la optimización utilizando la función objetivo ponderada $S_r(\underline{x})$, utilizando el vector solución \underline{x}_r para generar dos vectores denominados \underline{W}_r y \underline{V}_r .

$$\underline{W}_r = \{z_k(\underline{x}_r); k = 1, 2, \dots, p\} \quad (4-15)$$

$$\underline{V}_r = \{G_k(\underline{x}_r); k = 1, 2, \dots, p\} \quad (4-16)$$

El diseñador debe, en este momento, decidir si considera satisfactorios todos los valores $z_k(\underline{x}_r)$. Para ello analiza \underline{U} , \underline{W}_r y \underline{V}_r . En caso de que el diseñador encuentre que son satisfactorios los valores $z_k(\underline{x}_r)$, \underline{W}_r representa una solución satisfactoria y \underline{V}_r representa a una solución aceptable en términos de porcentaje de mejora en los valores obtenidos.

Si no se acepta la solución, existirá, al menos, un valor $z_k(\underline{x}_r)$ de un objetivo que será insatisfactorio, siendo preciso actuar tal y como se indica en el paso 5.

Paso 5:

Se selecciona el valor $z_i(\underline{x}_r)$ que presente un valor de $G_i(\underline{x}_r)$ que sea el mejor de todos. Será por lo tanto el valor con un mayor porcentaje de mejora. Tras esto, el diseñador selecciona un valor adecuado ε_i (representando el nivel de aspiraciones que está dispuesto a aceptar) que se utiliza en la expresión siguiente:

$$z_i(\underline{x}_r) > \varepsilon_i \quad (4-17)$$

Con la expresión 4-17 se logra relajar el nivel de mejora requerido para $z_i(\underline{x}_r)$.

Paso 6:

Se define un nuevo espacio de soluciones \underline{X}_{r+1} con las siguientes restricciones:

$$g_c(\underline{x}) \leq 0 ; \forall c \quad (4-18)$$

$$x_d \geq 0 ; \forall d \quad (4-19)$$

$$z_i(\underline{x}) - \varepsilon_i \geq 0 \quad (4-20)$$

Se vuelve al paso 4 y se obtienen $S_{r+1}(\underline{x})$, \underline{W}_{r+1} y \underline{V}_{r+1} .

Nótese que $S_{r+1}(\underline{x})$ no contiene el término $G_i(\underline{x})$ ya que $z_i(\underline{x})$ forma parte de \underline{X}_{r+1} a través de la restricción 4-20.

Se continua con el paso 5 hasta obtener un vector satisfactorio $\underline{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p)$. Obsérvese que \underline{X}_1 ($r=1$) coincide con \underline{X} .

4.4 ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos forman parte de la Computación Evolutiva [Bäck and Schwefel (1992)], que constituye una familia de modelos computacionales inspirados en la evolución natural.

Los algoritmos genéticos constituyen el paradigma más completo de los que presenta la Computación Evolutiva. Una característica importante es el poco conocimiento específico que precisan, del problema al que se aplican, para su funcionamiento. Permiten resolver problemas con poco esfuerzo computacional, especialmente en los casos en que otros métodos fallan o suponen unos requerimientos computacionales excesivos.

Utilizan una población de individuos, la cual evoluciona al ser sometidos dichos individuos a una serie de transformaciones mediante unos determinados operadores. Se emulan los procesos de selección natural y de reproducción presentes en la Naturaleza, siendo los individuos más fuertes los que sobreviven y procrean a lo largo de la ejecución del algoritmo.

Estos algoritmos codifican una posible solución correspondiente a un determinado problema, siendo el resultado un individuo perteneciente a la población formada por las soluciones que se estén considerando, y aplican operadores de mezcla a estas estructuras. Los algoritmos genéticos son considerados usualmente como optimizadores de funciones, aunque el rango de problemas en los cuales han sido y están siendo aplicados es bastante amplio.

El primer algoritmo genético se remonta al modelo introducido e investigado por John Holland (1992a). La mayor parte de la teoría existente sobre algoritmos genéticos se aplica solamente o bien principalmente al modelo introducido por Holland, así como a variaciones del mismo, que se conoce en la literatura especializada como el algoritmo genético canónico. Recientes avances teóricos en el modelo de algoritmos genéticos también se refieren principalmente al mencionado algoritmo genético canónico.

Existen muchos métodos de optimización que han sido desarrollados en investigación matemática y operativa. Entonces, ¿qué papel realizan los algoritmos genéticos como herramientas de optimización?. Los algoritmos genéticos se suelen describir como métodos de búsqueda global [Bäck and Hoffmeister (1991)], que no hacen uso de información del gradiente. De este modo, las funciones no diferenciables

así como las funciones con múltiples óptimos locales constituyen clases de problemas a los cuales se les puede aplicar especialmente los algoritmos genéticos. Los algoritmos genéticos, además de realizar pocas suposiciones sobre el problema que está siendo resuelto, constituyen un método robusto y muy general. Sin embargo, si existe un buen método de optimización especializado para un problema concreto, entonces el algoritmo genético puede no ser la mejor herramienta de optimización para dicha aplicación.

Las características diferenciadoras generales entre los métodos tradicionales de optimización y los algoritmos genéticos son:

- 1- Los algoritmos genéticos trabajan con una codificación de las soluciones, en vez de con las soluciones.
- 2- Realizan una búsqueda utilizando una población de posibles soluciones, en vez de con una única solución. Así se obtiene, generalmente, un conjunto de soluciones viables para el problema en estudio.
- 3- Utilizan una función objetivo (función de evaluación), en vez de utilizar gradientes u otros datos suplementarios. Esto permite resolver problemas con poco conocimiento específico.
- 4- Utilizan reglas probabilísticas de transición, en vez de reglas determinísticas. Los operadores que actúan durante la ejecución de un algoritmo genético se aplican con una determinada probabilidad.

A continuación se van a introducir las ideas básicas sobre los algoritmos genéticos, así como los conceptos básicos relacionados con los mismos.

4.4.1 Componentes básicos de un algoritmo genético.

Normalmente existen solamente dos componentes principales, en la mayoría de los algoritmos genéticos, que son dependientes del problema: la codificación del mismo y la función de evaluación.

Sea un problema de optimización donde se deben obtener los valores de un conjunto de variables que hagan máximo un objetivo, o minimicen un coste o una medida de error. Sería deseable poder contemplar un problema de estas características

como una caja negra con una serie de diales de control representando diferentes parámetros. La única salida de la caja negra es el valor obtenido mediante la evaluación de una función, dando idea de la bondad de una combinación de parámetros que resuelve el problema de optimización (combinación que constituye una posible solución del problema). El objetivo que se desea alcanzar es el de ajustar los diversos parámetros (actuando sobre los diales mencionados anteriormente) con el fin de optimizar la salida de la caja negra. En términos más tradicionales, se desea minimizar (o maximizar) una cierta función $F(x_1, x_2, \dots, x_M)$.

La primera suposición que típicamente se suele hacer es que las variables que representan parámetros pueden codificarse o representarse mediante cadenas de bits. Esto significa que las variables se discretizan a priori y que el rango de discretización corresponde a alguna potencia de 2. Por ejemplo, con 10 bits por parámetro, se obtendría un rango con $2^{10}=1024$ valores discretos. Se asume, por supuesto, que la discretización proporciona suficiente resolución para hacer posible que la salida se pueda ajustar al nivel deseado de precisión.

Cada una de las cadenas se denomina individuo, denominándose su estructura como genotipo, y a su contenido como fenotipo.

El tamaño del espacio de búsqueda está relacionado con el número de bits usado en la codificación del problema. Para un código de cadena de bits de longitud LC , el tamaño del espacio de búsqueda es de 2^{LC} . Por supuesto, la expresión 2^{LC} crece exponencialmente con respecto a LC .

Generalmente, la mayoría de las funciones de prueba son al menos de 30 bits de longitud y en situaciones prácticas es fácil utilizar funciones de test más largas. Cualquier caso de menor dimensión representa un espacio que puede ser enumerado [Whitley (1993)].

El número de buenas soluciones para un problema es escaso respecto al tamaño del espacio de búsqueda. Por ello la búsqueda puramente aleatoria o la búsqueda por enumeración clásica de un gran espacio de posibles soluciones no son formas prácticas de resolver un problema de este tipo.

Además de la codificación, la función de evaluación suele ser parte de la descripción del problema. La función de evaluación determinará la mayor o menor bondad de una determinada solución (individuo) que pertenece a la población que el

algoritmo genético utiliza en el proceso de optimización. La función de evaluación debe ser relativamente rápida de evaluar al ser aplicada. Esto es generalmente cierto para cualquier método de optimización y en particular para los algoritmos genéticos. Desde el momento en que un algoritmo genético trabaja con una población de soluciones potenciales, incurre en el coste computacional de evaluar esa población.

4.4.2 El algoritmo genético canónico.

El primer paso en la implementación de cualquier algoritmo genético es generar una población inicial. En el algoritmo genético canónico cada miembro de la población está constituido por una cadena binaria de longitud LC que corresponde a la codificación del problema. Cada cadena suele ser conocida como genotipo [Holland (1992a)], o bien, alternativamente, como cromosoma [Whitley (1993)]. En muchos casos la población inicial se genera aleatoriamente. Tras crear una población inicial, cada cadena se evalúa (mediante la función de evaluación) y recibe un valor según su aptitud (en la bibliografía especializada, se denomina “fitness”).

La noción de evaluación y aptitud suele utilizarse indistintamente. Pero es útil distinguir entre la función de evaluación y la función de aptitud usada por un algoritmo genético. La función de evaluación (o función objetivo), provee una medida del rendimiento respecto a un conjunto particular de parámetros. La función de aptitud transforma esa medida de rendimiento en una asignación de oportunidades reproductoras. La evaluación de una cadena es independiente de la evaluación de cualquier otra cadena. La aptitud de esa cadena, sin embargo, está siempre definida con respecto a los otros miembros de la actual población.

En el algoritmo genético canónico, la aptitud está definida por f_i/\bar{f} donde f_i es la evaluación asociada con la cadena i (individuo i) y \bar{f} es la evaluación media de todas las cadenas en la población. La aptitud también puede calcularse de acuerdo a un determinado rango que haya sido asignado a las cadenas de la población.

Es útil considerar la ejecución de un algoritmo genético como un proceso en dos etapas que comienza con la población actual. Se aplica, a continuación, un muestreo a dicha población actual para crear una población intermedia. Entonces se aplican unos operadores a la población intermedia para obtener la población siguiente. El proceso que va de la población actual a la población siguiente constituye una generación en la ejecución de un algoritmo genético.

Existen diversos métodos de realizar el muestreo. Uno de los más utilizados es el muestreo por ruleta (también denominado estocástico universal). Éste ha sido utilizado en este trabajo de investigación y se expone en el siguiente apartado. Con este método se consigue que las aptitudes presenten unos valores tales que su suma sea igual a la unidad. Por ello, lo que se obtiene es una distribución de probabilidades, la cual puede utilizarse para seleccionar unas soluciones u otras con objeto de que intervengan en algunos de los operadores que se muestran a continuación.

4.4.3 Operadores básicos.

Los operadores básicos que se aplican para la obtención de la población siguiente, a partir de la población intermedia, son la reproducción, el cruce y la mutación. Otros operadores pueden ser utilizados en la implementación de un algoritmo genético, pero los que aquí se van a describir son los que determinan las características fundamentales en el funcionamiento de estos algoritmos.

Operador reproducción.

Reproducción es un operador que básicamente realiza copias de soluciones un determinado número de veces de acuerdo con sus aptitudes. Así, a mayor valor de aptitud son copiadas más veces. En el método estocástico universal se utiliza una ruleta con un número determinado de casillas. En la figura 4.2 se representa dicha ruleta y los valores asociados a ella. En este caso se trata de una población formada por cuatro soluciones (individuos). Lo primero que se debe decidir es el número total de casillas que poseerá la ruleta, que será igual al número de copias que se realizarán de las soluciones. En este caso, dado que solamente existen 4 soluciones, se ha optado por considerar 16 casillas. La aptitud proporcionará el número de casillas que ocupará cada una de las soluciones. Ocho corresponden a la primera, cinco corresponden a la segunda, tres a la tercera y ninguna a la cuarta.

Operador cruce.

Cuando se ha llevado a cabo el muestreo y la reproducción, la construcción de la población intermedia está completa y se procede a realizar la mezcla de soluciones. Para este proceso se aplica el operador cruce (crossover en la bibliografía) a parejas de individuos seleccionadas con una probabilidad que puede denominarse p_c .

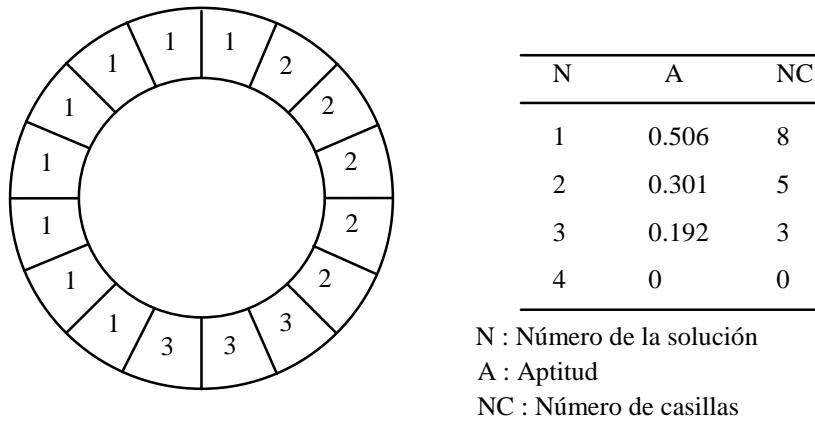


Figura 4.2. Ruleta utilizada en el método estocástico universal.

Por ejemplo, si las siguientes cadenas (padres) son seleccionadas y se cruzan,

100|011110110
010|010011101

entonces dos nuevas soluciones (hijos) se obtienen:

100|010011101
010|011110110

La mezcla se lleva a cabo seleccionando aleatoriamente un punto de las cadenas e intercambiando los trozos que quedan a derecha e izquierda de dicho punto. En el ejemplo se ha tomado el punto que se encuentra entre los bits número tres y número cuatro. Las cadenas que se cruzan se seleccionan utilizando la ruleta mostrada antes, por lo que las soluciones con mayor aptitud poseerán más probabilidades de intervenir en cruces y, por lo tanto, de influir en las soluciones que formarán la siguiente generación.

El cruce es un operador que realiza una búsqueda de soluciones no aleatoria, ya que este operador parte de la información existente para obtener nuevas soluciones e intentar mejorar las soluciones que se han obtenido hasta entonces.

La tasa de cruce (CR) es el factor que determina el número de cadenas que se cruzan en cada generación. Si la población es N , entonces a $N*CR$ cadenas se les aplica el operador de cruce en cada generación.

Operador mutación.

Tras la aplicación del operador cruce, puede aplicarse un operador de mutación. Para cada bit en la población, existe una determinada probabilidad (p_m) de que sea mutado.

La mutación añade un carácter aleatorio a la búsqueda de soluciones que realizan los algoritmos genéticos y es necesario para evitar que, tras unas pocas generaciones, todas las soluciones sean muy similares entre sí, lo cual puede producir un estancamiento del algoritmo genético en algún mínimo (o máximo) local del problema que se desea resolver.

En el caso de los algoritmos genéticos, al no aplicar mutación, se alcanzan soluciones que no son capaces de evolucionar y mejorar al pasar de una generación a otra. Se produciría una convergencia prematura y se alcanzaría, en algunos casos, una solución que podría encontrarse relativamente lejos del óptimo global. Para este operador no se utiliza la ruleta mostrada anteriormente, ya que es un operador puramente aleatorio. No tiene en cuenta la presencia de la existencia de algunos individuos de la población (soluciones) más fuertes (con mayor aptitud) que otros.

Todos los bits de todas las cadenas poseen la misma probabilidad de sufrir una mutación. Por ejemplo, en la cadena:

10011101101

si la mutación afecta al bit número seis, la cadena que se obtiene es:

10011001101

ya que el bit número seis tenía un valor 1 y pasa a ser un valor 0. Si hubiese sido un 0 hubiese pasado a ser un 1.

La tasa de mutación (M) es el número que determina las mutaciones que se producen en cada generación. Si LC es la longitud de cada cadena (en el ejemplo es 12), entonces $M*N*LC$ bits cambian sus valores en cada una de las generaciones. Generalmente M es pequeño comparado con la tasa de cruce.

4.4.4 Parámetros de los operadores. Influencia en el proceso de optimización.

En los artículos especializados [Grefenstette (1986), Bäck (1993)] se señalan los valores adecuados de las tasas de cruce y de mutación, indicando unos rangos para dichos parámetros que ofrecen los mejores resultados para determinados problemas de optimización. Estos valores son: Tasa de cruce de 0.4-0.9, y una tasa de mutación de 0.01. Los valores dependen del tipo de problema a resolver y del método de eliminación o conservación de soluciones al pasar de una generación a otra.

Una tasa de cruce de valor muy elevado ralentiza el desarrollo del algoritmo. Además, da lugar a una búsqueda dirigida por parte del algoritmo genético, ya que son las soluciones con mayor aptitud las que poseen más probabilidad de ser utilizadas para formar otras nuevas al aplicar el operador cruce.

Una tasa de mutación elevada produce una búsqueda aleatoria en la que a partir de unas determinadas soluciones se obtienen otras que surgen de la modificación de algunos bits de las primeras.

Por estos motivos, es preciso calibrar de forma adecuada estos dos parámetros para evitar que la convergencia hacia una solución sea excesivamente rápida (tasa de cruce demasiado elevada) o que no converja (tasa de mutación excesivamente grande).

Durante los procesos de cruce y mutación, algunas cadenas son reemplazadas por otras nuevas, ya que la población total suele permanecer constante a lo largo de las generaciones. Por ello, debe de establecerse algún criterio de selección que determine las cadenas que han de ser suprimidas.

Tras completar el proceso de muestreo (reproducción), cruce y mutación, ha transcurrido una generación en la ejecución de un algoritmo genético.

4.4.5 Esquemas.

El comportamiento de los algoritmos genéticos suele explicarse a partir de los trabajos del investigador John Holland (1992a, 1992b). Holland desarrolló diversos argumentos para explicar cómo un algoritmo genético puede realizar una compleja y

robusta búsqueda de soluciones mediante un muestreo implícito de particiones del espacio de soluciones. Estos argumentos se basan en el concepto de esquema.

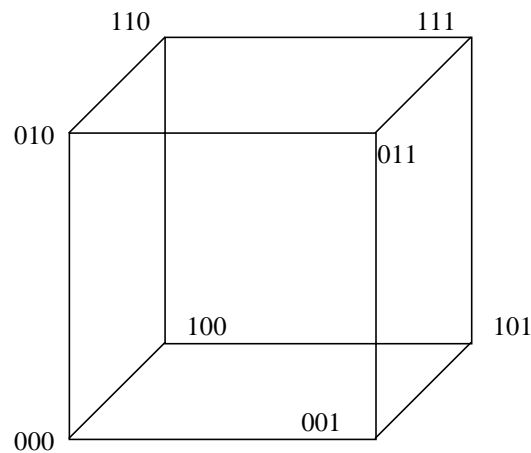


Figura 4.3. Cubo representando un espacio simple tridimensional.

Una buena forma de entender cómo un algoritmo genético puede muestrear particiones del espacio de soluciones es considerar un espacio simple tridimensional, partiendo de un problema codificado con 3 bits. Esto se puede representar por medio de un cubo simple con la cadena 000 en el origen. Los vértices en este cubo están numerados mediante cadenas de bits y todas las aristas adyacentes están etiquetadas con cadenas de bits que difieren exactamente en 1 bit. El cubo indicado está representado en la figura 5.3. Cada una de las cadenas corresponde a una determinada solución del espacio de soluciones, el cual está formado, en este caso, por 8 soluciones.

El plano frontal del cubo contiene todas las cadenas que comienzan con el bit “0”. Si el símbolo “*” se usa como de “indiferencia”, entonces estas cadenas pueden representarse también mediante: 0**. Las cadenas que contienen “*” se conocen en la comunidad de investigadores como esquemas (schemata en la bibliografía). Cada esquema corresponde a un conjunto de cadenas (soluciones). El “orden” de un esquema se refiere al número de valores de bit reales que aparecen en él (es decir, que no contienen “*”). Por ejemplo, 1** es de orden 1 mientras que 1**1*****0** sería de orden 3.

Una cadena de bits se asocia con un esquema particular si esa cadena de bits puede ser construida a partir del esquema mediante la sustitución de los símbolos “*” por unos determinados valores. En general, todas las soluciones cuyas cadenas asociadas (que son su representación) encajan en un esquema particular están

contenidas en el conjunto de soluciones representadas por ese esquema (y por lo tanto pertenecen a la partición representada por el esquema). Esta es la razón por la que la noción de una búsqueda basada en la población es crítica en los algoritmos genéticos. Una población de soluciones provee información acerca de numerosas particiones del espacio de soluciones. Una parte clave del paralelismo implícito¹ o intrínseco de los algoritmos genéticos se deriva del hecho de que muchas de las particiones de soluciones se muestrean cuando una población de cadenas se evalúa. En efecto, se puede argumentar que se muestrean muchas más particiones que el número de cadenas contenidas en la población. Muchas particiones diferentes se evalúan en una forma implícitamente paralela cada vez que se evalúa una única cadena.

En el anexo a este capítulo puede encontrarse la presentación del teorema del esquema [Goldberg (1989), Holland (1992a), Whitley (1993)], con el que se explica la forma de funcionar de un algoritmo genético en general.

4.4.6 Optimización multiobjetivo con algoritmos genéticos.

En un problema de optimización es posible que la función objetivo corresponda a un determinado parámetro que se desea minimizar o maximizar. En estos casos los algoritmos genéticos suelen obtener buenos resultados utilizando una determinada función de evaluación (función objetivo), llevando a cabo una optimización monobjetivo, donde se desea minimizar o maximizar un único objetivo. Pero en otras ocasiones se desean obtener soluciones, para un determinado problema, de forma que se minimicen dos o más objetivos simultáneamente, siendo difícil el combinar en una única función objetivo todos los parámetros que se desean minimizar o maximizar simultáneamente. En este caso se debe realizar un diseño multiobjetivo.

Este tipo de problema ha sido estudiado utilizando técnicas tradicionales de optimización y de búsqueda de soluciones. En la última década los algoritmos genéticos se han aplicado para resolverlos.

En optimización monobjetivo se busca la mejor solución (la que presenta el mayor o menor valor de su función objetivo). En optimización multiobjetivo la noción

¹ Holland en un principio utilizó el término paralelismo intrínseco. Entonces decidió cambiar el término a paralelismo implícito para evitar la posible confusión con la terminología de computación paralela. Desafortunadamente, el término paralelismo implícito en la comunidad de computación paralela hace referencia al paralelismo que se obtiene de código escrito en lenguajes funcionales que no tienen estructuras ni construcciones explícitamente paralelas. Paralelismo implícito no se refiere al potencial de hacer funcionar los algoritmos genéticos en hardware paralelo, aunque los algoritmos genéticos suelen ser considerados como algoritmos altamente paralelizables.

de optimalidad no es tan obvia, ya que se debe realizar un planteamiento que respete las diferencias existentes entre los objetivos involucrados en el proceso de optimización. Para lograr esto último es útil el concepto de optimalidad de Pareto, con el que no se obtiene una única solución (tal y como sucede en la optimización monobjetivo), sino que se obtiene una familia de soluciones que se denominan, como ya se dijo, no dominadas.

Así, en la figura 4.4 se puede observar que se han representado 3 posibles soluciones para un determinado problema de optimización multiobjetivo, en el que se desean hacer mínimos los valores de las funciones objetivo 1 y 2. Las soluciones 1 y 3 son soluciones no dominadas, ya que no existe ninguna otra que posea los dos valores de las funciones objetivo que se desean minimizar inferiores a los de dichas soluciones. Por ejemplo, la solución 2 posee menor el valor de la función objetivo 2 que la solución 1, pero el valor de la función objetivo 1 es mayor. Esto hace que la solución 2 sea una solución dominada por la solución 1. Con el criterio de optimalidad de Pareto las soluciones 1 y 3 serán las mejores soluciones para el problema en estudio, siendo, por lo tanto, un conjunto de soluciones lo que se obtiene al aplicar este criterio.

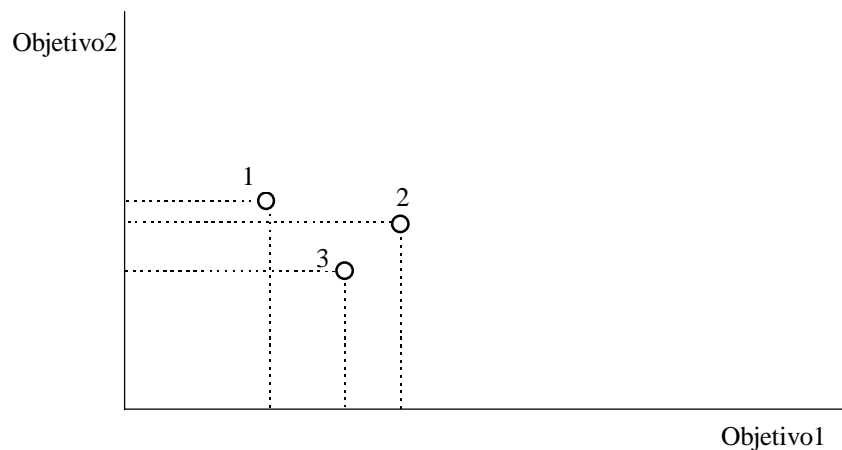


Figura 4.4. Representación de tres soluciones de un problema multiobjetivo.

Si una posible solución “no es dominada” por ninguna otra, se la denomina como solución no dominada. Además, dentro de las soluciones dominadas se pueden realizar diferentes clasificaciones, dependiendo del grado de dominancia que presentan. Si una solución solamente está dominada por otra, entonces se la puede denominar como solución dominada de grado 1, si está dominada por dos soluciones se puede denominar como solución dominada de grado 2 y así sucesivamente. En las aplicaciones

de los trabajos de investigación aquí realizados, se han utilizado soluciones no dominadas, dominadas de grado 1 y dominadas de grado 2.

Haciendo uso de los conceptos indicados, se pueden aplicar los algoritmos genéticos en la optimización multiobjetivo para varios objetivos diferentes. Para ello se ha de tener en cuenta que el grado de dominancia influirá en el valor de la aptitud que se asigna a cada solución y que se utiliza en algunos de los operadores que se han ido mostrando en apartados anteriores. Las soluciones no dominadas poseerán las mayores aptitudes, siendo posible algún tipo de gradación dentro de las no dominadas si se desea favorecer de alguna forma a alguna de las funciones objetivo que se desea optimizar. Las soluciones dominadas de orden 1 poseerán menores aptitudes que las no dominadas, pero mayores que las de orden 2, y así sucesivamente. Aplicando este criterio para la asignación de las aptitudes, que determinan la probabilidad de cruce y de supervivencia al pasar de una generación a otra, se logra implementar un método de optimización multiobjetivo con algoritmos genéticos. En este método el número de objetivos a optimizar puede ser fácilmente mayor que 2, sin que el proceso a aplicar varíe sustancialmente, por lo que puede considerarse que el método es extensible a la optimización multiobjetivo para n objetivos.

4.5 CARACTERÍSTICAS DEL ALGORITMO GENÉTICO DESARROLLADO.

A continuación se van a indicar los aspectos más relevantes del algoritmo genético que se ha implementado en los trabajos de investigación llevados a cabo. Dichos aspectos corresponden, en general, tanto al programa destinado al diseño óptimo monobjetivo como al relativo al diseño óptimo multiobjetivo. Las posibles diferencias entre los dos modelos de diseño (monobjetivo y multiobjetivo) se indican en cada uno de los siguientes apartados.

4.5.1 Codificación (alfabeto utilizado).

En el problema que se ha abordado en el presente trabajo se ha optado por la utilización de un alfabeto no binario por la sencillez que aporta a la codificación, las posibilidades de contener mucha más información que un alfabeto binario y ser más flexible con la posibilidad de añadir nuevos aspectos de diseño al modelo matemático de una forma simple.

Al comienzo de los trabajos de investigación se utilizó un alfabeto binario, obteniendo buenos resultados [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1994, 1995b)], pero impidiendo que el modelo matemático incorporase, de una forma sencilla, aspectos técnicos de interés al problema de diseño. Posteriormente, debido a esto, se optó por el uso de un alfabeto no binario, obteniendo excelentes resultados [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1997)] con un modelo de diseño óptimo que incorporaba aspectos que difícilmente se podrían haber tenido en cuenta con otro tipo de alfabeto. De este modo, el alfabeto utilizado representa, dentro del diseño de redes de distribución, un avance respecto a otros trabajos desarrollados dentro de este campo de investigación y en los que se han aplicado algoritmos genéticos [Miranda et al. (1994)]. Así, con el fin de considerar dos o más tamaños de conductores para la construcción de las líneas futuras, se han utilizado (en lugar de un alfabeto binario con valores 0 y 1) números enteros distintos a 0 y 1 en las posiciones de la cadena que representa una determinada topología (rutas entre nudos del sistema de distribución de energía eléctrica), usando un número entero diferente para cada tamaño de conductor. Por ejemplo la siguiente cadena:

021002210101

representa a una configuración de una red eléctrica en la que existen 7 líneas eléctricas de un total de 12 líneas posibles y de las cuales 4 se han construido con el tamaño de conductor número 1, y 3 se han construido con tamaño de conductor número 2.

Se ha introducido una segunda cadena en la que determinadas posiciones representen la existencia (o no) de unas determinadas subestaciones y unos determinados tamaños para las mismas. Ello implica la utilización de diferentes números enteros en cada una de las posibles posiciones de la cadena, utilizándose de nuevo un alfabeto no binario.

Por lo tanto, cada posible solución del problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica está formada por dos cadenas de números enteros. Así, por ejemplo las dos cadenas siguientes:

| 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 1 | 3 | 2 | 1 | 0 | | 1 | 0 | 1 |

representan un posible sistema de distribución, donde la primera cadena indica las líneas eléctricas que integran el sistema de distribución, y la segunda cadena indica qué subestaciones están formando parte del sistema citado. Además se indica el tamaño de

conductor utilizado para la construcción de las líneas eléctricas en cada caso y el tamaño de cada subestación. En esta posible solución se presentan tres tamaños diferentes de conductor y un tamaño de subestación. Las posiciones marcadas con un 0 indican ausencia de líneas eléctricas o de subestación (según se localice esa posición en la cadena representativa de las líneas eléctricas o en la cadena de las subestaciones respectivamente).

Se aprecia que no se ha utilizado la codificación típica, usando un alfabeto binario, de los algoritmos genéticos (que se basa en el uso únicamente de ceros y unos), sino que al utilizar valores enteros se obtiene, de forma original, una mayor riqueza de información en el modelo de diseño óptimo de sistemas de distribución. Cada uno de los números enteros puede alcanzar, en principio, un valor que estará comprendido entre el 0 y el 255.

Esta codificación, por lo tanto, permite utilizar un gran número de tamaños diferentes de conductor en la construcción de las líneas eléctricas y también de varios tamaños de subestaciones.

Al mismo tiempo, la codificación posibilita realizar modificaciones en el programa de cálculo, de forma sencilla, para añadir información que aparecerá codificada en las cadenas que definen la topología de la red. Esto último se pone de manifiesto cuando se indica que una determinada línea es “línea eléctrica adicional” (“línea de reserva”, construida pero no utilizada normalmente en explotación), que se realiza fácilmente sumando 100 al entero que, en principio, debería de ocupar el lugar correspondiente en la cadena. Por ejemplo, si en la posición tercera de la primera cadena aparece un 105, querrá decir que la ruta propuesta número tres se ha utilizado (en una determinada solución de diseño de un sistema de distribución) y que es del tamaño de conductor cinco (haciendo referencia a unos determinados tamaños de conductor establecidos por el planificador) y es, además, línea eléctrica de reserva.

Esta codificación original de las líneas de reserva permite abordar, como se comentará más adelante, el diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución considerando la fiabilidad de la red como un objetivo a optimizar, obteniendo soluciones de diseño del sistema de distribución en las que se incluyen las líneas de reserva óptimas (optimizando conjuntamente ambos objetivos, los costes y la fiabilidad).

Cabe destacar que se podrían utilizar hasta 99 tamaños diferentes de conductores en la construcción de la red de distribución, algo que supera en mucho cualquier posible pretensión real de diseño. En el caso de existir líneas eléctricas en el sistema de distribución inicial y que se desee realizar, por lo tanto, un diseño óptimo de ampliación de dicho sistema de distribución, se debe tener almacenada la información de las líneas eléctricas y subestaciones pertenecientes al sistema inicial y de las que se proponen para realizar el diseño óptimo de la ampliación del sistema. Estos datos no aparecen directamente en la codificación de las soluciones (se guardan aparte y son consultados por el algoritmo a lo largo de la ejecución del mismo), pero se tienen en cuenta al aplicar los operadores de cruce y mutación para evitar la formación de nuevas soluciones inconsistentes con la red existente.

Una alternativa a la representación por medio de dos cadenas de la topología de la red eléctrica sería utilizar únicamente una, donde los primeros enteros representarían a las líneas eléctricas y los últimos a las subestaciones (o viceversa). Esta posibilidad fue desechada en la realización de los trabajos de investigación ya que impediría aprovechar al máximo los operadores de cruce y mutación. En casos de redes eléctricas de tamaño apreciable se obtendría una cadena de gran longitud, donde muy pocos de los elementos que la componen corresponderían a las subestaciones, frente a los que representarían a las líneas. Esto daría como resultado, además de una mayor complejidad de cálculo, una peor convergencia hacia soluciones óptimas tal y como se ha comprobado en los ensayos computacionales que se han realizado para decidir el mejor tipo de codificación a utilizar.

Las dos cadenas se tratan por separado, tanto para la aplicación del operador de cruce como el de mutación, representado cada pareja a una solución y algunos de los elementos de una de ellas pueden determinar la existencia o no de algunos de la otra. Por ejemplo, considerando una topología de la red eléctrica donde la cadena que representa a las subestaciones señale la construcción de una subestación a la que no se le conecta ninguna línea eléctrica (según puede indicar la cadena de líneas), cabría pensar que dicha topología carecería de sentido “real” por contener una subestación no conectada a la red. Por lo tanto, tal y como se realiza en el programa desarrollado, se forzaría a anular el entero asociado a la subestación (que de este modo no se construiría en la topología considerada). La cadena que representa a las líneas de la red eléctrica es afectada tanto por el cruce como por la mutación, pero la cadena que representa a las subestaciones solamente sufre mutación, ya que normalmente, al ser su longitud muy corta, el operador cruce no mejora en absoluto el funcionamiento del algoritmo (únicamente aumenta el tiempo de cálculo). En resumen, a la cadena que representa a

las líneas del sistema de distribución se le aplican los operadores de cruce y de mutación, siendo posible que las cadenas resultantes den lugar a la eliminación de alguna subestación por no encontrarse conectada al resto del sistema. Además las subestaciones pueden cambiar su tamaño, y aparecer o desaparecer de una posible solución representada por una cadena, a través del operador mutación que se aplica a la cadena de subestaciones.

Para la representación de árboles (caso de redes topológicamente radiales), existe una codificación usualmente utilizada en la literatura especializada [Palmer and Kershenbaum (1994)], que posee la ventaja de contener, en cadenas de longitud relativamente corta, la información que corresponde a las uniones existentes entre los distintos nudos del árbol. Sin embargo, se ha evitado esta codificación por la dificultad, en el caso de utilizarla, de añadir al modelo de optimización aspectos del diseño como, por ejemplo, la presencia de varios tamaños de conductor, redes no radiales y líneas de reserva.

4.5.2 Generación inicial de soluciones con un porcentaje mínimo de ramas.

La obtención de las soluciones que forman la población inicial se realiza de forma aleatoria, comprobando en todo momento la factibilidad de las topologías resultantes. La forma en que se lleve a cabo puede determinar un mayor o menor tiempo necesario por parte del programa para alcanzar la solución óptima. Es importante conseguir una variedad suficiente de topologías al generar las soluciones iniciales, ya que así se conseguirá que, al aplicar los procesos de cruce y mutación, el algoritmo genético aproveche las mejores características de cada una de ellas para generar los individuos que formarán las sucesivas generaciones. Para lograr este objetivo se ha considerado un nuevo aspecto que es el porcentaje de líneas eléctricas que aparecen en cada una de las topologías propuestas sobre el total de las rutas que participan en el proceso de diseño. Si ese porcentaje es muy elevado, el resultado será tal que, tras eliminar las líneas de flujo nulo, existirá gran similitud entre una buena parte de las soluciones atendiendo a la estructura de la red eléctrica que representan. Por ello lo más conveniente es que el porcentaje de líneas eléctricas que se utilicen sea el menor posible, dentro de lo razonable, para obtener soluciones factibles iniciales que muestren suficientes diferencias entre ellas. Esto aportará, como se ha comprobado experimentalmente, una mayor riqueza topológica y facilitará el funcionamiento posterior del algoritmo genético. En el desarrollo del presente trabajo se ha optado por

comenzar con un porcentaje de un 0 %, el cual no dará soluciones factibles como es lógico, e ir aumentando dicho porcentaje en una unidad en cada ocasión en que se detecten 50 topologías infactibles (sin ninguna factible entre ellas), y así sucesivamente, lo que permite ajustar el porcentaje indicado a los valores más pequeños posibles. Como este proceso lo realiza el programa de forma automática, el planificador no debe preocuparse de estimar inicialmente el valor de ese tanto por ciento. Se ha observado una mejora sustancial del comportamiento del algoritmo genético gracias a esta implementación.

4.5.3 Población y eficiencia de la optimización.

El tamaño de la población es un factor muy importante para obtener eficiencia. La longitud de las cadenas afecta directamente al tamaño de la población. Largas cadenas precisan mayores poblaciones que cadenas cortas. Esto se debe al mayor número de posibles combinaciones de números enteros (al tener más posiciones la cadena) y a la necesidad de que el algoritmo genético posea una muestra suficientemente variada de soluciones para poder explorar eficientemente todo el espacio formado por las distintas topologías que están representadas por dichas soluciones. Una inadecuada elección en el tamaño de la población puede dar lugar a la obtención de una solución lejana de la óptima. Poblaciones muy pequeñas pueden dar lugar, dependiendo del tamaño del problema que se desea resolver, a la obtención de un mínimo local por no poseer suficientes esquemas iniciales de partida, siendo en ese caso la mutación quien debe actuar para evitar que el algoritmo se estanque en soluciones lejanas a la búsqueda.

El teorema del esquema (que se encuentra en el anexo a este capítulo), gracias al cual se puede explicar el buen funcionamiento de los algoritmos genéticos, permite deducir que una mayor longitud de las cadenas implica un mayor número de esquemas que se pueden explorar, por lo que será preciso aumentar la población a fin de intentar tener muestras del mayor número de esquemas posible y mejorar así el proceso de búsqueda.

4.5.4 Función de evaluación (función objetivo). Función de aptitud.

Para la evaluación de las soluciones del problema de diseño óptimo de sistemas de distribución, es preciso conocer el coste variable asociado a la topología que

representa a un determinado individuo de la población. Para ello se ha de resolver el “problema del transporte” en redes. Como esta evaluación se ha de realizar en multitud de ocasiones en cada una de las generaciones, es lógico utilizar un algoritmo que sea lo más rápido posible. En este sentido, el algoritmo simplex tradicional no está preparado para ser suficientemente eficiente en el cálculo de este problema particular. Por ello se ha optado por utilizar el algoritmo propuesto por Grigoriadis (1986) [De La Fuente O’connor (1993)] y que alcanza ahorros apreciables de tiempo frente a los métodos tradicionales.

En un proceso de minimización (minimización de costes económicos globales para el diseño óptimo de sistemas de distribución), las cadenas con los valores asociados de función objetivo más pequeños poseen las aptitudes mayores. Por lo tanto, las cadenas con grandes aptitudes, que indican pequeño coste, poseen una alta probabilidad de sobrevivir en las siguientes generaciones. Un 100 % de probabilidad de supervivencia es asignada a las mejores soluciones de cada generación, esto evita la posible desaparición de las mejores configuraciones al pasar de una generación a otra, permitiendo que el algoritmo converja hacia mejores soluciones de una forma rápida. Con ello se evita que al pasar de una generación a otra se pueda producir un empeoramiento en el valor de la función objetivo de las mejores soluciones debido a la pérdida de alguna de las mejores soluciones. Esta técnica de protección de las mejores soluciones se denomina “elitista” en los artículos especializados.

Al calcular las aptitudes, se debe evitar que las mejores soluciones no obtengan unos valores de aptitud excesivamente altos frente al resto, lo cual daría como resultado una convergencia prematura hacia soluciones que pueden estar muy alejadas del óptimo. Se corre el riesgo de que en muy pocas generaciones todas las soluciones sean muy similares entre sí y resulte difícil mejorarlas. Esta situación se produce si la aptitud de unas pocas soluciones es mucho mayor que el resto, por lo que la participación de éstas en la obtención de nuevos individuos de la siguiente generación será predominante, mientras que el resto de soluciones no aportarán prácticamente ninguna de sus características y tenderán a desaparecer rápidamente. Otra posible dificultad surge cuando las aptitudes sean muy similares entre ellas, con lo que no será efectivo el proceso de selección natural que se desea aplicar, ya que todas las soluciones poseerán una probabilidad muy similar de contribuir a la formación de las siguientes generaciones. Para evitar estas dos situaciones, se intentan uniformizar los valores de las aptitudes de los individuos de forma que existan diferencias entre ellas (pero no excesivas). El siguiente ejemplo ilustra el método de cálculo que se aplicó inicialmente en los trabajos de investigación que se realizaron.

Considérese el siguiente conjunto de cuatro soluciones cuyas funciones objetivo poseen los valores (dados en pesetas):

Solución 1: 145000000

Solución 2: 162000000

Solución 3: 171000000

Solución 4: 187000000

definiendo,

Total = Suma de diferencias entre la peor solución y cada una de las restantes soluciones.

Aptitud = (Función objetivo de la peor solución – Función objetivo de una solución) / Total

resulta:

$$\text{Total} = (187-145) + (187-162) + (187-171) = 83 \text{ millones de pesetas}$$

$$\text{Aptitud solución 1} = (187-145)/83 = 0.506024$$

$$\text{Aptitud solución 2} = (187-162)/83 = 0.301204$$

$$\text{Aptitud solución 3} = (187-171)/83 = 0.192771$$

$$\text{Aptitud solución 4} = (187-187)/83 = 0$$

Este método posee el inconveniente de no obtener linealidad en la variación de las aptitudes, tal y como puede observarse en la figura 4.5. Por ello es mejor, tal y como se realizó finalmente en el presente trabajo de investigación, utilizar el rango de cada una de sus soluciones en lugar del valor correspondiente de la función objetivo.

Por ejemplo, si la población está formada por 100 individuos, entonces es posible ordenarlos desde el número 1 hasta el número 100 de acuerdo a los valores que alcanza la función objetivo en cada uno de ellos. Es decir, la ordenación se hace de acuerdo a la función objetivo y resulta, de este modo, que el rango de la peor solución es 100 y el de la mejor es 1. Así se obtiene una gradación lineal de las aptitudes obtenidas y un mejor comportamiento del algoritmo genético, lo que ha sido comprobado experimentalmente en los trabajos realizados.

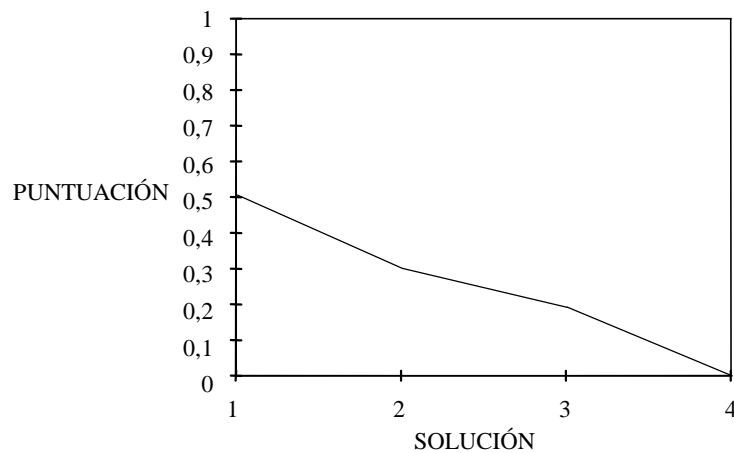


Figura 4.5. Representación de la aptitud de soluciones de un algoritmo genético.

Una vez determinado el rango de cada solución se definen:

Total = Suma de diferencias entre el rango de la peor solución y cada una de las restantes soluciones.

$$\text{Aptitud} = (\text{Rango de la peor solución} - \text{Rango de una solución}) / \text{Total}$$

4.5.5 Detección automática de factibilidad de soluciones.

Cada una de las posibles soluciones, que representa una determinada topología de la red eléctrica, puede ser factible o infactible. En el caso de que sea infactible el algoritmo utilizado para el cálculo del coste variable (el método simplex especial utilizado) devuelve un mensaje que lo indica, pero mientras tanto se ha perdido un tiempo de ejecución que en algunos casos puede ser evitado. Si la infactibilidad de una solución se debe a un problema en el límite máximo de transporte de potencia de alguna de las líneas (que es sobrepasado y por lo tanto no puede circular por ella toda la potencia que se requeriría), entonces será el algoritmo simplex el que deberá de detectar esto. En otra situación, en la que la infactibilidad se deba a que algún centro de demanda no está conectado a ninguna línea, entonces resulta más rápido realizar una verificación utilizando la información de las cadenas que representan a la solución en lugar de utilizar el algoritmo simplex.

Dado el gran número de evaluaciones que se han de realizar y el gran número de soluciones infactibles que surgen de las operaciones de cruce y mutación, usar la

información de las cadenas supone un gran ahorro de tiempo computacional, como se ha comprobado tras implementar este mecanismo de detección de soluciones infactibles.

4.5.6 Tratamiento de las líneas eléctricas que no transportan potencia.

Una posible solución de una red de distribución se representa, como se ha indicado, por dos cadenas, siendo la primera la correspondiente a las líneas eléctricas. En esta primera cadena algunos de los números enteros que la forman serán nulos, indicando con ello que no se construye la correspondiente línea eléctrica, mientras que otros tendrán un determinado valor no nulo y, por lo tanto, aparecen líneas que se construyen en esa determinada solución en el proceso de optimización. Al evaluar esa solución, para conocer el coste variable asociado al transporte de potencia, se calculan los correspondientes flujos de potencias, por lo que aparecen, en general, algunas ramas con flujos nulos. Si se eliminan, tras la evaluación, las líneas que presentan flujo nulo (colocando un cero en su correspondiente posición de la cadena), se obtiene una nueva solución con la misma distribución de flujos que la anterior. Realizando la eliminación descrita se ha observado que el algoritmo genético implementado se ha acelerado extraordinariamente, reduciendo los tiempos de cálculos necesarios para la obtención de idénticas soluciones que las que se obtenían antes de esta modificación. Esto es lógico ya que si no se eliminan las líneas sin flujo, habrá de ser el proceso de mutación el que, de forma aleatoria, las vaya eliminando a lo largo de las sucesivas generaciones. Las reducciones observadas en los tiempos de cálculos son del orden de 50 a 60 veces. El programa posee la opción de indicar si se desea eliminar las ramas con flujo nulo o no.

4.5.7 Implementación del diseño óptimo multiobjetivo.

En el capítulo anterior (correspondiente a los modelos matemáticos) se mostró la posibilidad de evaluar una función de la fiabilidad de una red de distribución, así como el coste económico global del sistema de distribución de energía eléctrica. En este capítulo se han mostrado técnicas clásicas de diseño óptimo multiobjetivo y también la posibilidad de aplicar algoritmos genéticos cuando se desea optimizar más de un objetivo. A continuación se indica la forma en que se ha realizado esta nueva aplicación.

En la Figura 4.6 se muestran 3 posibles soluciones con sus valores de las funciones de Coste y de *EENS* (*FEENS*). Las soluciones 1 y la 3 son no dominadas, es

decir, no existe otra solución que posea, simultáneamente, tanto un menor valor de coste como un menor valor de la función de *FEENS* que los alcanzados conjuntamente en la solución 1 y la 3. Tal y como se había comentado en un apartado anterior, al ser no dominadas, las soluciones 1 y 3 pueden considerarse como “mejores” (más deseables) que la 2 en un contexto de diseño óptimo multiobjetivo (en este caso dos objetivos).

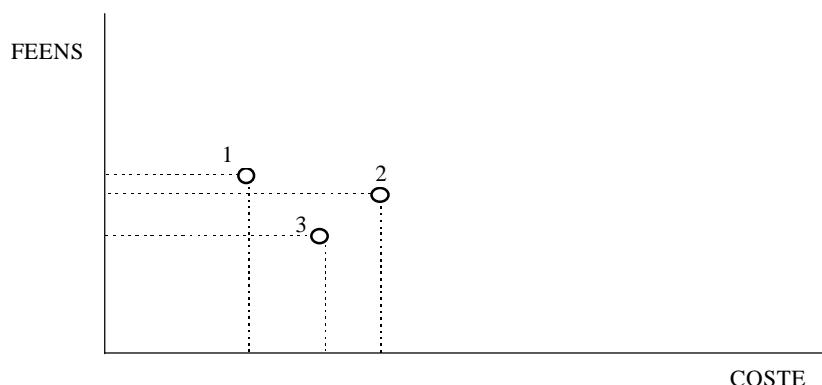


Figura 4.6. Representación de soluciones en función de su Coste y su *FEENS*.

Para la obtención de dichas soluciones se utiliza un algoritmo genético que encuentra un conjunto de soluciones no dominadas (o casi no dominadas) y además que presentan una topología radial en explotación (pero con “líneas de reserva” adicionales que normalmente están fuera de servicio). Las topologías de las redes de distribución obtenidas son no radiales en su conjunto, pero serán radiales en explotación.

En la Figura 4.7 se ha representado una posible curva formada por las soluciones no dominadas. Se observa que algunas de las soluciones no dominadas pueden llegar, en ocasiones, a presentar un valor nulo asociado a la función de *FEENS*, o relativamente próximo a cero. Estas soluciones incluyen muchas mallas, por lo que su coste económico (especialmente en inversiones) es relativamente elevado. Por otro lado, otras soluciones no dominadas poseen unos valores menores del coste que todas las demás y unos valores relativamente elevados asociados a la función de *FEENS*, aunque obviamente esos valores del coste no pueden nunca ser nulos.

Resulta, en principio, innecesario mallar en exceso la red de distribución (por medio de líneas eléctricas de reserva adicionales que normalmente no se encuentran en funcionamiento), ya que se incrementan los costes excesivamente. Por ello, parece lógico introducir un límite al valor de las inversiones en líneas adicionales. Esta restricción en cuanto al coste se puede establecer, por ejemplo, como un porcentaje sobre el coste de la mejor solución radial (solución óptima de diseño monobjetivo con el

objetivo de costes económicos), a la que se le añaden las líneas adicionales. En cualquier caso, esta restricción viene determinada por el criterio del planificador, y puede ser planteada de diversas formas en función de los condicionantes económicos existentes en el diseño de las redes de distribución.

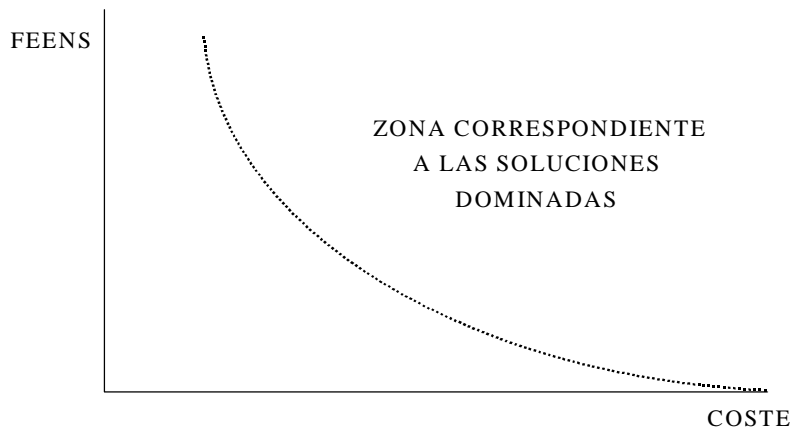


Figura 4.7. Posible representación de la superficie formada por las soluciones no dominadas.

En la Figura 4.8 se aprecia cómo el límite impuesto en el coste ha permitido anular una zona del espacio de posibles soluciones.

Las líneas eléctricas de reserva adicionales no aportan coste variable (solamente coste fijo), interviniendo directamente en el proceso del cálculo de la función de *EENS*. Así, en caso de un fallo en alguna línea de la red radial en explotación, las líneas adicionales pueden transportar potencia, y evitar, total o parcialmente, la falta de suministro de potencia. Aquí se utiliza el algoritmo original que se ha desarrollado para el cálculo de la función de *EENS* en casos de redes “malladas” y que se ha descrito en el apéndice IV.

En resumen, la metodología desarrollada para el diseño óptimo multiobjetivo utiliza un algoritmo para el cálculo de la función de *EENS* y un algoritmo genético para la obtención del diseño óptimo de una red de distribución teniendo en cuenta las funciones de coste y de *EENS* como funciones a minimizar simultáneamente. El planificador puede especificar los condicionantes económicos que se deben tener en consideración a la hora de cuantificar las líneas de reserva adicionales en las redes de explotación. Es al final del proceso de diseño cuando el planificador debe intervenir de forma activa para seleccionar la solución (o soluciones) que le parezca(n) más

adecuada(s), considerando en ese momento los valores de las funciones de coste y de fiabilidad de cada una de las soluciones no dominadas obtenidas.

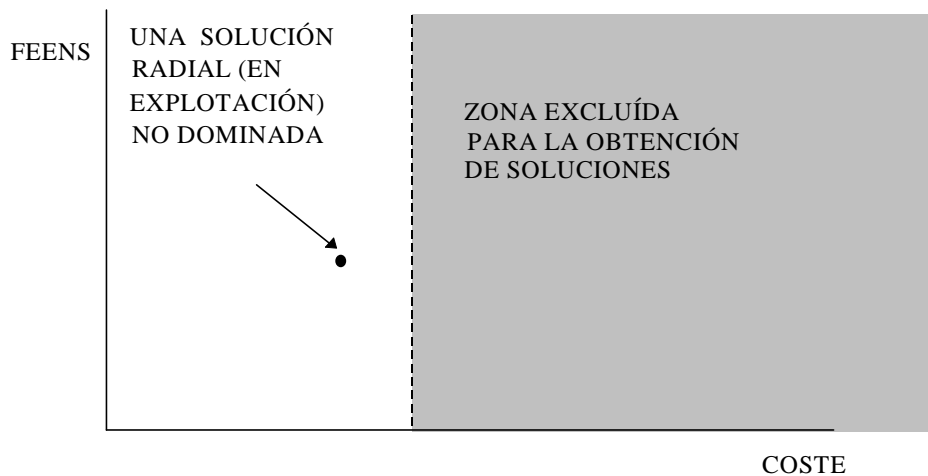


Figura 4.8. Zona excluida en el proceso de búsqueda de soluciones por limitación del coste.

4.5.8 Tasas de cruce y mutación. Elección de valores adecuados de las tasas.

Tal y como se indicó en el apartado 4.3.4, en la literatura científica especializada [Grefenstette (1986), Bäck (1993)] se indican unos determinados valores para las tasas de cruce y mutación que dan lugar a buenos resultados en determinados problemas (para la tasa de cruce de 0.4 a 0.9, y para la tasa de mutación el valor 0.01). Los valores dependen del tipo de problema a resolver y del método de eliminación o conservación de soluciones al pasar de una generación a otra. En el presente trabajo se ha partido de dichos valores y se han ido modificando hasta obtener los mejores resultados en cuanto a velocidad de cálculo y convergencia de soluciones para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

Una tasa de cruce de valor muy elevado ralentiza el desarrollo del algoritmo, dando además un sentido de búsqueda dirigida al programa, ya que, en cada cruce, la información genética de algunas soluciones es lo que se utilizan para formar otras nuevas.

Una tasa de mutación elevada produce una búsqueda aleatoria en la que a partir de unas determinadas soluciones se obtienen otras, que surgen principalmente de la modificación de algunas de las líneas eléctricas de aquellas soluciones previas (en el caso de diseño óptimo de redes de distribución).

Por estos motivos, es preciso calibrar de forma precisa estos dos parámetros para evitar que la convergencia hacia una solución sea excesivamente rápida (tasa de cruce demasiado elevada) o que no converja (tasa de mutación excesivamente grande). En los experimentos realizados se observa que, para el tipo de problema tratado, es preferible utilizar tasas de cruce relativamente bajas y tasas de mutación algo mayores que las recomendadas por la bibliografía, asegurando la convergencia si se guardan las mejores soluciones que se van obteniendo en cada una de las generaciones.

En el capítulo 5, correspondiente a los resultados computacionales, se ha procedido a un exhaustivo estudio con objeto de investigar y obtener los valores más adecuados de estos operadores para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

4.5.9 Aplicación del operador cruce. Características del operador cruce en diseño multiobjetivo.

El operador cruce debe dar lugar a tantas soluciones factibles como determine el siguiente producto:

$$CR_{población}$$

Donde:

CR es la tasa de cruce.

En diseño monobjetivo se aplica el operador cruce hasta obtener un número de soluciones factibles (resultantes de los procesos de cruce) igual al número indicado anteriormente. En diseño multiobjetivo existe una pequeña diferencia respecto del diseño monobjetivo al aplicar el operador cruce. Ello se debe a que las soluciones no dominadas deben preservarse a lo largo de un proceso de diseño. Con el fin de evitar que algunas de dichas soluciones desaparezcan, se procede a protegerlas limitando el número de cruces (en la generación j) en el caso de que se produzcan más soluciones

factibles que el valor de (Población)-(Número de soluciones no dominadas en la generación j). Si no se aplica esta limitación en el número de cruces, podrían desaparecer algunas de las soluciones no dominadas. En este sentido, obsérvese que el número de soluciones no dominadas va variando (aumentando en la mayoría de las generaciones) a lo largo de la ejecución de un proceso de diseño multiobjetivo. Como las soluciones resultantes, de la aplicación del operador cruce, sustituyen a las soluciones existentes, comenzando por la peor solución y en sentido ascendente hasta las mejores (según su aptitud), se podría dar (en caso de no aplicar este método) la situación de sustituir a algunas de las soluciones no dominadas por otras que sean dominadas y que se han obtenido tras un proceso de cruce.

La aplicación de este operador se realiza seleccionando, con una probabilidad que depende de la aptitud de las soluciones que constituyen la población, 2 soluciones. Las cadenas que representan a las líneas del sistema de distribución se cruzan por un punto, tal y como se ha indicado en el apartado 4.3.3, y las cadenas correspondientes a las subestaciones se asignan directamente a cada una de las dos soluciones que se obtienen de cruzar las cadenas que representan a las líneas. A continuación se muestra un ejemplo de cómo se aplica el operador cruce en el algoritmo desarrollado, considerando un problema en el que se han propuesto 3 tamaños diferentes de conductor para la construcción de líneas y dos tamaños diferentes de subestaciones.

Así, si se seleccionan las soluciones representadas por las cadenas:

020103 010201110203	12
120013 001201010023	11

donde se ha indicado el punto seleccionado, de forma aleatoria, en la cadena que representa a las líneas para llevar a cabo el cruce, se obtienen como resultado las cadenas:

020103 001201010023	12
120013 010201110203	11

Puede apreciarse que las cadenas que representan a las subestaciones, en las soluciones seleccionadas, se han asignado directamente a las soluciones que se obtienen como resultado del proceso de cruce. En el caso de existir líneas de reserva (diseño multiobjetivo), la única diferencia con el ejemplo mostrado sería la existencia de números enteros con un valor superior a 100.

4.5.10 Aplicación del operador mutación. Mutación especial múltiple.

Una de las dificultades que pueden presentarse al utilizar algoritmos genéticos es el de una posible convergencia prematura, quedando el proceso de búsqueda en soluciones que no permitan alcanzar la solución óptima. El operador mutación, tal y como se indicó en el apartado 4.3.4, permite dotar a un algoritmo genético de aleatoriedad en el proceso de búsqueda de soluciones, posibilitando su salida de mínimos locales (convergencia prematura indicada anteriormente). En el anexo a este capítulo (donde se muestra el teorema del esquema) se hace referencia a la facultad de los algoritmos genéticos para comportarse como “mecanismos escaladores” (gracias a la mutación), siendo capaces de abandonar mínimos locales.

En el algoritmo desarrollado se ha procedido a comparar distintas técnicas de mutación, aplicando finalmente la que ha dado lugar a los mejores resultados. En las pruebas previas realizadas se observó que para redes de gran tamaño se producía este efecto, ya que la mutación se aplicaba, cada vez, a solamente uno de los enteros que forman la cadena que representa a las líneas, por lo que el cambio de la información genética del cromosoma afectado era muy escaso frente a la información global que conlleva, con lo que no se podía evitar la convergencia hacia soluciones menos satisfactorias. Esta dificultad no aparece en la cadena que representa a las subestaciones, ya que su longitud es habitualmente pequeña.

La solución utilizada para tratar este aspecto de la convergencia de los algoritmos genéticos está basada en la observación de que en sistemas de distribución de energía eléctrica de aproximadamente unas 10 rutas propuestas, una mutación en una de las posiciones de la cadena es suficiente para alcanzar finalmente el óptimo, sin aparecer la dificultad indicada anteriormente. Por ello se ha implementado la mutación múltiple, que se basa en realizar tantas mutaciones en una cadena seleccionada aleatoriamente como se obtengan de dividir la longitud de la cadena por 10. Con esto se ha observado que se evita la convergencia prematura.

De esta forma, por ejemplo para una red con 100 rutas propuestas (donde no se han tenido en cuenta las líneas existentes en la red inicial y que además se han fijado en cuanto a su localización y tamaño a efectos del problema de diseño), durante el proceso de mutación la cadena seleccionada sufrirá $100/10=10$ mutaciones, con lo que es posible realizar modificaciones apreciables en su topología y evitar que todas las soluciones sean excesivamente parecidas unas a otras. Si la tasa de mutación (M) es igual a 0.02 y la población está formada por 1000 individuos, entonces se llevarán a cabo un total de

$1000 \cdot 0.02 = 20$ mutaciones en la población. En el ejemplo indicado se realizarán 10 mutaciones a cada una de las cadenas seleccionadas y 20 mutaciones en total a la población, por lo que el número de cadenas que se deberán seleccionar será igual a 2 ($20/10$). En algunos problemas de diseño puede no ser adecuada la mutación múltiple con el valor indicado (una mutación por cada 10 rutas propuestas). Tal y como se ha observado en algunas experiencias, en ocasiones realizar demasiadas mutaciones en una cadena puede dar como resultado que la cadena resultante difícilmente represente a una solución factible del problema en estudio, lo cual ralentiza excesivamente el proceso de cálculo, ya que dicha solución resultante al aplicar el operador mutación ha de ser rechazada y se ha de obtener otra nueva. Por ello se ha implementado la posibilidad de indicar al programa el número de mutaciones que se desea que sufra cada cadena. La forma práctica de realizar esto es por medio de un operador original (“factor de mutación”). Siendo el factor de mutación f_m , una cadena que corresponda a un problema con r_p rutas propuestas para la construcción de líneas (incluyendo las de obligada utilización, en las que solamente el tamaño de conductor es una variable), sufrirá r_p/f_m mutaciones. Así el factor de mutación puede ser igual a 10, como en el ejemplo indicado anteriormente, o poseer un valor mayor, con lo que el número de mutaciones en cada cadena disminuye y aumenta el número de cadenas que sufren mutación. La cadena que representa a las subestaciones no se ve afectada por el factor de mutación. Una vez que una solución es seleccionada, y tras aplicarle r_p/f_m mutaciones, se procede a aplicar mutación a todos los elementos de la cadena que representa a las subestaciones (menos a los que corresponden a subestaciones que expresamente se han declarado como existentes y además no se desea que su capacidad sea variable).

Como ejemplo, supóngase que se ha seleccionado, aleatoriamente, la siguiente solución:

020103001201010023 12

correspondiente a un problema de diseño monobjetivo de un sistema de distribución en el que se han propuesto 3 tamaños diferentes de conductor para la construcción de líneas, habiéndose subrayado aquellas posiciones de la cadena de líneas que corresponden a rutas en las que se ha fijado la existencia de líneas con un tamaño de conductor determinado. Así, la cadena correspondiente a las líneas posee una longitud igual a 18 números enteros, siendo cuatro de ellos correspondientes a líneas que no van a intervenir al aplicar el operador mutación. Por ello, las posiciones de dicha cadena susceptibles de sufrir algún cambio a causa del operador mutación son 14 ($18-4$). Si el factor de mutación es igual a 10, entonces se aplicará una única mutación a la cadena

que representa a las líneas en cada una de las soluciones que se seleccionen durante la aplicación del operador mutación (se redondea el resultado de dividir el número de posiciones que pueden ser afectadas por el operador entre el factor de mutación).

Una vez que se selecciona aleatoriamente una de las posiciones de la cadena que representa a las líneas, existen unas determinadas probabilidades de cambio o de no cambio para dicha posición (y por lo tanto para el tamaño de la línea). Así, en el ejemplo indicado, para una posición cualquiera, e independientemente del número entero que presente, existe:

- Un 50% de probabilidad de que pase a ser un 0 (no se construye línea en la ruta correspondiente a la posición de la cadena seleccionada).
- Un 50% de que se utilice la correspondiente ruta para la construcción de una línea. En este caso se reparten por igual la probabilidad de ser utilizados los distintos tamaños posibles de conductor. Es decir, si se pueden utilizar 3 tamaños diferentes de conductor, cada uno de ellos posee un 33.3% de probabilidad de ser considerado en la construcción de la línea. De este modo resultarían (en este caso de 3 tamaños de conductor) probabilidades del 16.6% para cada uno de los tamaños de conductor.

Una situación ligeramente diferente a la que se acaba de indicar es la correspondiente a cuando la ruta, asociada a la posición de la cadena seleccionada, se haya determinado en el planteamiento del problema de diseño como de obligada utilización en la construcción de una línea (siendo variable el tamaño de conductor a utilizar). En este caso no se puede permitir que la mutación ponga a cero esa posición de la cadena de las líneas, ya que daría lugar a una solución en la que no se utilizaría la correspondiente ruta y sería, por lo tanto, inconsistente con el problema planteado. En esta situación, si por ejemplo se consideran 3 tamaños de conductor, se tendrá un 33.3% de probabilidad de utilizarse cada uno de ellos en la construcción de la línea que, obligatoriamente, debe llevarse a cabo en la correspondiente ruta.

Cuando se realiza diseño óptimo multiobjetivo, la consideración de líneas de reserva da lugar al siguiente reparto de probabilidades en la elección del entero que se ha de colocar en la posición de la cadena seleccionada:

- Un 50% de probabilidad de que pase a ser un 0 (no se construye línea en la ruta correspondiente a la posición de la cadena seleccionada).

- Un 50% de que se utilice la correspondiente ruta para la construcción de una línea. Existe un 25% de probabilidad de que la línea sea de reserva y un 75% de que sea de explotación. En cualquiera de los dos casos (línea de reserva o de explotación), se reparten por igual la probabilidad de ser utilizados los distintos tamaños posibles de conductor. Es decir, si se pueden utilizar 3 tamaños diferentes de conductor, cada uno de ellos posee un 33.3% de probabilidad de ser considerado en la construcción de la línea.

En cuanto a la cadena que representa a las subestaciones, se aplica mutación a todas las posiciones de dicha cadena menos a aquellas correspondientes a subestaciones que, en el planteamiento del problema, se han declarado como fijas (con un tamaño determinado). En el ejemplo se ha indicado (subrayando uno de los dos números enteros de la cadena) que una de las dos posiciones corresponde a una subestación de este tipo (en este caso tamaño 1 de subestación). La mutación se aplica de forma que si se consideran 2 posibles tamaños de subestación, un 33.3% corresponde a la no construcción de la subestación, un 33.3% a la utilización del tamaño 1 y un 33.3% a la utilización del tamaño 2. En caso de utilizar 3 tamaños de subestación las probabilidades serán del 25%.

En la situación en que la única variable asociada a la subestación sea su tamaño (localización fijada y construcción segura), se reparten las posibilidades por igual todos los tamaños de conductor propuestos, no siendo posible que aparezca un cero (que correspondería a la situación en que no se construiría) en la posición correspondiente de la cadena.

El operador mutación se aplica de la forma indicada en el diseño óptimo monobjetivo y en el diseño óptimo multiobjetivo, observado un buen comportamiento en el funcionamiento del algoritmo genético.

4.5.11 Evolución de las soluciones en cada generación. Criterios para tratar las soluciones en nuevas generaciones.

Durante los procesos de cruce y mutación algunas cadenas son reemplazadas por otras nuevas, ya que la población total permanece constante a lo largo de las generaciones. Por ello, debe de establecerse algún criterio de selección que determine las cadenas que han de ser suprimidas.

Al aplicar el operador cruce, y tal y como ya se ha comentado anteriormente, se ha considerado que las nuevas soluciones, que aparecen a partir de dos ya existentes, deben de sustituir a las peores soluciones de entre todas las que existan en la generación en curso. Con ello se logra preservar a las soluciones más adecuadas y se emula el proceso de selección natural que ya se había mencionado con anterioridad. Este procedimiento conlleva el hecho de que las soluciones con menor aptitud sean las principales candidatas a desaparecer durante el proceso de cruce.

Tras la realización de todos los cruces correspondientes a una determinada generación, se procede a un nuevo cálculo de las aptitudes y a ordenar las soluciones de mayor a menor aptitud antes de aplicar mutación.

Una solución que sufre mutación es reemplazada por la nueva cadena que surge al mutar. Esto evita que aparezcan muchas cadenas similares tras pocas generaciones, lo cual produciría una convergencia prematura hacia soluciones que podrían no estar cercanas a la óptima. El sistema utilizado en la mutación posee una excepción, y se presenta cuando la solución que sufre mutación es una de las de mejor aptitud. Para evitar que se pueda perder una solución con muy alta aptitud se procede a reemplazar a una de las peores (comenzando por la última tras la ordenación realizada después de la aplicación de los cruces).

Otros criterios diferentes pueden aplicarse dependiendo del tipo de problema que se desea resolver y de los resultados que se vayan obteniendo en los diversos experimentos que se realicen. En el presente trabajo se ha optado por los criterios indicados, siendo los resultados obtenidos satisfactorios.

Tras la reproducción, cruce y mutación, se tiene una nueva generación formada por individuos, cada uno de los cuales representa una solución del problema de diseño.

4.5.12 Ejecuciones múltiples del programa.

El programa desarrollado puede ser ejecutado con unas determinadas tasas de cruce y de mutación, así como con una determinada población y número de generaciones. Si al finalizar todas las generaciones el resultado obtenido no es el óptimo, o se sospecha que se puede mejorar, se debería ejecutar otra vez el programa perdiendo la información obtenida hasta ese momento. Para evitarlo el algoritmo guarda (cuando se realiza optimización monobjetivo) las 10 mejores soluciones en un fichero al

finalizar el número total de generaciones, lo que permite utilizarlas como parte de las soluciones iniciales en una nueva puesta en marcha del programa, si así lo desea el planificador. De este modo se pueden modificar las tasas de mutación y cruce, la población y el número de generaciones para intentar mejorar los resultados obtenidos sin perder la información correspondiente a las mejores soluciones alcanzadas. Cuando se realiza optimización multiobjetivo el programa guarda 30 soluciones no dominadas distribuidas a lo largo de la superficie de Pareto, de forma que se pueda ejecutar de nuevo el programa con una representación adecuada (a efectos prácticos) de dicha superficie.

4.5.13 Implementación del operador epidemia.

Para redes de gran tamaño, y para los casos en que las subestaciones sean variables en cuanto a su localización, existe la posibilidad de alcanzar un mínimo local y encontrar dificultades para abandonarlo. Con objeto de evitar esta situación, y permitir que el algoritmo se acerque lo más posible al mínimo global, se ha implementado un operador original (operador epidemia) que actúa eliminando todas las soluciones existentes menos las que presentan mejor aptitud. Se le puede indicar al programa el número de soluciones que se desea que se “salven” en cada una de las ocasiones en que se aplique el operador epidemia, así como el intervalo de generaciones tras el que se desea aplicar este operador. Con ello se logra refrescar la información que el algoritmo obtiene en cuanto a posibles esquemas (y por tanto topologías), y abandonar más fácilmente posibles mínimos locales. Se trata de un mecanismo que se puede interpretar de dos formas diferentes, o bien como una mutación masiva de la población o bien como una forma de implementar paralelismo en el algoritmo genético (entendiendo la idea de paralelismo en el sentido de ejecución de varios procesos que, en principio, son independientes entre sí).

4.5.14 Consideración de la restricción de radialidad.

Se ha implementado favoreciendo a aquellas soluciones que, aunque posean peor función objetivo, presenten un menor número de ramas que otras. De esta forma, una vez que se han evaluado las soluciones de la población, se ordenan según su función objetivo de costes, pero posteriormente puede cambiar este orden si se atiende al número de líneas que presentan las soluciones. Así, finalmente se obtiene una ordenación de las soluciones como resultado de dos procesos, uno que las coloca según

el valor de su función objetivo de costes, y otro que puede modificar las posiciones establecidas en ese primer proceso a causa del número de líneas de que consta cada una de las soluciones. Por lo tanto, el orden final (utilizado para la reproducción y cruce) colocará en los primeros lugares a aquellas soluciones con menor número de ramas, y entre las que tengan el mismo número existirá una ordenación tal que se encuentren primero las de mejor función objetivo.

4.5.15 Consideración de las restricciones de máximas caídas de tensión.

El diseñador determina el máximo porcentaje que considera permisible en las caídas de tensión en las líneas. Si una solución no cumple, en alguna de sus líneas con este requisito, no es considerada factible y no puede pasar a formar parte de la población de las soluciones a lo largo de la ejecución del algoritmo. Desechar soluciones que no cumplan con la restricción de máximas caídas de tensión no implica limitar al algoritmo en cuanto al campo de búsqueda total de éstas, ya que realmente lo que se está haciendo es desechar esquemas inútiles (ver la teoría general de los algoritmos genéticos) puesto que pertenecen a soluciones infactibles según una de las restricciones del problema de diseño (máximas caídas de tensión permisibles) que se ha planteado. Como únicamente se calculan las caídas de tensión (y por lo tanto se aplica la correspondiente restricción) en las redes con configuración radial, no se desecha ninguno de los esquemas correspondientes que se encuentran representados por las soluciones malladas (tal y como serán casi todas las soluciones en las primeras generaciones del algoritmo genético). Por lo tanto, cuando se desechan soluciones por no cumplir con las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles, se están eliminando soluciones radiales, pero no las malladas de las cuales provienen dichas soluciones radiales, por lo que no se pierde durante la optimización información relevante para el proceso de búsqueda de soluciones.

4.5.16 Limitación en la función objetivo.

Una opción, que puede ser útil en algunos casos, es la de limitar el valor mínimo a alcanzar por la función objetivo de costes (tanto en diseño monobjetivo como multiobjetivo). Así, se puede indicar un valor que al ser alcanzado por la función objetivo de costes determine automáticamente la finalización de la ejecución del programa. En problemas de gran tamaño esta opción permite que el programa finalice una vez que se ha alcanzado un valor para la función objetivo suficientemente bueno, ya

que la convergencia puede ser muy lenta en algunos casos con muy poca mejora en el valor total del coste económico de las soluciones obtenidas.

4.5.17 Criterios de finalización de la ejecución del algoritmo genético.

Cuando se aplican algoritmos genéticos a un problema de optimización, existe dificultad en saber cuándo debe de considerarse que el proceso de búsqueda de soluciones ha finalizado. En muchos de los trabajos aparecidos en la literatura científica, los autores se han limitado a considerar las soluciones resultantes del proceso de optimización una vez que se han consumido las generaciones que se habían determinado inicialmente. En el presente trabajo de investigación se han aplicado unos criterios de finalización, para el algoritmo genético, que permiten tener cierta seguridad en cuanto a que el proceso de búsqueda ha alcanzado una o varias soluciones que se encuentran muy cercanas al óptimo global, o contienen a dicho óptimo.

En diseño monobjetivo se considera que si durante 200 generaciones (para las redes de mayor tamaño), no se produce una mejora en la función objetivo de la mejor solución, se puede dar por finalizado el proceso de optimización. Antes de considerar este criterio se supone que se ha aplicado el operador “epidemia” (en redes de tamaño real), con lo que se habrá evitado que el algoritmo alcance un mínimo local. Este criterio ha sido adecuado para determinar cuándo debe de darse por terminado el proceso de búsqueda de soluciones.

En cada uno de los casos resueltos de diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución se ha procedido a concatenar varios procesos de optimización multiobjetivo, donde cada uno de ellos ha comenzado su ejecución utilizando, como parte de su población inicial de soluciones, una muestra de entre todas aquellas que eran no dominadas al finalizar el anterior proceso de optimización multiobjetivo. Se han estudiado diversos criterios de parada con el fin de determinar en qué proceso, de los que se han ejecutado sucesivamente tal y como se acaba de comentar, puede considerarse que el diseño óptimo multiobjetivo ha finalizado. El criterio de parada seleccionado se basa en medir (de un proceso al inmediatamente posterior) el desplazamiento del punto medio de la recta que une a los ideales de coste y de fiabilidad (extremos de la curva de soluciones no dominadas, denominados “ideales”). Se trata, por lo tanto, de estudiar el desplazamiento del punto que puede denominarse como “centro de los ideales”. Dicho desplazamiento presentará un valor que dependerá de las coordenadas de dicho “centro de los ideales” al final de un proceso y al final del

ejecutado a continuación. En primer lugar se normalizan estas coordenadas. Para ello se divide el coste del centro de los ideales por el mayor coste de entre todas las soluciones no dominadas existentes al final de los procesos de optimización multiobjetivo que se hayan realizado. Así mismo, se procede a normalizar el valor de la función de *EENS* correspondiente al centro de ideales, dividiéndolo por el máximo valor de *FEENS* que se haya presentado en el conjunto de todas las soluciones no dominadas existentes al finalizar los diferentes procesos de optimización ejecutados. Así es posible calcular el desplazamiento del centro de ideales (mediante una métrica euclídea) al pasar de un proceso a otro y se dispone de una medida que (al haber normalizado las coordenadas), permite evaluar en igualdad de condiciones el desplazamiento hacia cualquiera de los dos ejes en los que se representan los dos objetivos (con más objetivos se aplicaría este método de idéntica forma). Para determinar qué valores de desplazamiento determinan la parada del diseño óptimo multiobjetivo se ha procedido a estudiar, en los casos y el ejemplo resueltos del capítulo 5, la representación de las curvas de soluciones no dominadas, observando los valores de desplazamiento que correspondían a situaciones en que no se producía un avance apreciable de dicha curva. Así, se ha deducido que, para cualquiera de los casos de diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución resueltos, se puede considerar por finalizado el diseño multiobjetivo si el desplazamiento del centro de los ideales presenta un valor inferior a 0.003 durante tres procesos de optimización multiobjetivo consecutivos.

4.5 VENTAJAS DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS FRENTE A OTRAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN.

Las técnicas matemáticas, incluidos los algoritmos genéticos, que se han recogido a lo largo del capítulo permiten resolver problemas combinatoriales. Las principales diferencias se encuentran en la forma en que realiza, cada una de ellas, la búsqueda de las soluciones, en la mayor o menor sencillez de implementar cada una de ellas y en la versatilidad en cuanto a su posible aplicación a problemas de optimización multiobjetivo.

Una de las principales ventajas de los algoritmos genéticos se basa en que se comportan como un método que suele ser fácilmente aplicable a cualquier problema combinatorial. No suele ser difícil aplicar una determinada codificación y obtener las funciones de evaluación y de aptitud, aun cuando sea escaso el conocimiento que se tenga del problema a tratar. Los algoritmos genéticos son por ello un método de los denominados “ciegos”. Así resulta que la aplicación de los algoritmos genéticos es, en

general, mucho más sencilla que otros métodos. Sin embargo, en el resto de métodos mostrados en este capítulo, el primer paso en la implementación es realizar un estudio para obtener una función que simule la variación de la energía de un sistema que se asimila al problema, o el estudio de los cambios en las variables que son más beneficiosos para el proceso de búsqueda, o ir modificando con acierto las posiciones de las líneas eléctricas de una red de distribución.

Además de la sencillez en la implementación, es destacable la naturaleza de búsqueda dirigida (a través del cruce) y aleatoria (a través de la mutación) que inherentemente conllevan los algoritmos genéticos. Esto permite avanzar hacia buenas soluciones rápidamente por medio de la búsqueda dirigida y posibilita eludir mínimos locales a través de la búsqueda aleatoria.

Los algoritmos enumerativos poseen la ventaja de alcanzar el mínimo (o máximo) global del problema que se desea resolver, pero si el número de variables de decisión es elevado, entonces son relativamente inadecuados por los grandes recursos computacionales que precisan, siendo los tiempos de cálculo inaceptables a efectos prácticos. Por otro lado, los algoritmos genéticos, si se implementan correctamente, aunque no aseguran completamente la obtención del óptimo global, sí que permiten obtener soluciones muy cercanas al óptimo en poco tiempo, tanto comparados con los algoritmos enumerativos como con otros métodos que se han descrito en este capítulo.

Otra característica importante es la de que los algoritmos genéticos permiten obtener un abanico de soluciones, tanto en problemas de optimización monobjetivo como multiobjetivo, ventaja que habilita al diseñador para seleccionar en la práctica una determinada solución de entre varias, de acuerdo a su experiencia y criterio profesionales.

La metodología multiobjetivo que se ha desarrollado para el diseño óptimo de redes eléctricas, presenta ventajas frente a las metodologías clásicas multiobjetivo. A pesar del gran interés práctico que presentan las técnicas clásicas, con ellas el planificador llega a observar una serie de soluciones no dominadas, mientras que con el método propuesto, de forma automática, obtiene un conjunto amplio de soluciones no dominadas (o casi no dominadas), de entre las que elegiría la más idónea (o idóneas). Así, en la metodología desarrollada el planificador podría llegar a estudiar soluciones que posiblemente no llegaría a observar con la aplicación de los métodos clásicos. Junto a las ventajas indicadas cabe resaltar la sencillez conceptual con que es posible realizar,

utilizando algoritmos genéticos, un diseño óptimo multiobjetivo considerando a cada uno de los objetivos por separado.

Por último, es interesante resaltar el gran número de aplicaciones en las que se utilizan los algoritmos genéticos junto a alguna otra técnica de optimización para dar lugar a un algoritmo híbrido, que contiene las ventajas de varios métodos de búsqueda de soluciones, aminorando así las carencias que cada uno de ellos pueda presentar por separado.

ANEXO

Teorema fundamental de los algoritmos genéticos.

El teorema del esquema, que a continuación va a mostrarse, puede encontrarse en Goldberg (1989), Holland (1992a) y en Whitley (1993).

Debido a que los algoritmos genéticos operan con poblaciones de cadenas (codificación de soluciones), se puede evaluar la representación proporcional de un esquema en la población, además de indicar si dicho esquema aumentará o disminuirá (en cuanto al número de soluciones que representa y que simultáneamente pertenecen a la población) a lo largo del tiempo al actuar el operador cruce para producir descendencia a partir de las cadenas existentes en la población. Para ello, es útil formalizar la idea de coeficiente de muestra potencial de un esquema H . Sea $M(H, g)$ el número de cadenas muestreadas por H en la presente generación g de una cierta población. Sea “ g +intermedio” la generación tras el muestreo y reproducción (pero antes de que se aplique el cruce y la mutación). Formalmente, el cambio en el número de cadenas muestreadas por H puede expresarse por medio de:

$$M(H, g + \text{intermedio}) = M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} \quad (\text{A4-1})$$

donde,

$f(H, g)$ es la evaluación media de las cadenas muestreadas por H en la población actual.

\underline{f} es la evaluación media de la población total en la generación g .

$\frac{f(H, g)}{\underline{f}}$ es la aptitud media asociada a las cadenas muestreadas por H .

Se va a estudiar cómo afecta el cruce a los esquemas asociados a las soluciones presentes en la población. Claramente, los esquemas de orden 1 no se ven afectados por el cruce, puesto que el único bit crítico siempre es heredado por algún descendiente. Sin embargo, los esquemas de orden 2 y superior pueden verse afectados por el cruce. Además, todos los esquemas del mismo orden no son afectados necesariamente con la misma probabilidad. Tomando cruce en un único punto, y que se está trabajando con un código de cadenas de tan sólo 12 bits, y considerando los dos siguientes esquemas,

$$11***** \quad \text{y} \quad 1*****1$$

la probabilidad de que los bits en el primer esquema se separen durante un cruce de ruptura en un punto es de sólo $1/(LC-1)$, dado que en general hay $LC-1$ puntos de cruce o ruptura en una cadena de longitud LC (los $LC-1$ “huecos” en las LC posiciones de bits). La probabilidad de que los bits en el segundo esquema sean separados mediante cruce de ruptura en 1 punto, es $(LC-1)/(LC-1)$, puesto que todos los $LC-1$ posibles puntos de cruce o ruptura separarán los bits significativos del esquema. Esto conduce a una observación general: cuando se usa cruce con ruptura por 1 punto, las posiciones de los bits en el esquema son importantes para determinar la probabilidad de que esos bits permanezcan juntos o no tras el cruce.

Se han sentado ya las bases para desarrollar el teorema fundamental de los algoritmos genéticos. El teorema del esquema (Schema Theorem - Holland (1992a)) proporciona un límite inferior en el cambio de la razón de muestreo para un único esquema desde una generación g a la generación $g+1$.

Considérese de nuevo lo que le ocurre a un esquema particular H cuando únicamente se produce muestreo y reproducción.

$$M(H, g + \text{intermedio}) = M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} \quad (\text{A4-2})$$

Para calcular $M(H, g+1)$ se deben considerar los efectos del cruce mientras la generación siguiente se crea a través de la generación intermedia. Primero se considera que el cruce se aplica a una porción de la población de forma probabilística. Para la parte de la población que no sufre cruce, la representación debida a la selección no varía. Cuando el cruce ocurre, entonces deben calcularse las pérdidas resultantes a causa de los efectos separadores en las cadenas.

$$M(H, g+1) \geq (1-p_c) \cdot M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} + p_c \left[M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} \cdot (1 - \text{pérdidas}) + \text{ganancias} \right] \quad (\text{A4-3})$$

Se va a realizar la suposición de que el cruce dentro de la longitud de definición del esquema siempre es disyuntivo (separa bits significativos) para el esquema representado. Por ejemplo, asumiendo que el interés se centra en el esquema:

11*****

Si una cadena tal como:

1110101

se cruza entre los primeros dos bits con una cadena como por ejemplo 1000000 ó 0100000, no se produciría ningún tipo de disyunción en el esquema 11*****, puesto que uno de los descendientes, al menos, residiría todavía en la partición del espacio de soluciones representado por el esquema. También, si 1000000 y 0100000 se cruzasen exactamente entre el primer y segundo bit, una nueva e independiente descendencia muestrearía:11*****. Éstas son las fuentes de “ganancias” a las que se hace referencia en la fórmula anterior. Para simplificar las cosas, se ignoran las ganancias y se hace la suposición de que el cruce cae o tiene lugar en la porción significativa del esquema, de tal modo que siempre tiene lugar una disyunción (ruptura dentro de la longitud de definición). Así,

$$M(H, g+1) \geq (1-p_c) \cdot M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} + p_c \left[M(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} \cdot (1-\text{rupturas}) \right] \quad (\text{A4-4})$$

donde el término “rupturas” sobrestima las pérdidas (al no considerar las ganancias en la expresión anterior). Debería considerarse una excepción: si dos cadenas pertenecientes aun mismo esquema H se cruzan, entonces no se produce disyunción (ruptura).

Si $P(H, g)$ es la representación proporcional de H obtenida dividiendo $M(H, g)$ por el tamaño de la población, la probabilidad de que un miembro elegido aleatoriamente pertenezca a la partición de soluciones representada por H es simplemente $P(H, g)$.

Antes de continuar es preciso definir lo que se conoce como longitud de definición. La longitud de definición de un esquema se basa en la distancia entre el primero y último bit en el esquema con valor definido (0 ó 1), es decir, que no contiene el símbolo “*”. Dado que cada posición en un esquema puede contener “1”, “0” ó “*”, yendo de izquierda a derecha, si I_x es el índice de la posición de la ocurrencia más a la derecha de un “0” ó “1” y si I_y es el índice de la ocurrencia más a la izquierda de un bit a “0” ó “1”, entonces la longitud de definición de dicho esquema es simplemente $I_x - I_y$. Así, la longitud de definición del esquema siguiente: ****1**0**10** es $12 - 5 = 7$. La longitud de definición de un esquema H se denota aquí como $\Delta(H)$. La longitud de

definición es una medida directa de cuántos posibles puntos de cruce caen en la zona significativa de un esquema. Si se utiliza el cruce con ruptura en 1 punto, entonces $\Delta(H)/(LC-1)$ es una medida directa de la facilidad de que el cruce tenga lugar dentro de la porción significativa del esquema.

Por lo tanto, las rupturas podrán calcularse por medio de:

$$\frac{\Delta(H)}{LC-1}(1-P(H,g)) \quad (A4-5)$$

En este punto, la desigualdad puede simplificarse. Ambos miembros pueden dividirse por la población para convertirse en una expresión de $P(H,g+1)$, la representación proporcional de H en la generación $g+1$. Además, la expresión puede reorganizarse con respecto a p_c .

$$P(H,g+1) \geq P(H,g) \cdot \frac{f(H,g)}{\underline{f}} + \left[1 - p_c \frac{\Delta(H)}{LC-1} (1 - P(H,g)) \right] \quad (A4-6)$$

Ahora se tiene una versión útil del teorema de esquema (aunque no considera todavía la mutación). Como se suele tener en cuenta la aptitud de las soluciones para seleccionarlasy, o no, con el fin de aplicarles el operador cruce, se puede incorporar este hecho al teorema del esquema indicando que la segunda solución se toma de la población intermedia tras haberse llevado a cabo la reproducción.

$$P(H,g+1) \geq P(H,g) \cdot \frac{f(H,g)}{\underline{f}} + \left[1 - p_c \cdot \frac{\Delta(H)}{LC-1} \cdot \left(1 - P(H,g) \cdot \frac{f(H,g)}{\underline{f}} \right) \right] \quad (A4-7)$$

Finalmente, puede tenerse en cuenta la mutación. Sea $\sigma(H)$ una función que devuelve el orden del esquema H . El orden de H corresponde exactamente al número de bits en la representación del esquema de H que tienen valor “0” ó “1” (no “*”). Sea la probabilidad de mutación p_m , donde la mutación se considera que siempre transmuta el bit afectado (si vale “1”, lo muta a “0” y viceversa). De esta forma, la probabilidad de que la mutación afecte al esquema que representa a H es de:

$$(1 - p_m)^{\sigma(H)} \quad (A4-8)$$

Esto permite obtener la siguiente expresión para el teorema de esquema:

$$P(H, g+1) \geq P(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} + \left[1 - p_c \cdot \frac{\Delta(H)}{LC-1} \cdot \left(1 - P(H, g) \cdot \frac{f(H, g)}{\underline{f}} \right) \right] \cdot (1 - p_m)^{\sigma(H)} \quad (\text{A4-9})$$

Así se describe el crecimiento de un esquema al pasar de una generación a la siguiente (en términos del número de soluciones que pertenecen a la población y que están representadas por él).

Existen algunas limitaciones obvias del teorema del esquema que restringen su utilidad.

En primer lugar, hay que señalar que se trata de una desigualdad. A base de ignorar las ganancias de las cadenas y simplificar la evaluación de las pérdidas. La inexactitud de la desigualdad es tal que si se tuviese que utilizar el teorema del esquema para predecir la representación de un esquema particular en el transcurso de las sucesivas generaciones, las predicciones resultantes serían en la mayoría de los casos inútiles o al menos, difíciles de interpretar.

En segundo lugar la aptitud observada de un esquema H (aptitud media de las soluciones que están representadas por el esquema) en la generación g puede cambiar mucho durante de las siguientes generaciones. Así pues, estudiando la aptitud media de todas las cadenas representadas por un esquema particular, sólo es relevante para la primera o segunda generaciones. A partir de ese momento, el muestreo de cadenas presenta un mayor sesgo y la inexactitud del teorema de esquema hace imposible que se pueda predecir el comportamiento computacional del método. Estas críticas implican que el aspecto del muestreo de particiones del espacio de búsqueda de soluciones, aunque puede ser una buena herramienta, falla al no poder capturar la total complejidad del algoritmo genético.

El teorema de esquema se centra en el papel del cruce y en el muestreo de particiones (conjuntos de soluciones) en la búsqueda genética. Para maximizar la conservación de esquemas tras la reproducción, deben de minimizarse los efectos de ruptura (disyunción) del cruce y de la mutación. Esto sugiere que la mutación quizás no debería de usarse en absoluto, o al menos usarse a niveles muy bajos.

El motivo por el que se usa la mutación es el de prevenir la pérdida permanente de cualquier bit particular o grupo de bits. Tras varias generaciones es posible que la

selección conduzca a los bits a un valor concreto (0 ó 1). Si esto ocurre sin que el algoritmo genético esté acercándose a una solución satisfactoria, entonces el algoritmo está convergiendo prematuramente. Esto puede particularmente ser un problema si se está trabajando con una población pequeña. La mutación actúa como un operador que modifica ocasionalmente los valores de los bits y permite testear esquemas alternativos a los actuales. No es necesario que las soluciones inicialmente se encuentren ni siquiera cerca del óptimo global. Una mutación más o menos afortunada, o un cruce apropiado pueden llevar muy cerca del objetivo buscado. Además, la mutación se caracteriza por su capacidad de actuar como mecanismo “escalador”. Los algoritmos genéticos poseen la habilidad de (en el cálculo de mínimos) salir de un valle. Los métodos de cálculo tradicionales buscan el mínimo moviéndose en una dirección en la que la función objetivo disminuye de valor (zona denominada “valle”). Pero en general dichos algoritmos tienen dificultades para explorar las zonas que se encuentran tras los “picos”. Por el contrario, los algoritmos genéticos pueden explorar más fácilmente esas zonas del espacio de soluciones, que con los medios tradicionales quedarían ocultas por el hecho de necesitar aumentar la función objetivo para superar las “cimas o picos”.

Capítulo 5 RESULTADOS COMPUTACIONALES

En este capítulo se muestran los resultados que se han obtenido durante los trabajos de investigación realizados.

En primer lugar se indican los valores más adecuados para los parámetros que controlan el algoritmo genético implementado. Para ello se han realizado una serie de experimentos con objeto de obtener, en los casos estudiados, los valores que dan lugar a un buen comportamiento de dicho algoritmo genético en cuanto a los resultados alcanzados. Posteriormente, tras conocer qué valores de los parámetros son los más adecuados, se procede a realizar una comparación entre un algoritmo de ramificación y acotamiento y el algoritmo genético con el fin de estudiar las limitaciones y posibilidades de ambos.

Para finalizar la parte correspondiente al estudio del algoritmo genético, se realiza una comparación entre el modelo que hace uso de costes variables linealizados y el que hace uso de los verdaderos costes variables no lineales.

A continuación se muestran 5 casos de diseño óptimo monobjetivo de redes reales de dimensiones apreciablemente superiores a las que pueden encontrarse en la literatura especializada. En uno de los ejemplos se procede a la realización del diseño multietapa de una red de distribución utilizando una metodología pseudodinámica, mostrando así las posibilidades de aplicación de los algoritmos genéticos en la resolución de este tipo de problemas de diseño.

En los apéndices VII y VIII pueden encontrarse dos ejemplos ilustrativos de diseño óptimo monobjetivo incluyendo la restricción de máxima caída de tensión en el primer ejemplo y la restricción de radialidad en el segundo. En estos ejemplos se comparan los resultados alcanzados cuando se aplican y cuando no se aplican estas restricciones.

Por último se realiza el diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución. Para ello se han utilizado dos objetivos que son el coste y la fiabilidad de la red, aunque se podría fácilmente haber tenido en cuenta un mayor número. En primer lugar se muestra un ejemplo ilustrativo en el que se comparan los resultados alcanzados al realizar el diseño óptimo monobjetivo y el multiobjetivo, observando las diferencias

existentes entre ambos. Posteriormente se procede al diseño multiobjetivo de redes de distribución reales (casos sexto y séptimo de diseño óptimo) de dimensiones considerablemente mayores que las que usualmente se pueden encontrar en la literatura, comparando así mismo los resultados de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo correspondientes.

Además, en los apéndices pueden encontrarse datos y resultados relevantes correspondientes a los casos de diseño de redes de distribución reales que se han llevado a cabo.

5.1 ESTUDIO DEL ALGORITMO GENÉTICO IMPLEMENTADO

En este apartado se van a mostrar las experiencias llevadas a cabo con el fin de obtener los valores más adecuados para los parámetros que controlan el funcionamiento del algoritmo genético implementado. Así mismo se han comparado los resultados logrados por medio del programa desarrollado con los alcanzados con un programa que utiliza un algoritmo clásico enumerativo de búsqueda de soluciones, validando los resultados obtenidos y comparando la bondad de ambos métodos de optimización.

Se han utilizado, inicialmente, 6 redes (porciones elementales de redes de distribución) para la realización de las pruebas. Las experiencias se han llevado a cabo considerando tanto un tamaño como dos tamaños posibles de conductor propuestos. La utilización de dos tamaños de conductor duplica, en estas redes, el número de variables binarias del problema de optimización, complicando considerablemente su resolución a causa del aumento exponencial del número de posibles soluciones. Además, se han realizado experiencias utilizando algoritmos genéticos tanto en el modelo que contempla los costes variables linealizados de las líneas como los costes variables no linealizados (verdaderos), siendo posible así comparar los dos modelos y la bondad de cada uno de ellos. Para poder comprobar que las soluciones obtenidas utilizando algoritmos genéticos son correctas, se ha utilizado un programa capaz de resolver problemas de programación entera-mixta lineal que hace uso de un algoritmo de ramificación y acotamiento. En este caso se ha optado por el programa `lp_solve 2.0`, el cual ha sido desarrollado por varios especialistas en investigación de operaciones, y perfeccionado desde la primera versión que se desarrolló, hasta conseguir un paquete informático muy robusto. Esta herramienta permite, por lo tanto, validar los resultados alcanzados, así como comparar los tiempos consumidos durante los diseños óptimos de

redes de distribución utilizando el algoritmo genético que se ha desarrollado y el algoritmo de ramificación y acotamiento utilizado por el programa lp_solve.

Las pruebas se han realizado en un computador con CPU Pentium 150 Mhz, con 16 Mb de memoria RAM y utilizando el sistema operativo LINUX (UNIX para PC). El compilador de C utilizado es el gcc.

En las tablas 5.1 y 5.2 se observan las características de las 6 redes elementales utilizadas en los experimentos realizados.

1 Tamaño de conductor	RED	1	2	3	4	5	6
RED EXISTENTE	Líneas existentes	no	no	no	no	no	no
	Subestaciones (SET's) existentes	sí	sí	sí	sí	sí	sí
RED FUTURA	Localización líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Tamaño líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Localización SET's futuras	no	no	no	no	no	no
	Tamaño SET's futuras	no	no	no	no	no	no
COSTES	Costes variables no lineales	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Costes entero-mixto lineales (Algoritmos Genéticos)	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Solución radial	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Calculo de tensiones	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	LP-solve (Entero-mixto lineal)	sí	sí	sí	--	--	--
	Nº nudos existentes	2	2	2	2	2	2
	Nº nudos nuevos	6	11	18	28	41	61
	Nº nudos total	8	13	20	30	43	63
	Nº líneas existentes	0	0	0	0	0	0
	Nº líneas nuevas	12	25	36	58	73	110
	Nº líneas total	12	25	36	58	73	110
	Nº líneas construidas	6	11	18	28	41	61
	Nº SET's existentes	2	2	2	2	2	2
	Nº SET's nuevas	0	0	0	0	0	0
	Nº SET's total	2	2	2	2	2	2
	Nº variables 0-1 total	12	25	36	58	73	110

Tabla 5.1. Características de las 6 redes utilizadas en los experimentos (Un tamaño de conductor).

2 Tamaños de conductor	RED	1	2	3	4	5	6
RED EXISTENTE	Líneas existentes	no	no	no	no	no	no
	SET's existentes	sí	sí	sí	sí	sí	sí
RED FUTURA	Localización líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Tamaño líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Localización SET's futuras	no	no	no	no	no	no
	Tamaño SET's futuras	no	no	no	no	no	no
COSTES	Costes variables no lineales	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Costes entero-mixto lineales (Algoritmos Genéticos)	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Solución radial	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	Calculo de tensiones	sí	sí	sí	sí	sí	sí
	LP-solve (entero-mixto lineal)	sí	sí	no	--	--	--
	Nº nudos existentes	2	2	2	2	2	2
	Nº nudos nuevos	6	11	18	28	41	61
	Nº nudos total	8	13	20	30	43	63
	Nº líneas existentes	0	0	0	0	0	0
	Nº líneas nuevas	12	25	36	58	73	110
	Nº líneas total	12	25	36	58	73	110
	Nº líneas construidas	6	11	18	28	41	61
	Nº SET's existentes	2	2	2	2	2	2
	Nº SET's nuevos	0	0	0	0	0	0
	Nº SET's total	2	2	2	2	2	2
	Nº variables 0-1 total	24	50	72	116	146	220

Tabla 5.2. Características de las 6 redes utilizadas en los experimentos (Dos tamaños de conductor).

5.1.1 Valores adecuados de los parámetros que controlan el algoritmo genético desarrollado para el diseño óptimo de sistemas de distribución.

En este apartado se obtienen los rangos de los valores adecuados para los parámetros que controlan el funcionamiento del algoritmo genético desarrollado. Para ello se han utilizado las 6 redes indicadas anteriormente.

En particular, se han intentado obtener los mejores valores para la población, la tasa de cruce y la tasa de mutación. Algunos autores [Grefenstette (1986), Bäck (1993)] han propuesto diversos rangos para estos parámetros, y ciertamente pueden tomarse como referencia para las primeras pruebas, pero los valores más adecuados dependerán del tipo de problema a resolver, de la codificación adoptada y de otros aspectos particulares de cada una de las experiencias que se lleven a cabo. Es de esperar que la tasa de cruce y de mutación no sean las mismas en el problema de diseño óptimo de redes de distribución que en la minimización de una función objetivo asociada a otro problema tecnológico que sea totalmente diferente. Los valores que se van a utilizar para la tasa de mutación son algo mayores que los que suelen encontrarse en la bibliografía especializada. Ello se debe a que en las primeras pruebas que se realizaron se observó que con valores de 0.015 o mayores para la tasa de mutación se obtenían buenos resultados, por lo que el rango 0.02-0.05 se había mostrado como correcto en cuanto al funcionamiento adecuado del algoritmo. Ahora se pretende estudiar el efecto de usar valores más elevados y observar si con ello se mejora el comportamiento del programa al realizar la búsqueda de soluciones.

Para las pruebas realizadas, se ha optado por utilizar los siguientes valores con los que se han llevado a cabo los experimentos correspondientes:

Tamaños de conductor:	1	2			
Población:	100	200	300		
Tasa de cruce:	0.1	0.2	0.3	0.4	0.6
Tasa de mutación:	0.05	0.1	0.2	0.3	0.5

Tras realizar todos los experimentos, pueden obtenerse las siguientes conclusiones:

- Las experiencias con un tamaño de población de 100 individuos han dado resultados insatisfactorios en las redes estudiadas de mayor tamaño respecto a la convergencia al óptimo. Dado que se ha observado que el tiempo de

cálculo crece de forma prácticamente lineal al aumentar el número de individuos que forman la población, se deberá aumentar ésta suficientemente para asegurar una correcta convergencia al óptimo, sin que ello repercuta apreciablemente en el tiempo necesario para la ejecución del programa. Se ha observado que una población de 200 individuos es suficiente para asegurar una buena convergencia en las redes estudiadas de mayor tamaño, en las que utilizar una población mayor (300) no se ha mostrado como una alternativa que mejorase los resultados obtenidos.

- La tasa de cruce influye en el tiempo de cálculo, el cual se incrementa al aumentar ésta. Además, un aumento apreciable de la tasa de cruce por encima de 0.3 no mejora los resultados, y para valores bastante menores se aprecia un comportamiento insatisfactorio del algoritmo. Por todo esto se opta por considerar a 0.3 como el valor más adecuado, ya que con él se obtienen los mejores resultados teniendo en cuenta, a la vez, la mejor convergencia y el menor tiempo de cálculo posibles.
- La tasa de mutación influye más que la tasa de cruce en el tiempo de cálculo. Tal y como se indicó en la introducción a los algoritmos genéticos, la mutación aporta carácter aleatorio a la búsqueda de soluciones, lo cual se corrobora al observar que valores elevados producen una convergencia insatisfactoria al predominar la búsqueda no dirigida (aleatoria) frente a la dirigida. Los mejores resultados, en lo que se refiere a la convergencia, se obtienen, en las redes estudiadas, para los valores 0.05 y 0.1. Dada la influencia de este parámetro en el tiempo necesario para la ejecución del algoritmo, se adoptan los valores comprendidos en el rango 0.02-0.05 como los más adecuados. Cabe destacar que son un poco superiores que los recomendados en algunos textos que tratan sobre algoritmos genéticos, explicándose esta diferencia si se tiene en cuenta que se refieren a problemas totalmente diferentes al aquí tratado. Experimentalmente se observa que en el caso de redes de mayor tamaño de las aquí señaladas es aconsejable utilizar un valor de 0.02, con lo que se disminuye el tiempo de cálculo sin perturbar, de forma apreciable, la convergencia del programa, tal y como se ha comprobado con las pruebas que se han llevado a cabo y a las que se hará referencia más adelante.

5.1.2 Comparación del algoritmo genético implementado frente a un algoritmo de ramificación y acotamiento.

Lp_solve es un programa muy robusto que utiliza un algoritmo de ramificación y acotamiento para la resolución de problemas enumerativos lineales. Permite la resolución de problemas de dimensiones relativamente grandes comparados con los que usualmente se pueden abordar con programas de características técnicas similares. No está preparado para resolver problemas con costes variables no lineales, como es habitual en esta clase de programas, por lo que solamente es posible comparar los resultados obtenidos con el algoritmo genético utilizando el modelo de costes variables linealizados.

En la figura 5.1 se han indicado los tiempos consumidos por los dos algoritmos (programa lp_solve y el algoritmo genético con el modelo entero-mixto lineal) utilizando los ejemplos de redes eléctricas con un tamaño de conductor. Se observa cómo, a medida que crece el tamaño de las redes, el algoritmo genético aumenta de forma moderada el tiempo necesario para su ejecución comparado con la evolución que se observa en lp_solve, para el que un aumento de las variables binarias del problema supone un aumento exponencial en el tiempo necesario para alcanzar la solución óptima. Solamente se ha decidido resolver con el programa lp_solve los problemas de diseño óptimo correspondientes a las 3 primeras redes, ya que la cuarta presentaba unos tiempos de cálculo inaceptables (para las dimensiones de esta red), superiores a 10 días, (y por ello las redes quinta y sexta no han sido incluidas en este apartado). En la figura 5.1 se ha mostrado los resultados utilizando una escala logarítmica para representar el tiempo. En la tabla 5.3 se han indicado los correspondientes valores numéricos con los que se ha realizado la gráfica. La utilización de una escala decimal no hubiese permitido una representación adecuada, ya el tiempo requerido por el algoritmo enumerativo crece exponencialmente al aumentar el número de variables, tal y como se acaba de comentar.

En la figura 5.2 se han representado los tiempos consumidos por los dos programas mencionados al ser aplicados al diseño óptimo de los ejemplos de redes eléctricas con dos tamaños de conductor. En esta situación se ha decidido resolver con el programa lp_solve las dos primeras redes, ya que el esfuerzo computacional era excesivo para abordar el diseño de la tercera.

En la tabla 5.4 se han indicado los valores numéricos con los que se ha realizado la gráfica de la figura 5.2

	1 Tamaño de conductor			
Red	1	2	3	4
Número de ramas	12	25	36	58
Tiempo GA lineal (seg.)	0.3	3.5	10.3	62.2
Tiempo lp_solve (seg.)	0.2	60.5	8859.1	>10 días

Tabla 5.3. Tiempo consumidos, en segundos, por el algoritmo genético y el programa lp_solve (Ejemplos de redes eléctricas con un tamaño de conductor).

	2 Tamaños de conductor			
Red	1	2	3	4
Número de ramas	12	25	36	58
Tiempo GA lineal (seg.)	2.1	6.1	16.8	130.7
Tiempo lp_solve (seg.)	5.9	71488	--	--

Tabla 5.4. Tiempos consumidos, en segundos, por el algoritmo genético y el programa lp_solve (Ejemplos de redes eléctricas con dos tamaños de conductor).

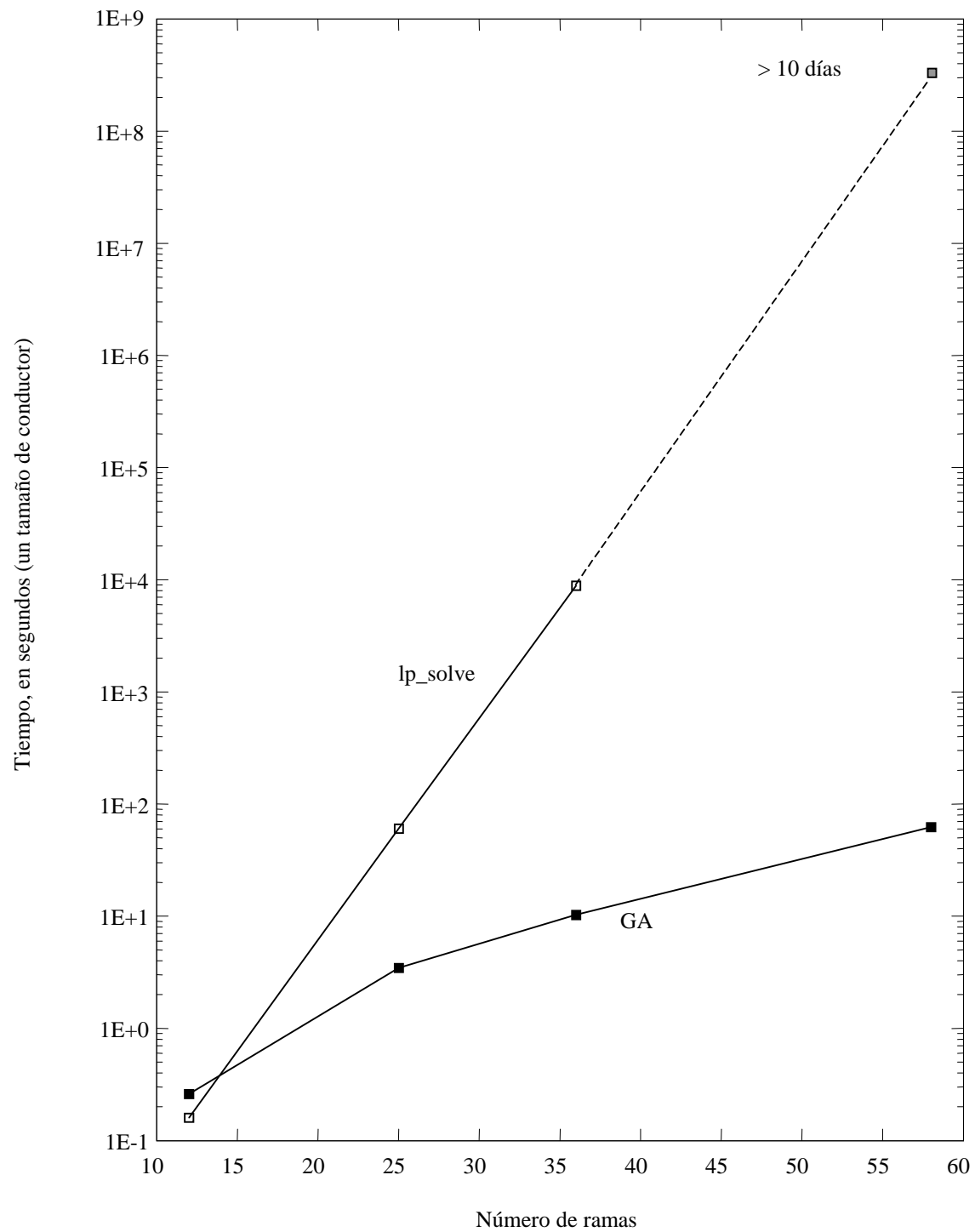


Figura 5.1. Comparación de tiempos del algoritmo genético frente al programa lp_solve. (Ejemplos de redes eléctricas con un tamaño de conductor).

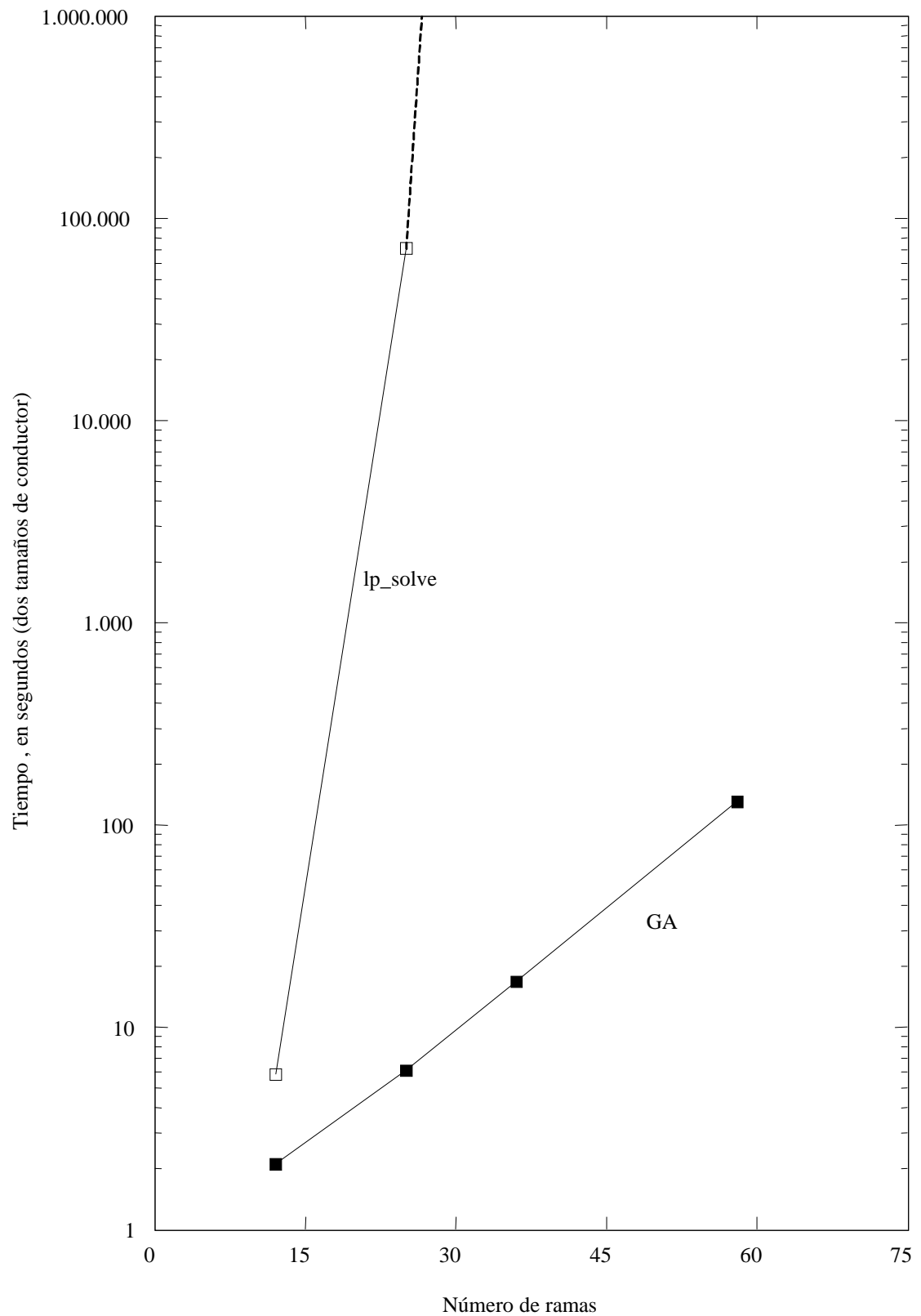


Figura 5.2. Comparación de tiempos del algoritmo genético frente al programa *lp_solve*. (Ejemplos de redes eléctricas con dos tamaños de conductor).

En todos los casos, en los que se ha decidido resolver cada uno de los problemas planteados con el uso del programa `lp_solve`, se ha obtenido la misma solución que con el algoritmo genético. De este modo se ha podido comprobar que el algoritmo genético desarrollado alcanza la solución óptima en las redes de distribución que se han utilizado en la realización de este estudio comparativo.

Un programa destinado a la resolución de problemas de programación entera-mixta lineal, como el programa `lp_solve`, está preparado para resolver cualquier problema que pueda clasificarse dentro de este tipo, aunque no esté optimizado para la rápida resolución de problemas concretos. Para el diseño óptimo de redes de distribución de dimensiones significativas llega a necesitar tiempos de cálculo elevados. Esto es consecuencia de la necesidad, del algoritmo de ramificación y acotamiento, de guardar información sobre un apreciable número de las soluciones que se han ido explorando hasta el instante en el que se encuentre el proceso de optimización. Resulta complejo, para este tipo de programas, considerar en la optimización restricciones como las de máximas caídas de tensión o la restricción de radialidad, así como realizar cálculos relacionados con la evaluación de la fiabilidad de la red eléctrica, siendo en algunos casos difícil la utilización de determinados modelos matemáticos.

Los algoritmos genéticos permiten utilizar los modelos matemáticos indicados de una forma significativamente más sencilla. No necesitan hacer uso de tanta memoria como los métodos enumerativos de búsqueda de soluciones (como el algoritmo de ramificación y acotamiento). Esto permite abordar problemas de optimización de mayor tamaño por no existir esta limitación. La máxima cantidad de memoria utilizada por un algoritmo genético suele ser constante a lo largo de todo el tiempo que dura su ejecución, ya que no precisa guardar información de lo que sucedió en las generaciones anteriores a la que se encuentra en cada instante (es suficiente con guardar la población). Además, tal y como se ha comprobado en los ejemplos resueltos, el tiempo necesario para la resolución de un problema es drásticamente menor al utilizar algoritmos genéticos, siendo posible añadir fácilmente las restricciones técnicas asociadas al diseño óptimo de redes eléctricas sin incrementar significativamente los tiempos de cálculo.

Adicionalmente, los algoritmos genéticos pueden tratar problemas de optimización entera-mixta no lineal, lo que ya no es posible obviamente con las herramientas clásicas de programación entera-mixta lineal. Esto tiene importancia a la hora de considerar los verdaderos costes variables no lineales de la planificación óptima

de la distribución (tratada mediante algoritmos genéticos) frente a las aproximaciones enteras-mixtas lineales de dichos costes (empleadas por las herramientas clásicas).

La entrada de datos de los programas de optimización es un aspecto también a considerar. En la mayoría de los programas de programación entera-mixta se utiliza un fichero de entrada que corresponde al formato MPS, el cual es, en principio, laborioso de confeccionar, existiendo herramientas informáticas que permiten realizar esta tarea de una forma sencilla. En el caso del programa utilizado (lp_solve 2.0) es posible utilizar tanto dicho formato de fichero como uno propio de más fácil elaboración.

5.1.3 Comparación del uso de costes variables no lineales frente al de costes variables linealizados.

A continuación se muestra un estudio comparativo de los resultados obtenidos atendiendo a la topología y al tiempo necesario para alcanzar, mediante algoritmos genéticos, la solución del diseño de redes eléctricas, tanto utilizando los costes variables linealizados como los verdaderos costes variables no lineales.

El algoritmo debe realizar un número similar de cálculos cuando utiliza los costes variables linealizados y cuando utiliza los costes verdaderos no lineales. Esto se comprueba observando las figuras 5.3 y 5.4 donde se comparan los tiempos de ejecución del algoritmo genético en cada uno de los dos casos (costes variables linealizados y no lineales) para las seis redes objeto de estudio utilizando 1 tamaño de conductor (figura 5.3) y 2 tamaños de conductor (figura 5.4). En las tablas 5.5 y 5.6 se indican los valores numéricos correspondientes a las gráficas de las figuras 5.3 y 5.4.

De esta forma, se han alcanzado las siguientes conclusiones:

- El modelo de costes variables linealizados y el de costes variables no lineales son prácticamente equivalentes en cuanto al tiempo de ejecución que requiere el algoritmo genético para el diseño óptimo de las seis redes estudiadas (el no lineal conlleva aumentos poco significativos del tiempo de cálculo).
- Se han observado diferencias entre las topologías óptimas obtenidas con unos costes u otros, aunque no son significativas, especialmente por el tamaño reducido de las redes estudiadas. Más adelante, al realizar el diseño

de redes de distribución reales, se estudiarán las diferencias en las topologías alcanzadas.

- El modelo no lineal se comporta mejor en cuanto a convergencia, evolucionando más fácilmente a lo largo del tiempo. En los experimentos de las redes de mayor tamaño (de las seis estudiadas) se ha observado claramente que el modelo de costes variables no lineales evolucionaba alcanzando la solución de diseño óptimo con mayor facilidad que en el caso de utilizar el modelo entero-mixto lineal. Más adelante, al tratar el diseño de sistemas de distribución reales se estudiará la convergencia para redes de distribución de dimensiones mucho mayores que las utilizadas en los seis experimentos llevados a cabo en este apartado.

Número de ramas	Tiempo con el modelo de costes variables linealizados	Tiempo con el modelo de costes variables no lineales
12	0.3	0.4
25	3.5	3.9
36	10.3	10.8
58	62.2	64.3
73	190.7	214.2
110	1399.2	1411.3

Tabla 5.5. Tiempo, en segundos, para cada uno de los modelos utilizando un tamaño de conductor.

Número de ramas	Tiempo con el modelo de costes variables linealizados	Tiempo con el modelo de costes variables no lineales
12	2.1	2.5
25	6.1	6.4
36	16.8	19.0
58	130.7	145.1
73	386.1	393.3
110	2088.5	2245.8

Tabla 5.6. Tiempo, en segundos, para cada uno de los modelos utilizando dos tamaños de conductor.

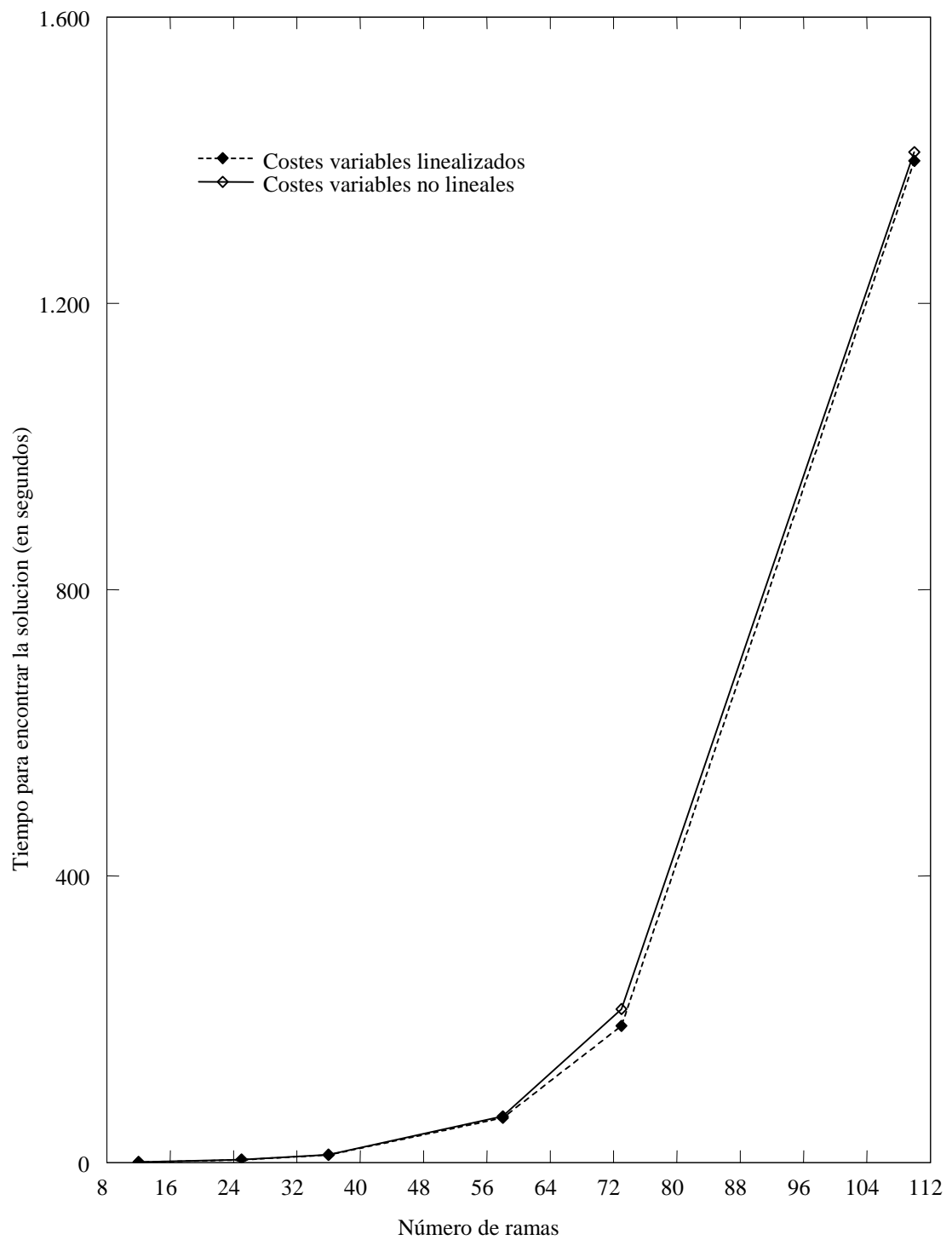


Figura 5.3. Comparación de tiempos de cálculo haciendo uso de costes variables linealizados y costes variables no lineales (1 tamaño de conductor).

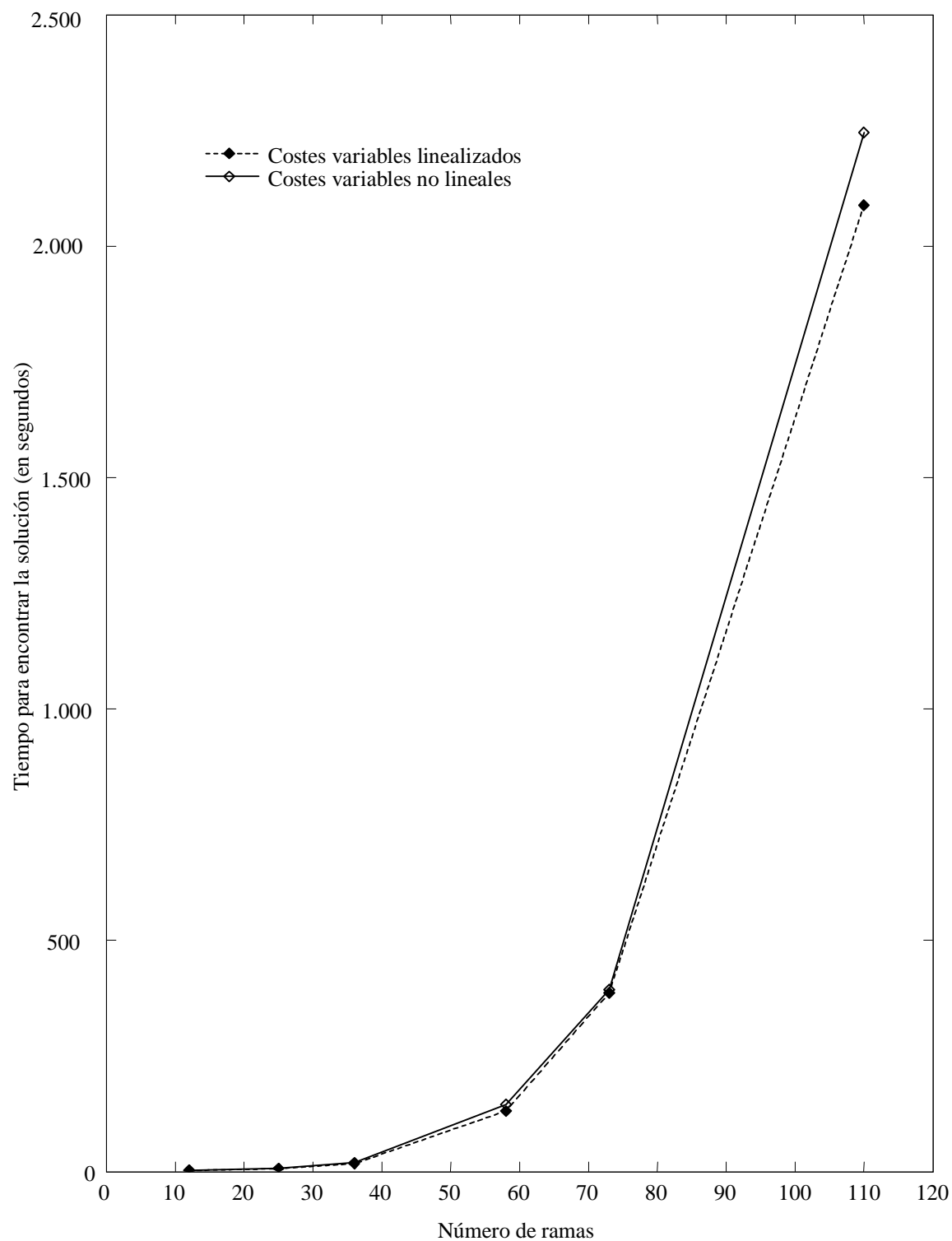


Figura 5.4. Comparación de tiempos de cálculo haciendo uso de costes variables linealizados y costes variables no lineales (dos tamaños de conductor).

5.2 DISEÑO ÓPTIMO MONOBJETIVO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN REALES

A continuación se muestran 5 casos de diseño óptimo de sistemas de distribución de dimensiones reales utilizando el modelo de diseño óptimo monobjetivo indicado en el capítulo 3.

En primer lugar se procede a la realización del diseño óptimo correspondiente a un sistema de distribución que presenta casi el mismo número de líneas eléctricas en la red existente como de rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas futuras, con el fin de llevar a cabo el correspondiente diseño óptimo monobjetivo.

El segundo caso de diseño corresponde a la ampliación de un sistema de distribución que crece significativamente en el tiempo. El número de líneas en la red existente es mucho menor que el de las rutas propuestas. Además, se propone la construcción de una subestación futura.

En tercer lugar se procede a la realización del diseño óptimo correspondiente a un sistema de distribución que, casi en su totalidad, va a ser diseñado por el programa, estando solamente una pequeña parte de dicho sistema construida en el momento de la planificación.

En el cuarto caso se procede a resolver un caso de diseño óptimo utilizando un modelo de diseño óptimo multietapa (metodología pseudodinámica) para ilustrar las posibilidades de los algoritmos genéticos en este sentido. Así, en este ejemplo, en primer lugar se obtiene la solución óptima para el año horizonte y, a partir de ésta, se obtiene la solución óptima para una etapa intermedia de planificación con sus correspondientes demandas.

Por último se procede al diseño óptimo de un sistema de distribución de mayor tamaño que los de los casos anteriores. Con ello se pretende probar la capacidad del algoritmo desarrollado para abordar problemas de gran tamaño.

En la tabla 5.7 se muestran las características de los 5 ejemplos de diseño óptimo realizados, indicando las dimensiones de los sistemas de distribución utilizados y los aspectos tenidos en cuenta en el modelo matemático. Se observa cómo el número de variables binarias es similar en los tres primeros casos, disminuyendo en el cuarto, el cual posee como principal característica la aplicación de una metodología

pseudodinámica para la realización de un diseño multietapa. En el caso 5 se aprecia que el número de variables es mucho mayor que en el resto de los casos estudiados.

	CASO	1	2	3	4	5
RED EXISTENTE	Líneas existentes	sí	sí	sí	sí	sí
	Subestaciones (SET's) existentes	sí	sí	sí	sí	sí
RED FUTURA	Localización de líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí
	Tamaño líneas futuras	sí	sí	sí	sí	sí
	Localización de SET's futuras	no	sí	no	no	sí
	Tamaño SET's futuras	no	sí	no	no	sí
COSTES	Costes variables no lineales	sí	sí	sí	sí	sí
	Costes ME-lineal (ME-lineal = entero-mixto lineal)	sí	sí	sí	sí	sí
	Solución radial	sí	sí	sí	sí	sí
	Calculo de tensiones	sí	sí	sí	sí	sí
	Nº sumideros existentes	102	44	42	158	86
	Nº sumideros nuevos	98	136	158	22	328
	Nº sumideros total	200	180	200	180	414
	Nº líneas existentes	108	45	43	177	88
	Nº líneas nuevas	118	162	183	30	385
	Nº líneas total	226	207	226	207	473
	Nº líneas construidas	98	136	157	22	327
	Nº SET's existentes	1	1	1	2	2
	Nº SET's nuevas	0	1	0	0	1
	Nº SET's total	1	2	1	2	3
	Nº SET's construidas	0	1	0	0	1
	Nº variables 0-1 total	354	326	366	60	772

Tabla 5.7. Características de las redes de distribución diseñadas.

5.2.1 Caso 1: Diseño monoetapa monobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.

Se pretende realizar el diseño óptimo de una red de distribución, de tensión nominal 10 kV, donde el número de variables binarias es relativamente elevado. Dicho número asciende a 354.

La red inicial existente presenta una subestación con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA, no proponiéndose ninguna otra como de nueva construcción. Las líneas que componen la red existente poseen los siguientes tamaños de conductor: 3x150Al, 3x1x240Al, 3x1x400Al, 3x1x400Al (doble circuito), LA 180 y LA 180 (doble circuito). En la red que se pretende diseñar se proponen 3 tamaños diferentes de conductor para la construcción de líneas: 3x150Al, 3x1x240Al y 3x1x400Al.

La red completa inicial se muestra en la figura 5.5, donde se aprecia que, desde un punto de vista topológico, no es completamente radial. La red de distribución de energía eléctrica será radial en explotación y poseerá, en general, líneas adicionales que normalmente no están en servicio, es decir, líneas de reserva. La figura 5.6 recoge la red inicial radial en explotación.

La red propuesta se indica en la figura 5.7, donde las líneas de trazo grueso corresponden a las existentes en el sistema inicial de distribución de energía eléctrica antes de realizarse la ampliación óptima. Las líneas de trazo discontinuo corresponden a líneas existentes en la red inicial que son líneas de reserva. Las rutas señaladas con trazo fino corresponden a rutas propuestas para la nueva construcción de líneas.

La red que constituye la solución óptima encontrada utilizando el modelo de costes variables linealizados corresponde a la figura 5.8 (solución radial), y la solución final completa es la de la figura 5.9, en la que se han dibujado (mediante trazos discontinuos) las líneas de reserva. Para el diseño óptimo con costes variables linealizados se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 656 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 20. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 2.58 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 0.84 horas.

Se ha procedido además a la obtención de la solución del diseño de la red del caso 1 utilizando los verdaderos costes variables no lineales. La solución radial obtenida corresponde a la figura 5.10, y la solución completa a la figura 5.11. Para el diseño óptimo con costes variables no lineales se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 973 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 20. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 2.40 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 1.17 horas.

Los tiempos consumidos son relativamente reducidos teniendo en cuenta la magnitud del problema resuelto y la imposibilidad (en la práctica) de aplicar otras técnicas clásicas que presenten un comportamiento tan satisfactorio como los algoritmos genéticos.

En las soluciones radiales obtenidas, del diseño óptimo llevado a cabo, se observa que con costes variables linealizados (figura 5.8) la ruta 145-148 no ha sido utilizada, pero sí se ha usado para construir una línea en la solución correspondiente al modelo que contempla los costes variables no lineales (figura 5.10); por otro lado, la ruta 56-148 se utiliza en la primera solución pero no en la segunda. Existen, por lo tanto, diferencias en las topologías de las soluciones obtenidas a causa de la utilización de un modelo matemático u otro (modelo con costes variables linealizados o con verdaderos costes variables no lineales). En la tabla 5.8 se indican las líneas que diferencian la solución alcanzada con costes variables linealizados de la obtenida con costes variables no lineales en cuanto al tamaño del conductor utilizado para su construcción. Se observa que aunque las diferencias en las configuraciones topológicas no son importantes, sí lo son las diferencias en cuanto a los tamaños de conductor utilizados al hacer uso de un modelo matemático u otro. De ese modo, se muestra que la utilización de una función de costes variables linealizados tal y como usualmente se ha venido aplicando hasta ahora, puede dar lugar a un resultado diferente del que se obtiene utilizando la función de costes verdaderos no lineales.

Tanto en la obtención de la solución con costes variables lineales como con los no lineales, se podrían haber reducido sustancialmente los tiempos necesarios para la realización de los cálculos si se aceptan soluciones que estuviesen relativamente cerca de la finalmente alcanzada. Así, por ejemplo, en las figuras 5.12 y 5.13 se observa la evolución de la función objetivo (en pesetas) de la mejor solución obtenida en cada una de las generaciones en función del tiempo (horas), figura 5.12 para el modelo de costes variables linealizados y figura 5.13 para el de costes variables no lineales, donde se han

indicado, por medio de líneas horizontales los valores de la función objetivo que distan un 1%, 0.5% y 0.2% de la mejor solución alcanzada. En las figuras 5.12 y 5.13 se aprecia cómo el algoritmo genético mejora muy rápidamente en las primeras generaciones el valor de la función objetivo de la mejor solución, alcanzando en poco tiempo soluciones que distan solamente un pequeño porcentaje de la solución final. Este comportamiento (de presentar una gran mejora en los resultados durante las primeras fases de la ejecución) es una característica propia de los algoritmos genéticos. Tras esta primera etapa, de disminución rápida de la función objetivo de la mejor solución alcanzada en cada una de las generaciones, se produce una lenta mejoría en los resultados a lo largo del tiempo. Así, por ejemplo, solamente existe un 1% de diferencia (en el valor de la función objetivo) entre la mejor solución obtenida con costes variables linealizados en 0.84 horas, frente a la que se había alcanzado en 0.15 horas. En las tablas 5.9 y 5.10 Se indican los tiempos en los que se han alcanzado soluciones con una diferencia del 0.2%, 0.5% y 1% respecto de la solución final, así como el tiempo empleado en alcanzar la solución de diseño óptimo para cada uno de los dos modelos.

Ruta	Modelo con costes variables linealizados	Modelo con costes variables no lineales
1-16	3x150 AI	3x1x400 AI
5-6	3x150 AI	3x1x400 AI
6-2	3x150 AI	3x1x400 AI
17-4	3x150 AI	3x1x400 AI
4-5	3x150 AI	3x1x400 AI
16-17	3x150 AI	3x1x400 AI
19-50	3x150 AI	3x1x240 AI
32-19	3x150 AI	3x1x240 AI
163-164	3x150 AI	3x1x240 AI
158-181	3x150 AI	3x1x400 AI
181-185	3x150 AI	3x1x400 AI
185-165	3x150 AI	3x1x400 AI
165-169	3x150 AI	3x1x400 AI
169-173	3x150 AI	3x1x400 AI
173-179	3x150 AI	3x1x400 AI
179-159	3x150 AI	3x1x400 AI

Tabla 5.8. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 1).

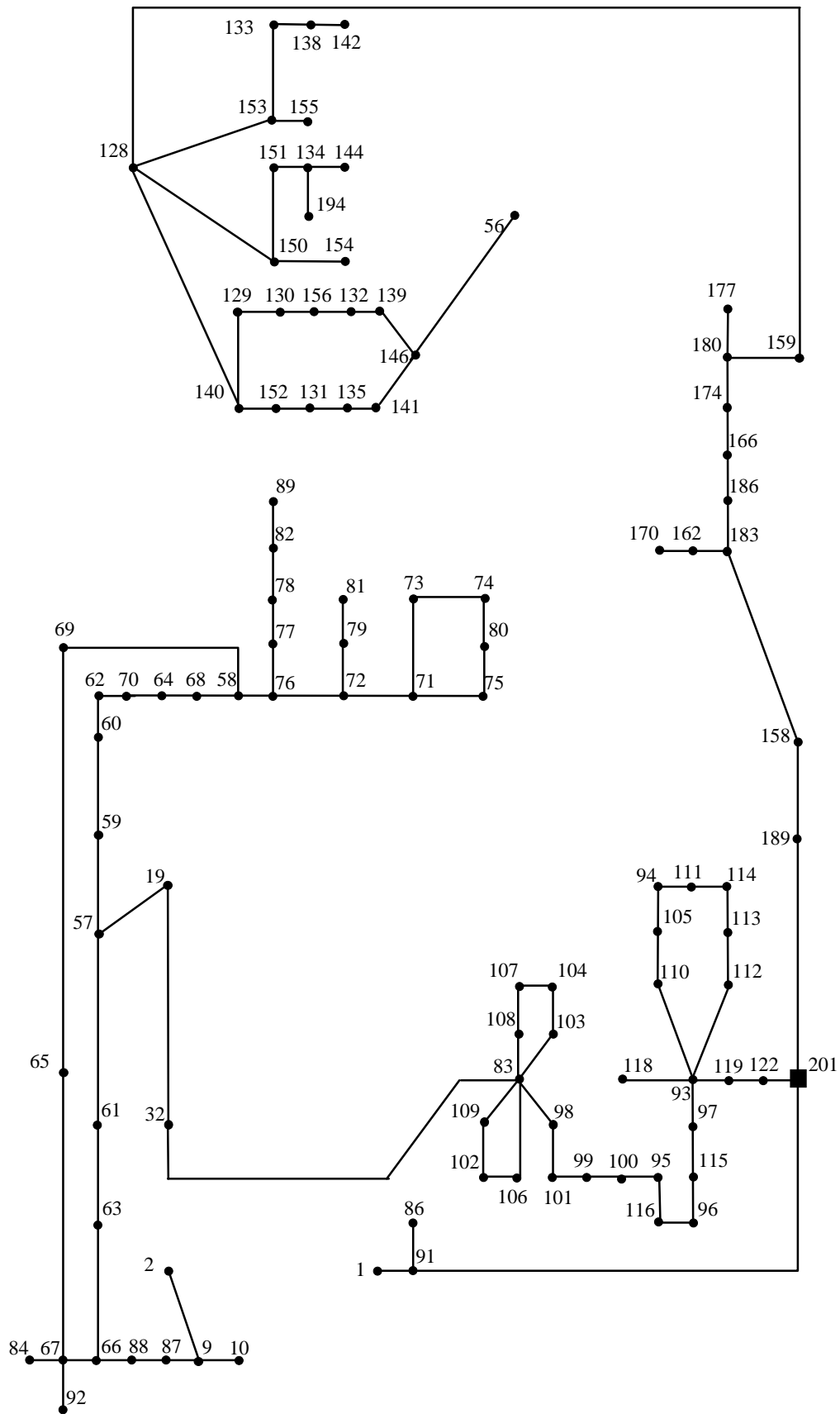


Figura 5.5. Red inicial completa del caso 1.

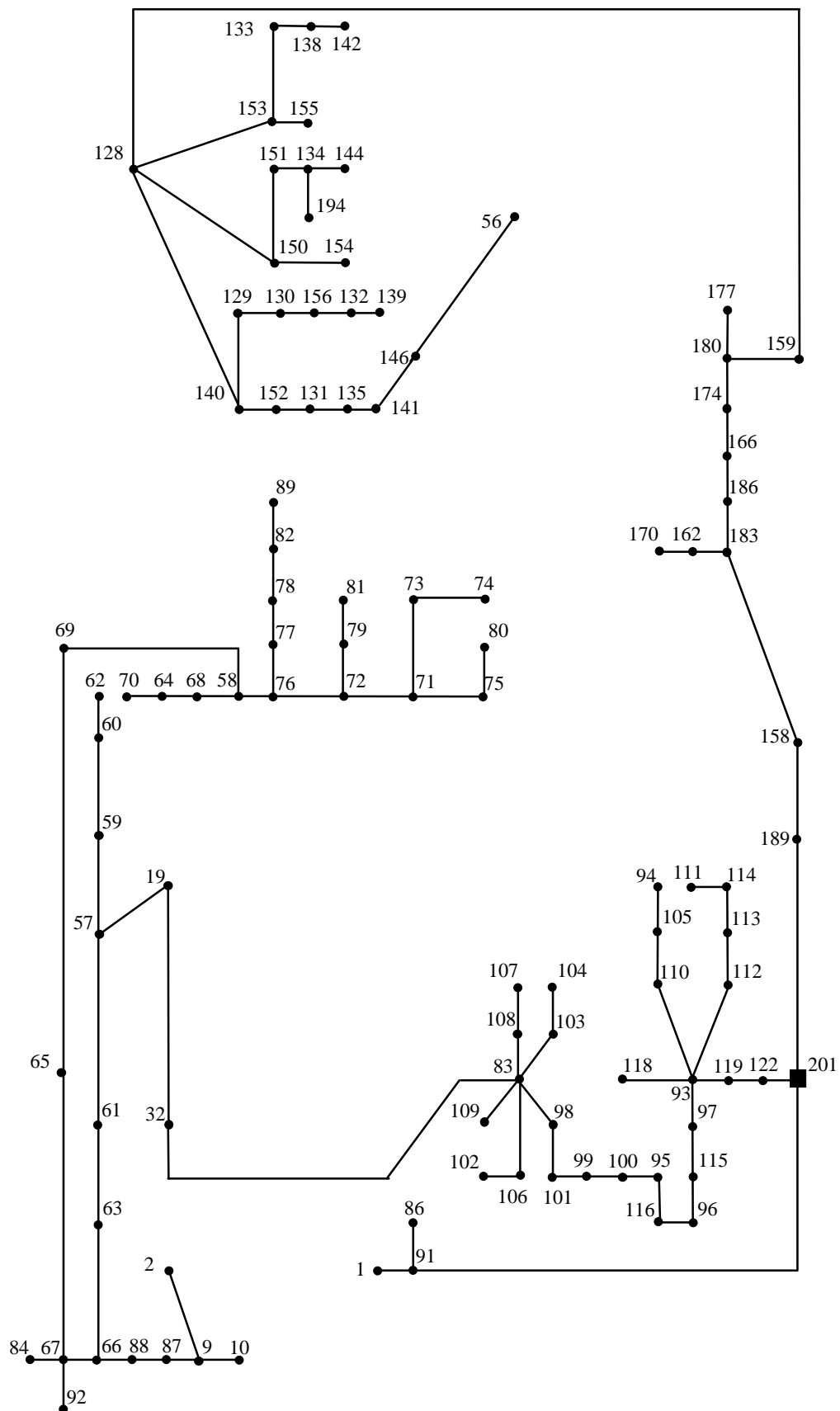
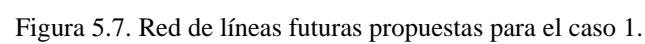


Figura 5.6. Red inicial radial en explotación del caso 1.



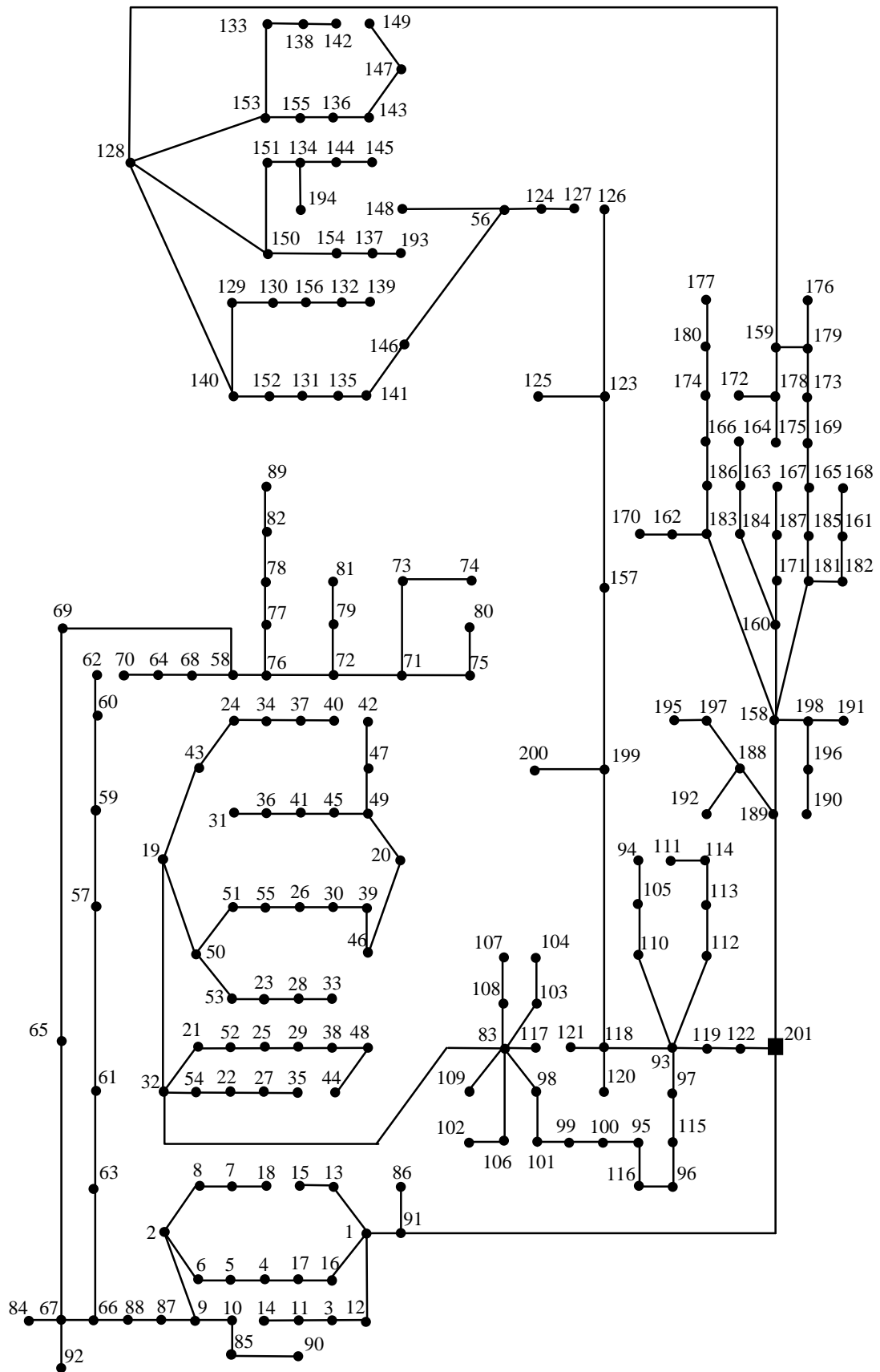
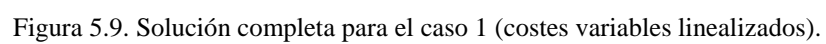


Figura 5.8. Solución radial para el caso 1 (costes variables linealizados).



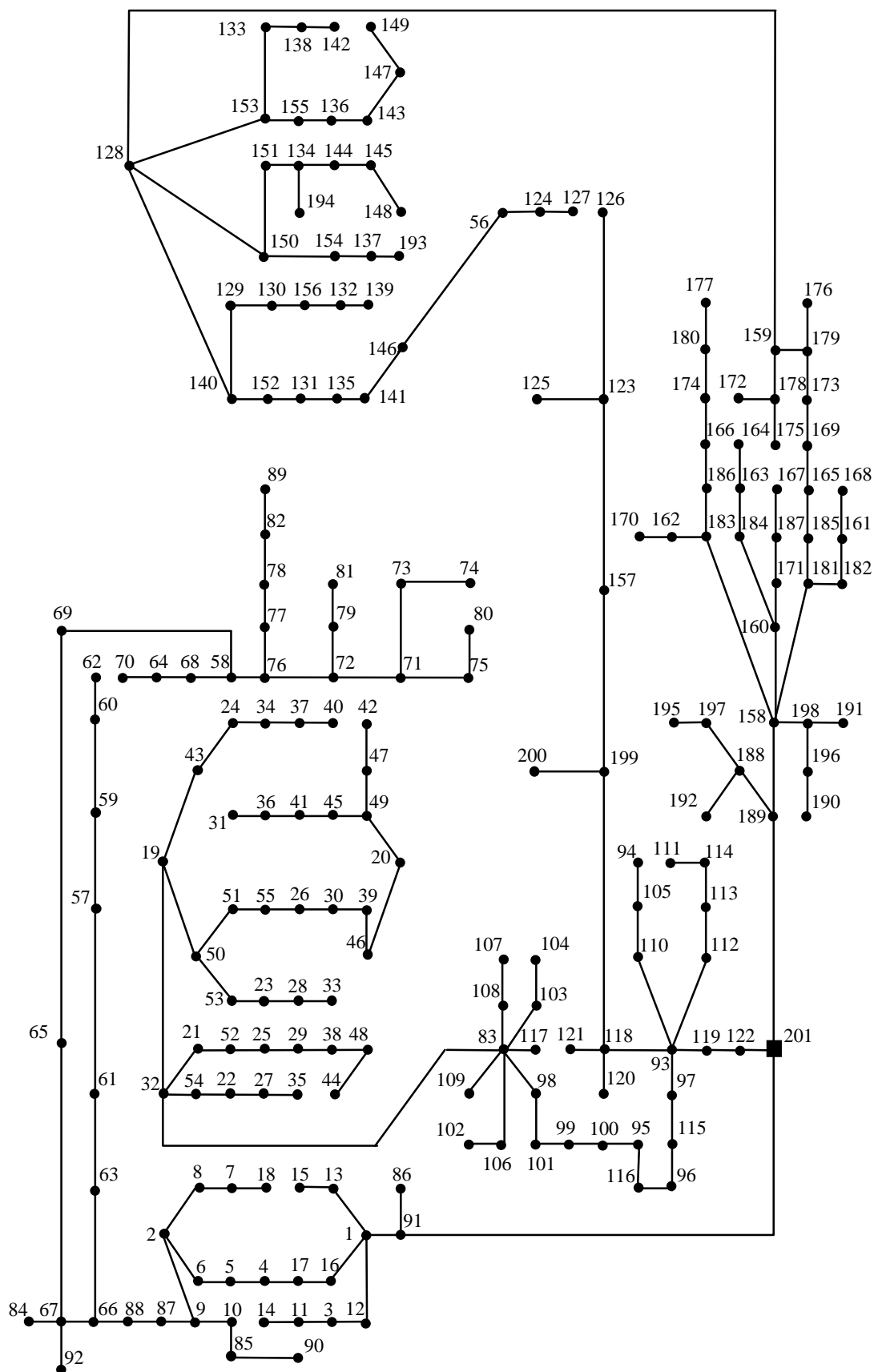


Figura 5.10. Solución radial para el caso 1 (costes variables no lineales).

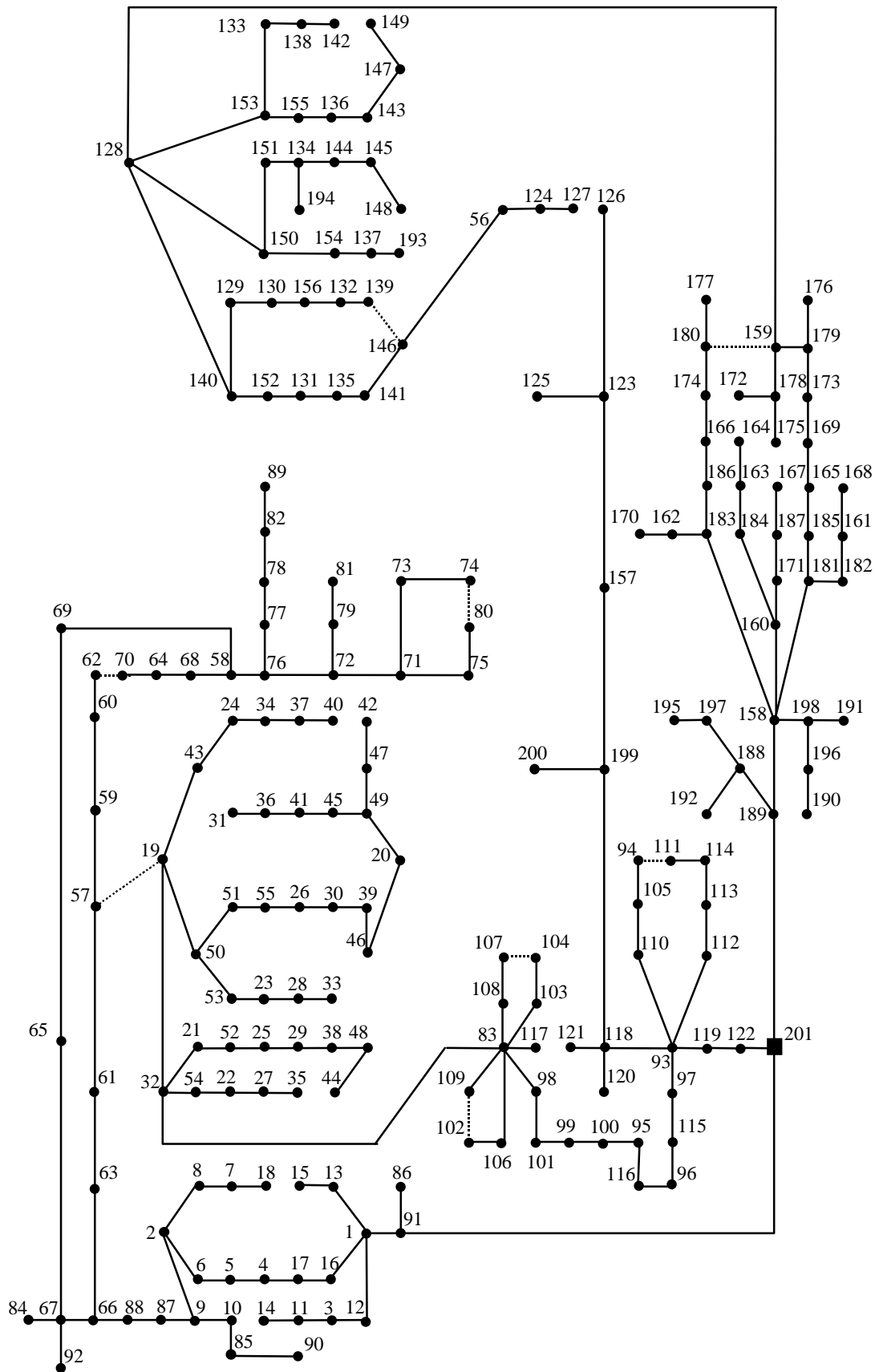


Figura 5.11. Solución completa para el caso 1 (costes variables no lineales).

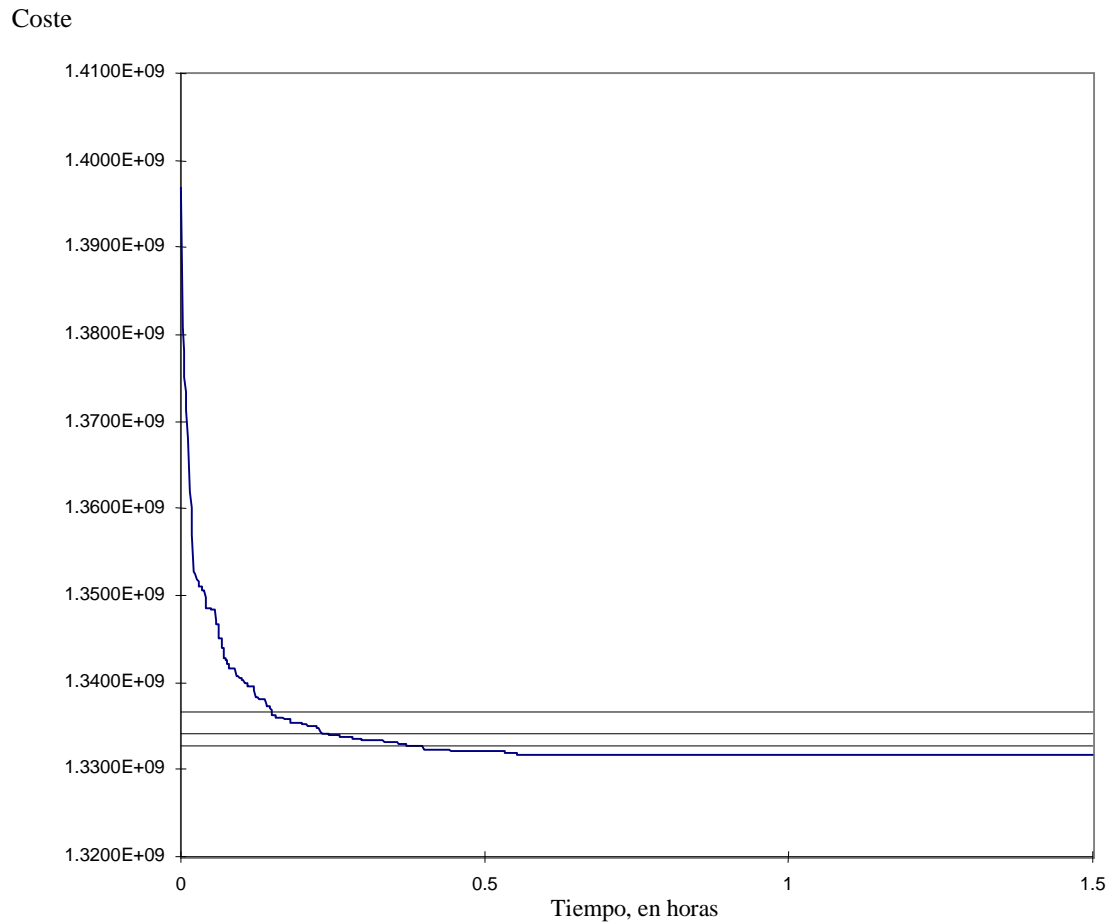


Figura 5.12. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo (Millones. de pesetas)
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	0.84	1331.73
Solución al 0.2% de la S.D.O.	0.38	1332.73
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.23	1334.23
Solución al 1% de la S.D.O.	0.15	1336.74

Tabla 5.9. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 1).

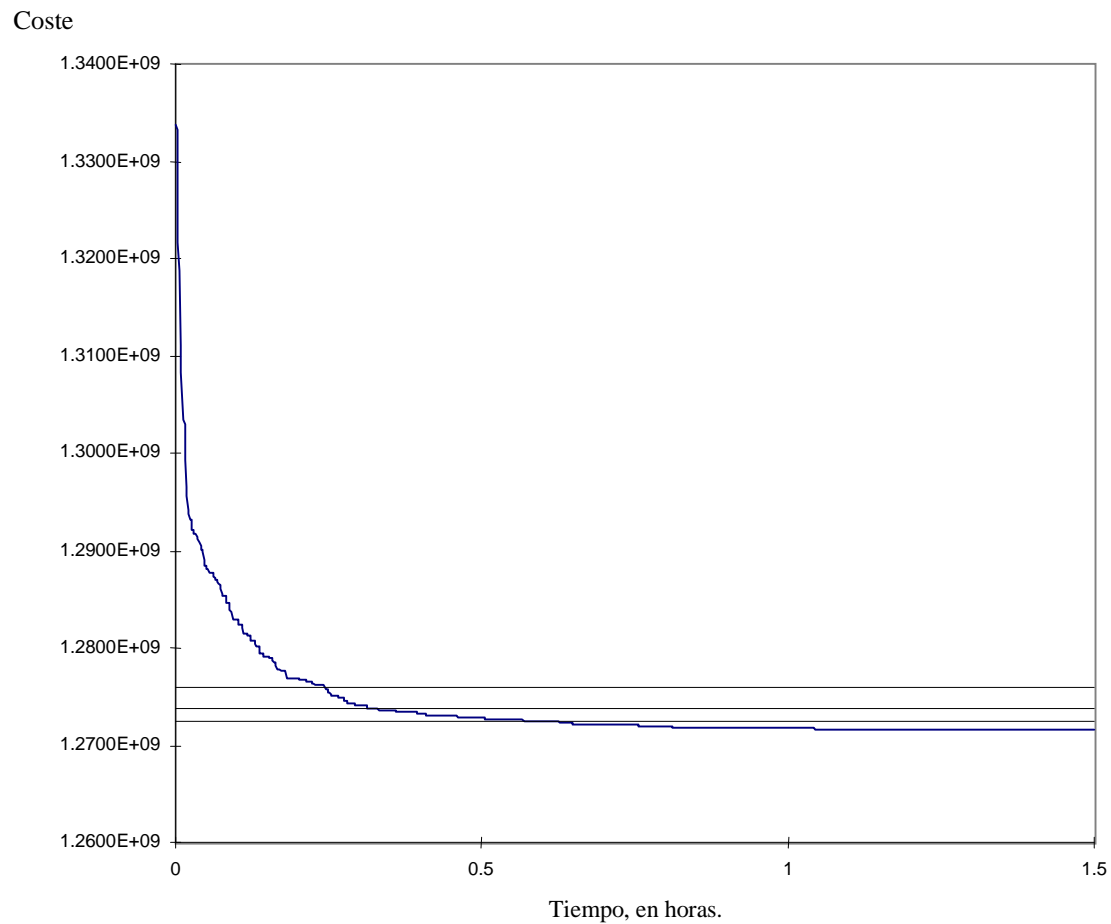


Figura 5.13. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	1.17	1271.51
Solución al 0.2% de la S.D.O.	0.62	1272.39
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.33	1273.71
Solución al 1% de la S.D.O.	0.24	1275.91

Tabla 5.10. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 1).

5.2.2 Caso 2: Diseño monoetapa monobjetivo de las líneas eléctricas y subestaciones de un sistema de distribución.

En este segundo caso se parte de una porción de una red eléctrica, de tensión nominal 10 kV, indicada en la figura 5.14, de la que la red existente en explotación se representa en la figura 5.15. En la figura 5.16 se muestran las rutas propuestas para el diseño de la red, donde las señaladas con trazo grueso corresponden a líneas existentes en explotación, las de trazo discontinuo son líneas existentes de reserva y con trazo fino las rutas que se proponen para la nueva construcción de líneas futuras. En el nudo 182 se representa una futura subestación propuesta para ser construida. En este caso se introduce en el problema de diseño como de construcción obligatoria, siendo el algoritmo el encargado de determinar su tamaño óptimo. Puede apreciarse que la complejidad del problema, en términos de número de variables enteras (326), es similar al del caso 1.

La red existente presenta una subestación en el nudo 181 con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA, proponiéndose otra como de nueva construcción (tal y como se ha comentado antes), obligando al programa a que exista en el diseño de la red pero dejando que el algoritmo seleccione el tamaño más adecuado. Los tamaños de subestación propuestos son: 40 MVA y 8 MVA. Las líneas existentes en la red poseen los siguientes tamaños de conductor: 3x150Al y 3x1x400Al. En la red que se pretende diseñar se proponen utilizar 2 tamaños diferentes de conductor para la construcción de nuevas líneas: 3x150Al y 3x1x400Al.

La red que constituye la solución óptima encontrada utilizando el modelo de costes variables linealizados corresponde a la figura 5.17 (solución radial en explotación), y la solución final completa es la de la figura 5.18, en la que se han dibujado (mediante trazos discontinuos) las líneas de reserva. Para el diseño óptimo con costes variables linealizados se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 1076 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 25. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 5.65 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 3.04 horas. En el nudo 182, donde obligatoriamente se debía construir una subestación, el tamaño óptimo seleccionado por el programa, de entre los dos propuestos, ha sido de 8 MVA.

Se ha procedido además a la obtención de la solución de diseño de la red del caso 2 utilizando costes verdaderos no lineales. La solución radial obtenida corresponde

a la figura 5.19, y la solución completa a la figura 5.20. Para el diseño óptimo con costes variables no lineales se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 1162 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 25. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 5.41 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 3.14 horas.

En las soluciones óptimas radiales obtenidas, del diseño óptimo llevado a cabo, se observa que con costes variables linealizados (figura 5.17) las rutas 20-21, 65-123, 7-76 y 34-80 no han sido utilizadas, pero sí se han usado para la construcción de líneas en la solución correspondiente del modelo que contempla los costes variables no lineales (figura 5.19); por otro lado, las rutas 24-23, 122-123, 80-79 y 81-80 se usan en la solución óptima con costes variables linealizados pero no en la de costes verdaderos no lineales. Además, en la tabla 5.11 se indican las líneas que diferencian las topologías de las soluciones óptimas alcanzadas, al hacer uso del modelo matemático de costes variables linealizados o el de costes variables no lineales, en cuanto al tamaño del conductor utilizado para su construcción. Hay, por lo tanto, diferencias importantes en las topologías de las soluciones obtenidas a causa de la utilización de un modelo de diseño óptimo u otro.

Rutas	Modelo con costes variables linealizados	Modelo con costes variables no lineales
68-67	3x150 AI	3x1x400 AI
164-68	3x150 AI	3x1x400 AI
162-164	3x150 AI	3x1x400 AI
161-162	3x150 AI	3x1x400 AI
182-161	3x150 AI	3x1x400 AI
67-96	3x150 AI	3x1x400 AI
96-95	3x150 AI	3x1x400 AI

Tabla 5.11. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 2).

En las figuras 5.21 y 5.22 se muestra la evolución de la función objetivo de la mejor solución en cada una de las generaciones en función del tiempo, señalando mediante líneas horizontales los valores de la función objetivo para los que se obtienen distancias del 1%, 0.5% y 0.2% a la solución de diseño óptimo hallada. Por ejemplo, el tiempo necesario para la ejecución del programa con costes variables linealizados es de

sólo 0.86 horas con una solución final que presenta una distancia menor del 0.5% (en el valor de la función objetivo) a la mejor solución encontrada. En las tablas 5.12 y 5.13 Se indican los tiempos en los que se han alcanzado soluciones con una diferencia del 0.2%, 0.5% y 1% respecto de la solución final, así como el tiempo en el que se obtuvo la solución de diseño óptimo para cada uno de los dos modelos. Además se han indicado los valores de la función objetivo para cada una de las soluciones indicadas.

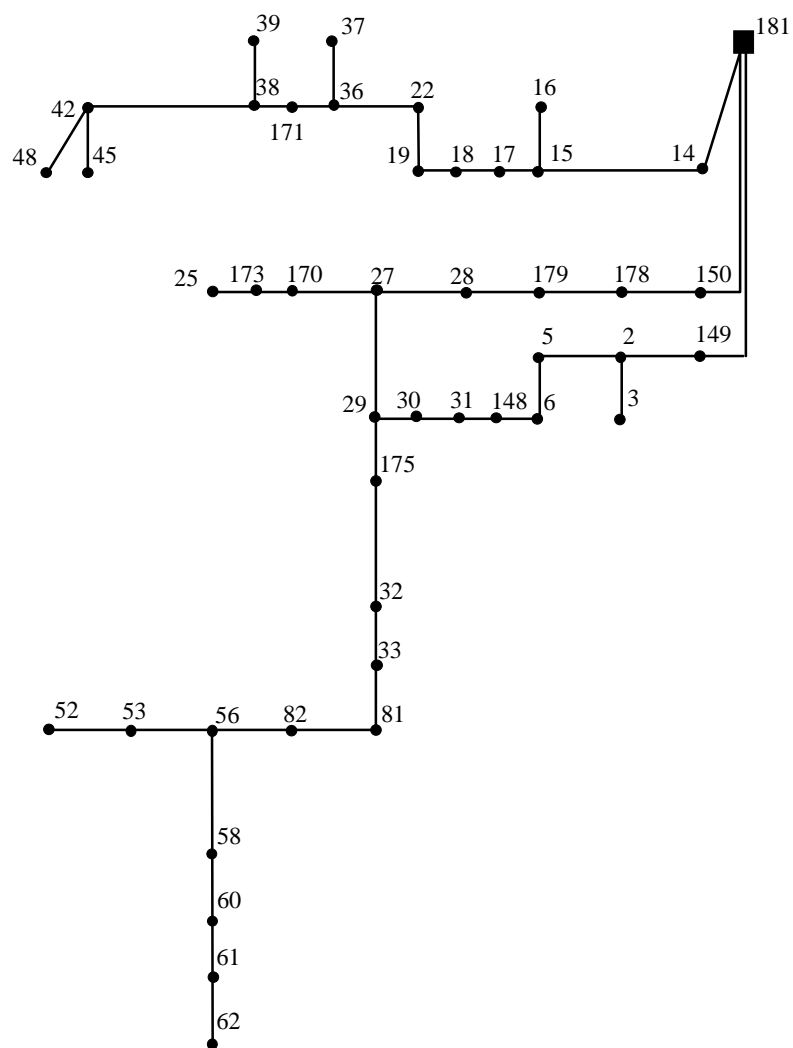


Figura 5.14. Red inicial completa del caso 2.

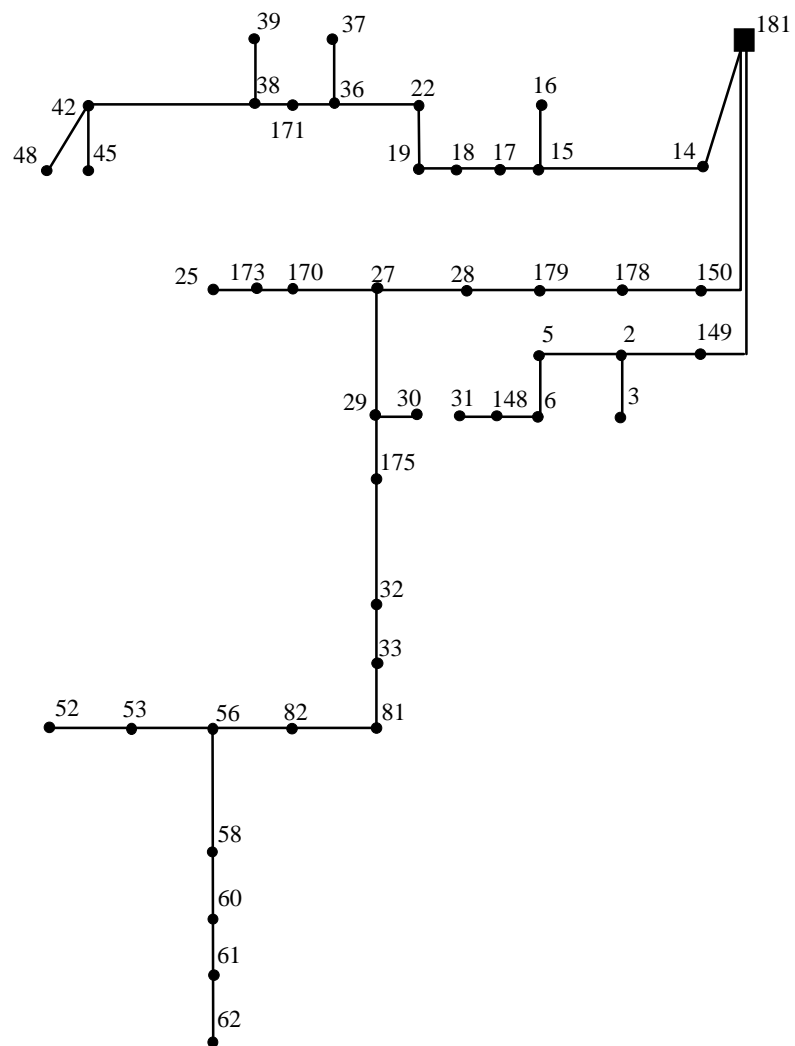


Figura 5.15. Red inicial radial en explotación del caso 2.

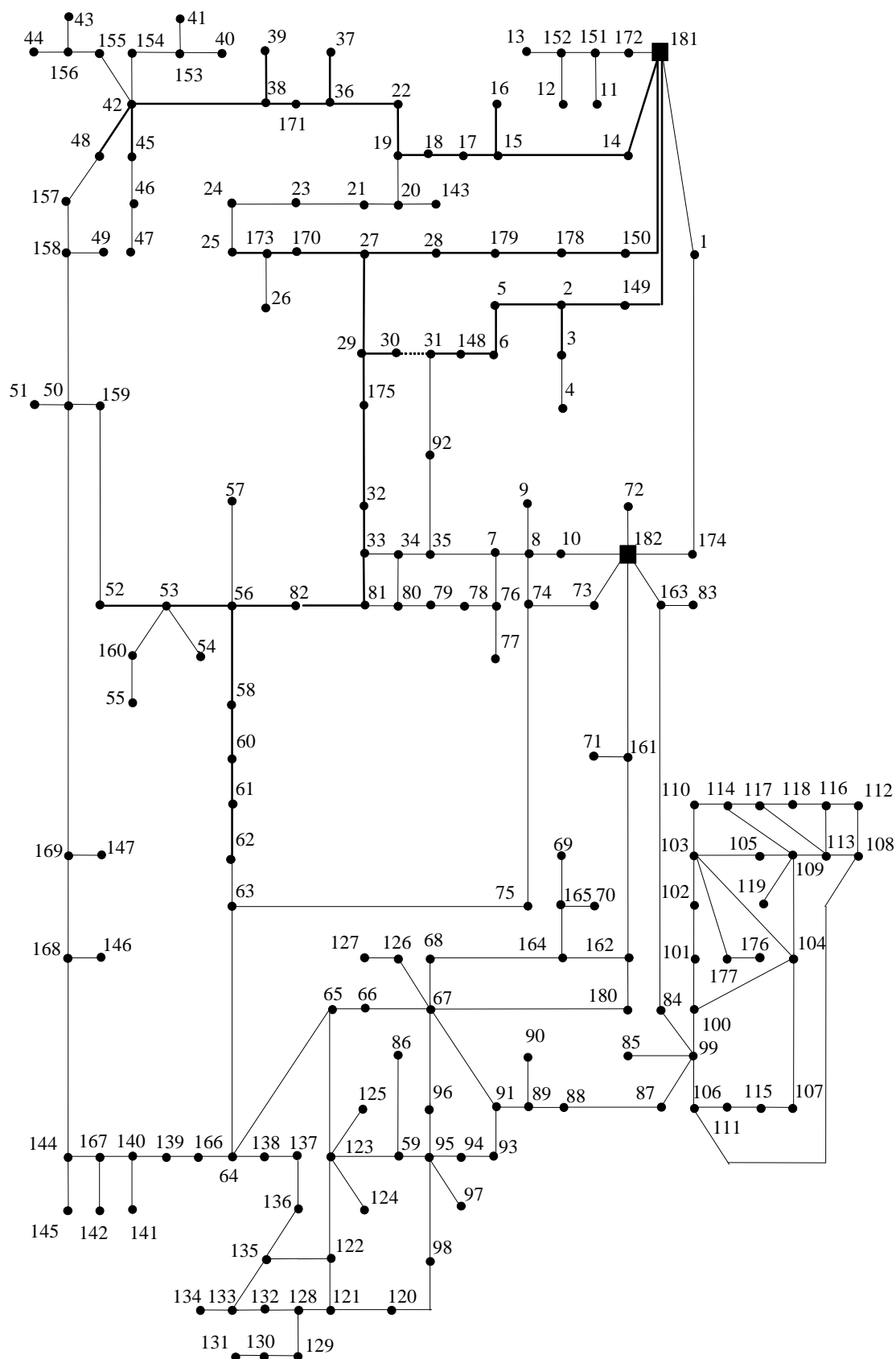


Figura 5.16. Red de líneas futuras propuestas del caso 2.

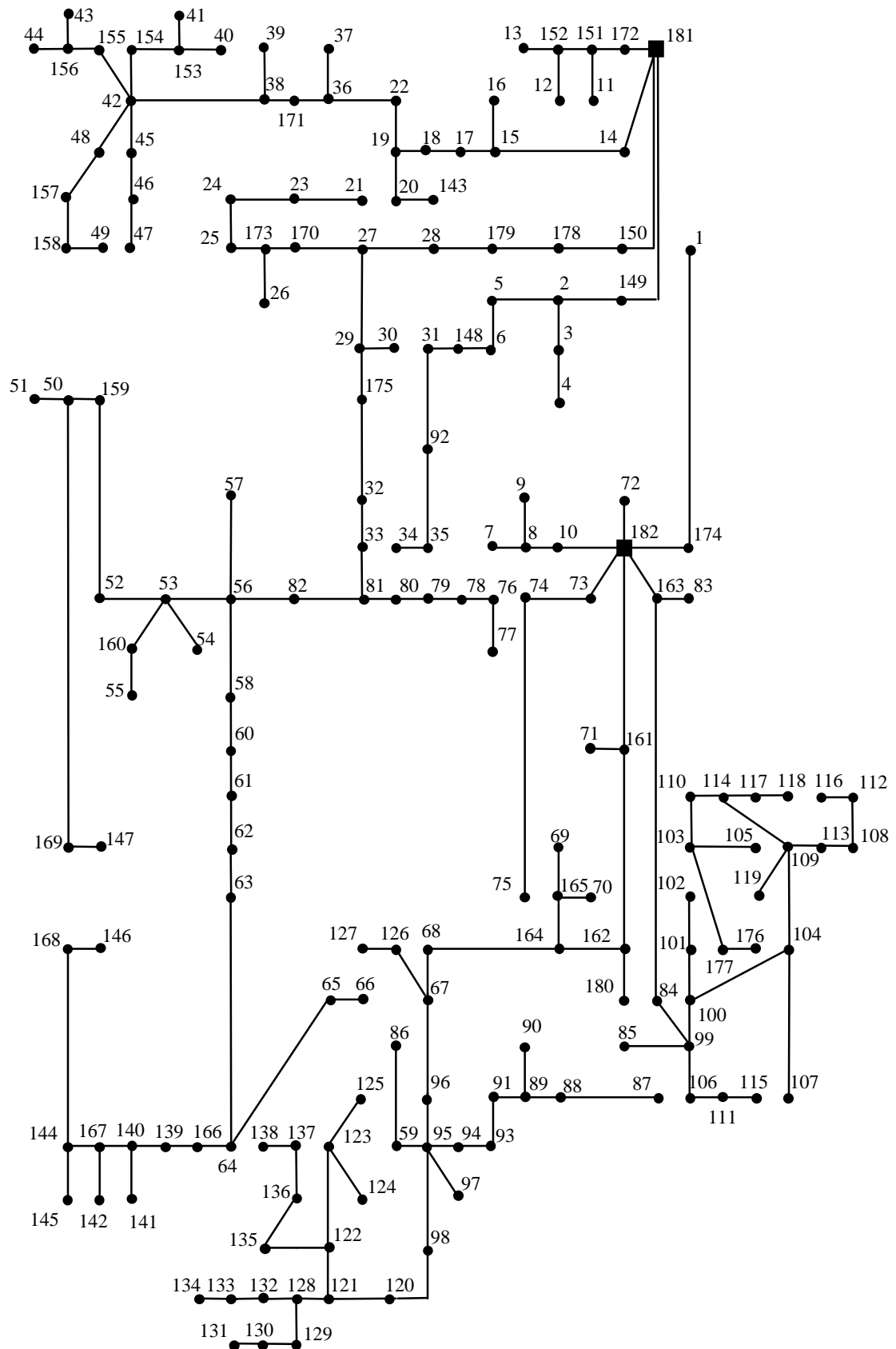


Figura 5.17. Solución radial en explotación del caso 2 (costes variables linealizados).

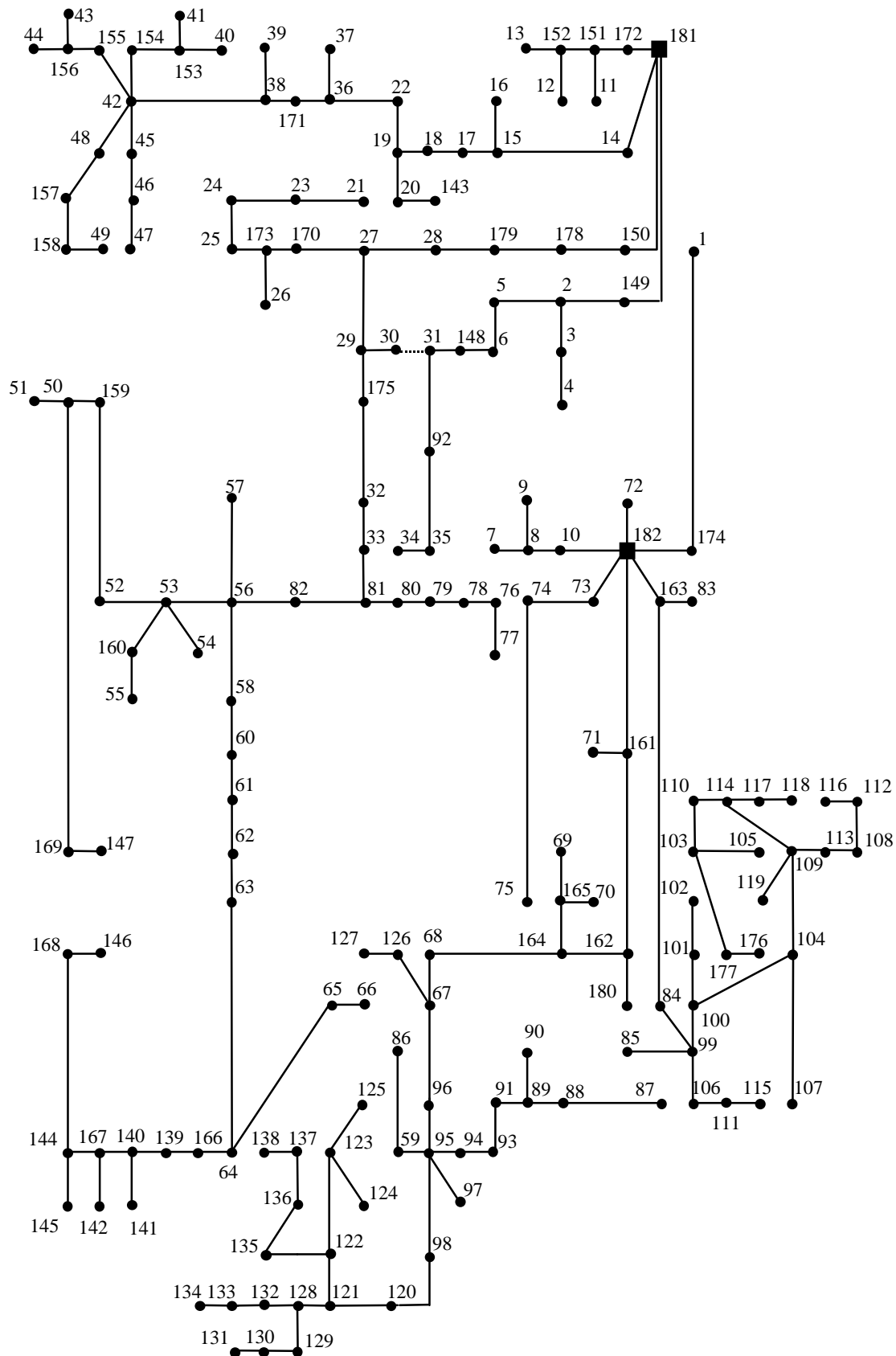


Figura 5.18. Solución completa del caso 2 (costes variables linealizados).

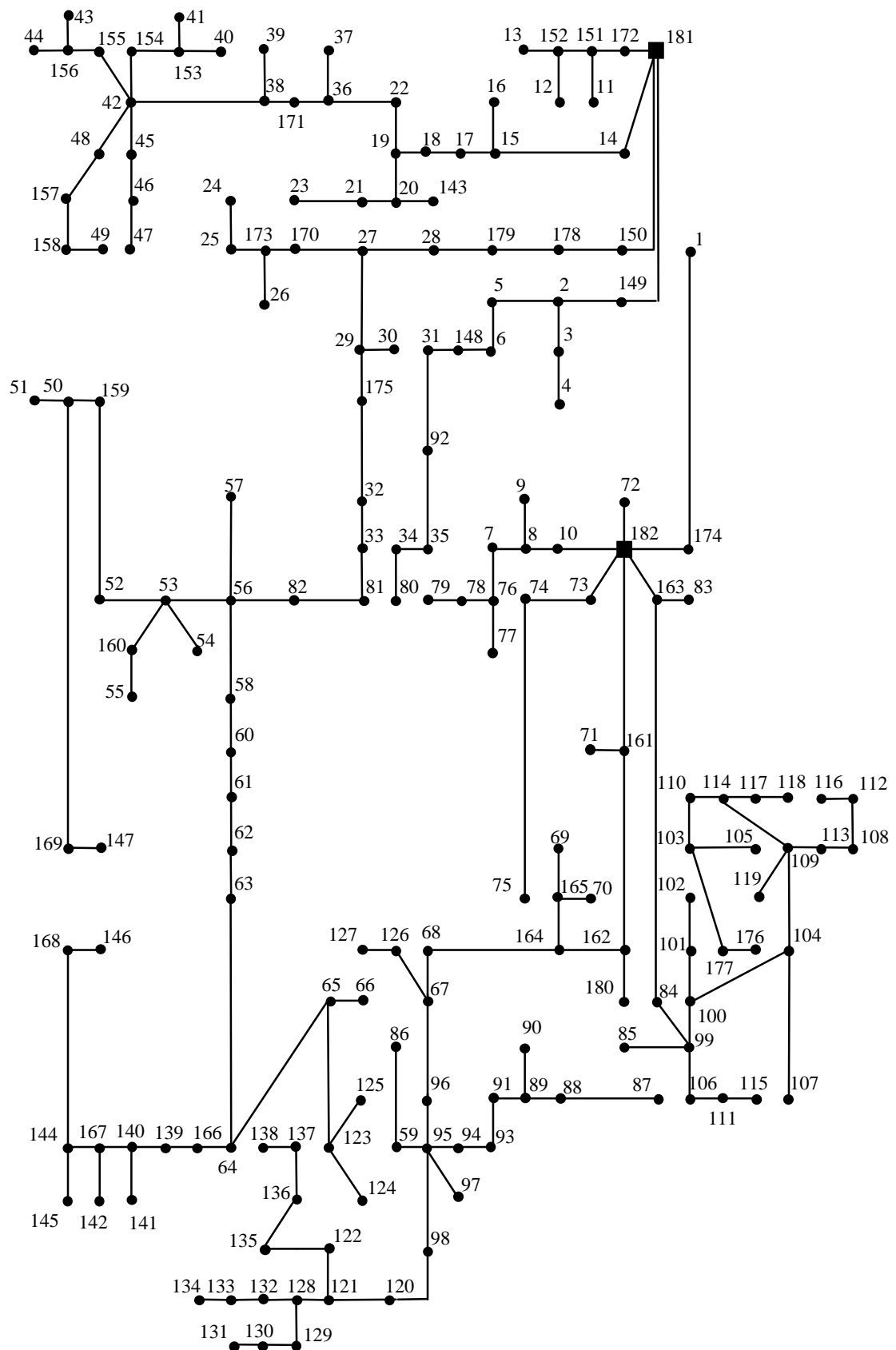


Figura 5.19. Solución radial en explotación del caso 2 (costes variables no lineales).

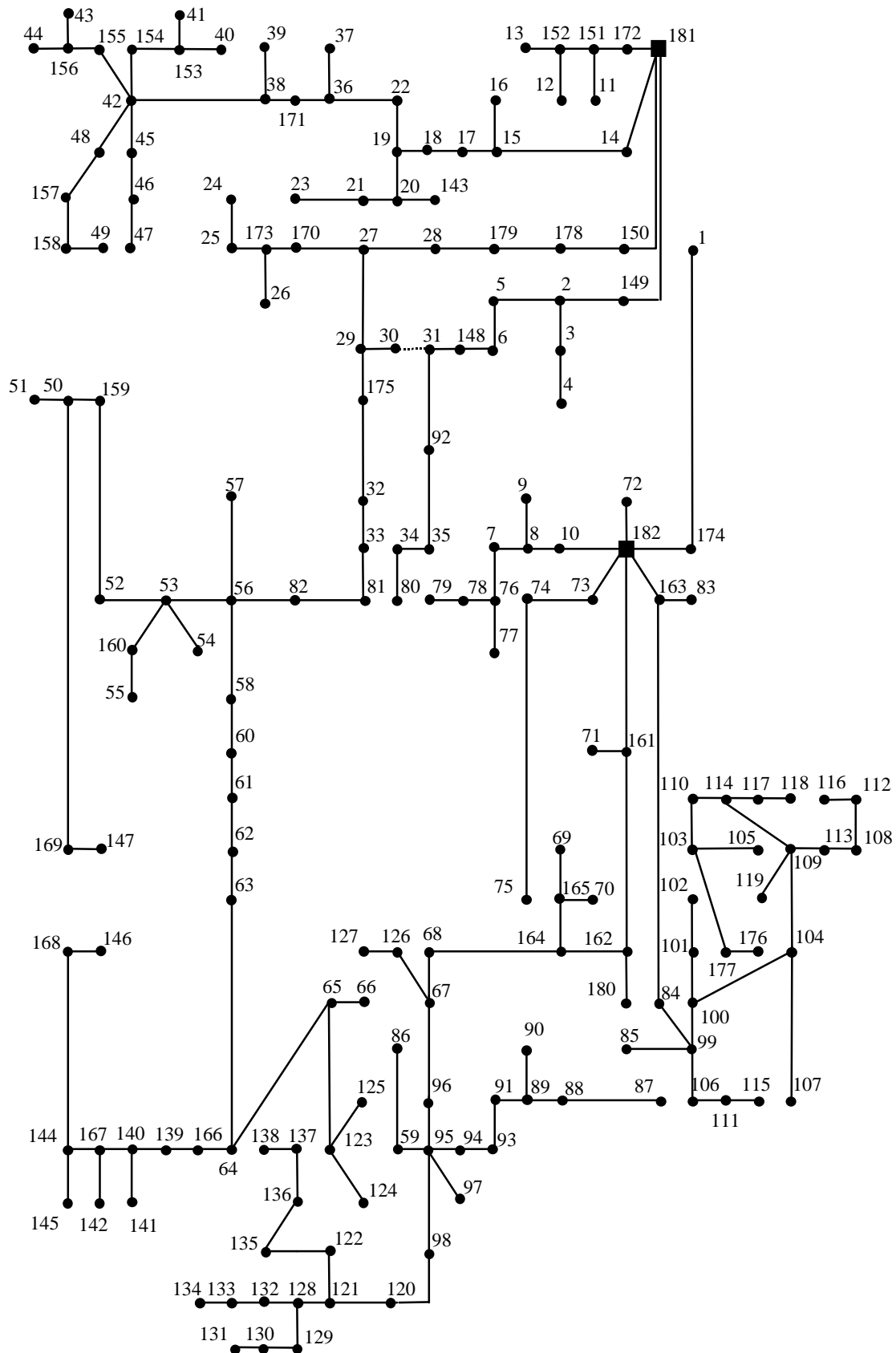


Figura 5.20. Solución completa del caso 2 (costes variables no lineales).

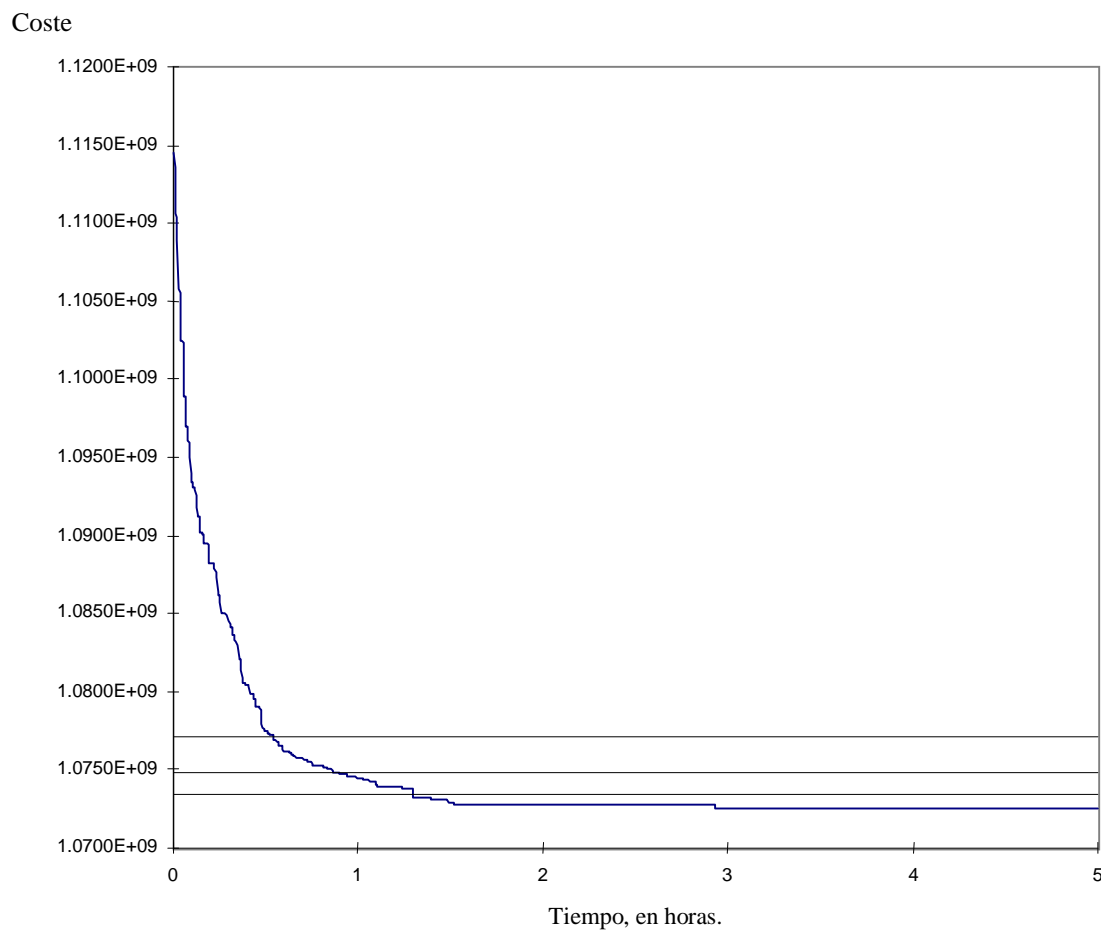


Figura 5.21. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	3.04	1072.48
Solución al 0.2% de la S.D.O.	1.29	1073.41
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.86	1074.79
Solución al 1% de la S.D.O.	0.54	1077.11

Tabla 5.12. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 2).

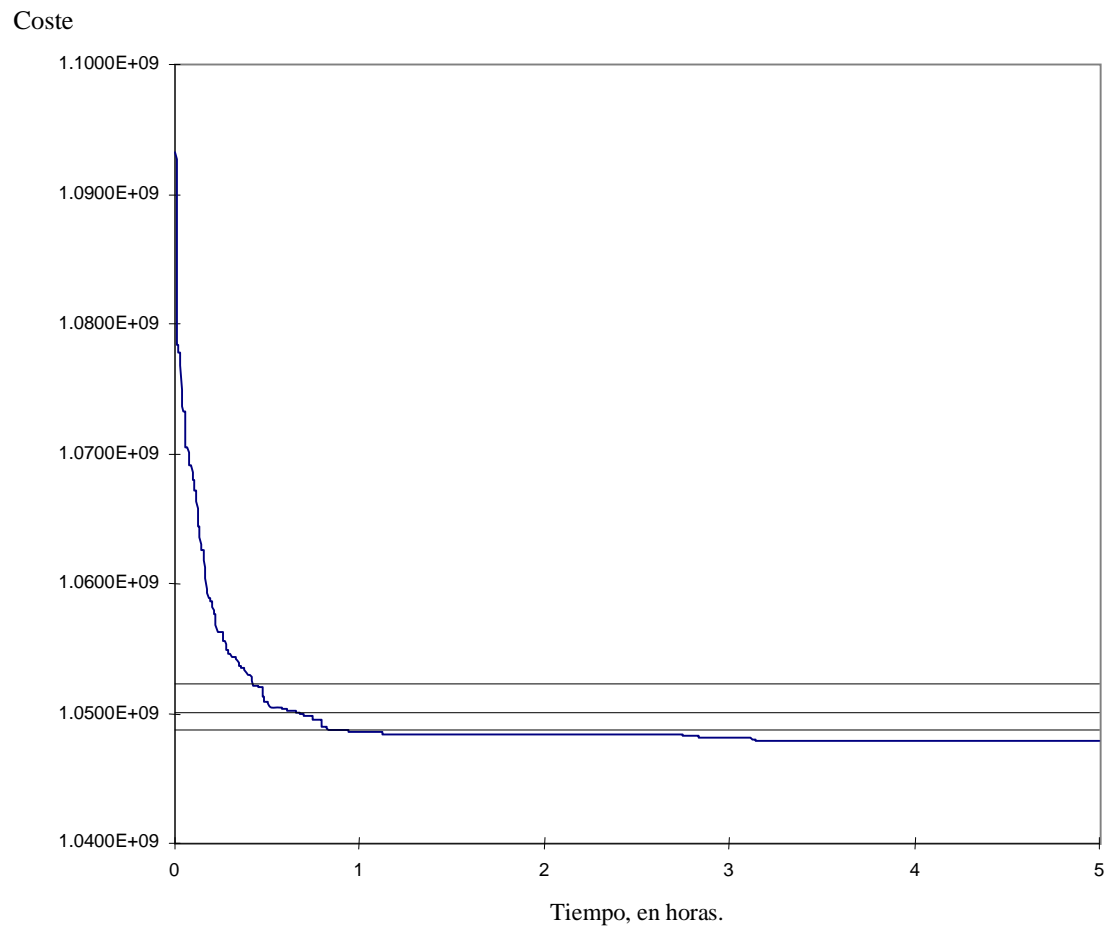


Figura 5.22. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución óptima	3.14	1047.83
Solución al 0.2% de la óptima	0.82	1048.71
Solución al 0.5% de la óptima	0.68	1050.02
Solución al 1% de la óptima	0.42	1052.22

Tabla 5.13. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 2).

5.2.3 Caso 3: Diseño monoetapa monobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.

Se pretende realizar el diseño óptimo de una red de distribución, de tensión nominal 10 kV, donde el número de variables binarias es algo mayor que en los casos anteriormente resueltos. Dicho número asciende a 366.

La red existente presenta una subestación con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA, (sin proponer la construcción de nuevas subestaciones). Los tamaños de conductor presentes en las líneas existentes son: 3x150Al, 3x1x400Al y 3x1x400Al (doble circuito). En la red que se pretende diseñar se propone el uso de 2 tamaños diferentes de conductor para la construcción de líneas: 3x150Al y 3x1x400Al.

La red completa inicial se muestra en la figura 5.23. La configuración radial inicial en explotación aparece en la figura 5.24.

La red propuesta se indica en la figura 5.25, donde las líneas de trazo grueso corresponden a las existentes en el sistema inicial de distribución de energía eléctrica (antes de realizarse la ampliación óptima). Las líneas a trazos corresponden a líneas de reserva existentes en la red inicial. Las rutas señaladas con trazo fino corresponden a rutas propuestas para la nueva construcción de líneas.

La red que constituye la solución de diseño óptimo encontrada utilizando el modelo de costes variables linealizados corresponde a la figura 5.26 (solución radial), y la solución final completa es la de la figura 5.27. Para el diseño óptimo con costes variables linealizados se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 823 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación de 20. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 7.83 horas, habiéndose alcanzado la solución de diseño óptimo en 3.22 horas.

Se ha procedido además a la obtención de la solución de diseño óptimo utilizando costes verdaderos no lineales que corresponde a la figura 5.28, y la solución completa a la figura 5.29. Para el diseño óptimo con costes variables no lineales se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 1376 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 20. Con los parámetros indicados, el tiempo total

consumido en el proceso de optimización fue de 5.21 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 3.58 horas.

En cuanto a las configuraciones topológicas de las soluciones radiales de diseño óptimo obtenidas (figura 5.26 y figura 5.28), en la tabla 5.14 se indican las líneas que las diferencian en cuanto al tamaño de conductor utilizado para su construcción. Se observa que, aunque las rutas utilizadas en las dos soluciones son las mismas, los tamaños de conductor diferencian claramente a ambas soluciones.

Rutas	Modelo con costes variables linealizados	Modelo con costes variables no lineales
48-20	3x150 Al	3x1x400 Al
29-38	3x150 Al	3x1x400 Al
38-48	3x150 Al	3x1x400 Al
21-52	3x150 Al	3x1x400 Al
25-29	3x150 Al	3x1x400 Al
52-25	3x150 Al	3x1x400 Al
31-21	3x150 Al	3x1x240 Al

Tabla 5.14. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 3).

En las figuras 5.30 y 5.31 se muestra la evolución de la función objetivo de la mejor solución en cada una de las generaciones en función del tiempo, señalando mediante líneas horizontales los valores de la función objetivo para los que se obtienen distancias del 1 %, 0.5 % y 0.2 % a la solución de diseño óptimo hallada. Por ejemplo, el tiempo necesario para la ejecución del programa con costes variables linealizados es de sólo 1.32 horas con una solución final que presenta una distancia menor del 0.5 % (en el valor de la función objetivo) a la mejor solución encontrada. En las tablas 5.15 y 5.16. se indican los tiempos en los que se han alcanzado soluciones con una diferencia del 0.2 %, 0.5 % y 1 % respecto de la solución final, así como el tiempo en el que se obtuvo la solución de diseño óptimo para cada uno de los dos modelos. Además se han indicado los valores de la función objetivo para cada una de estas soluciones.

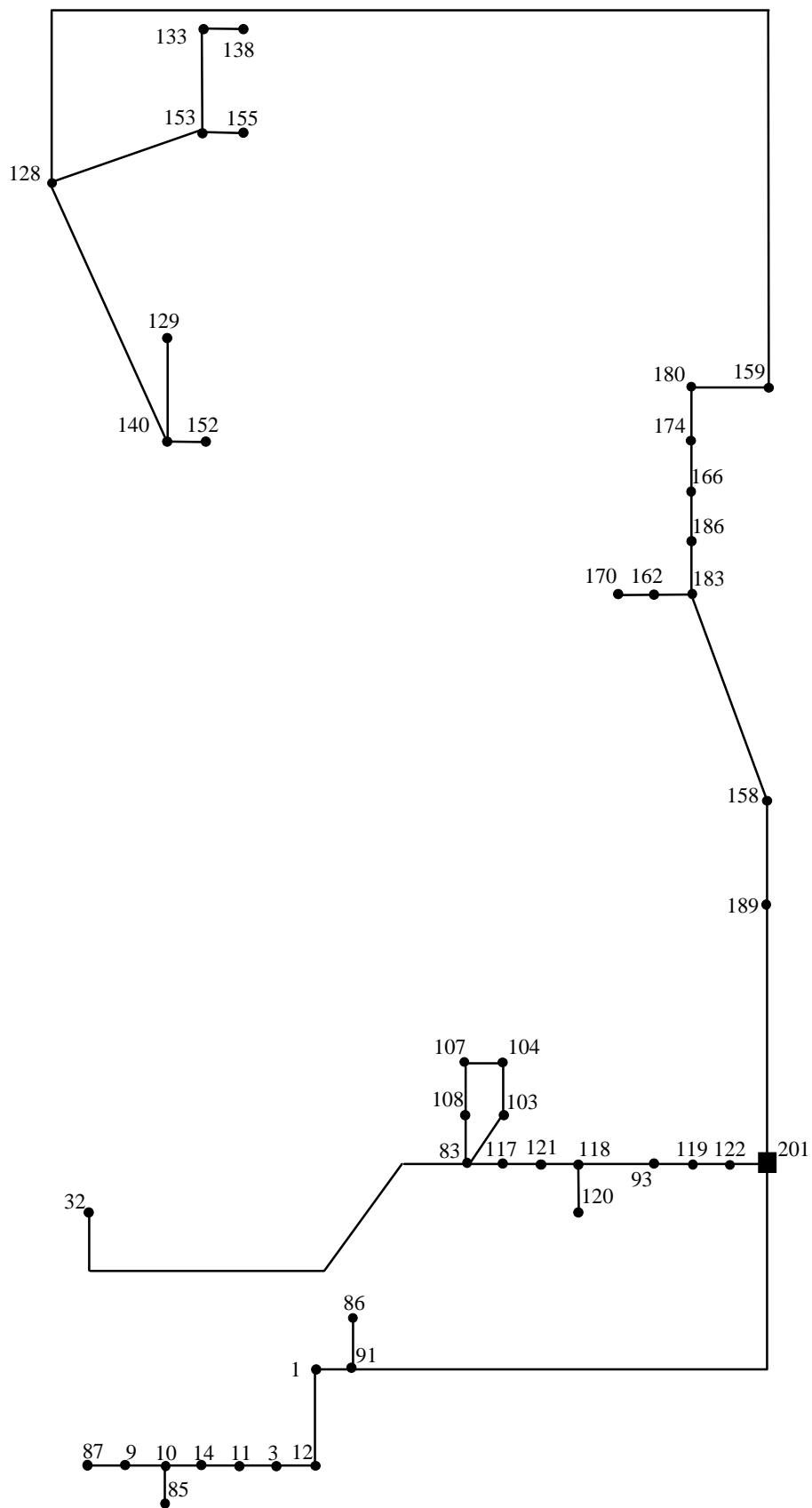


Figura 5.23. Red inicial completa del caso 3.

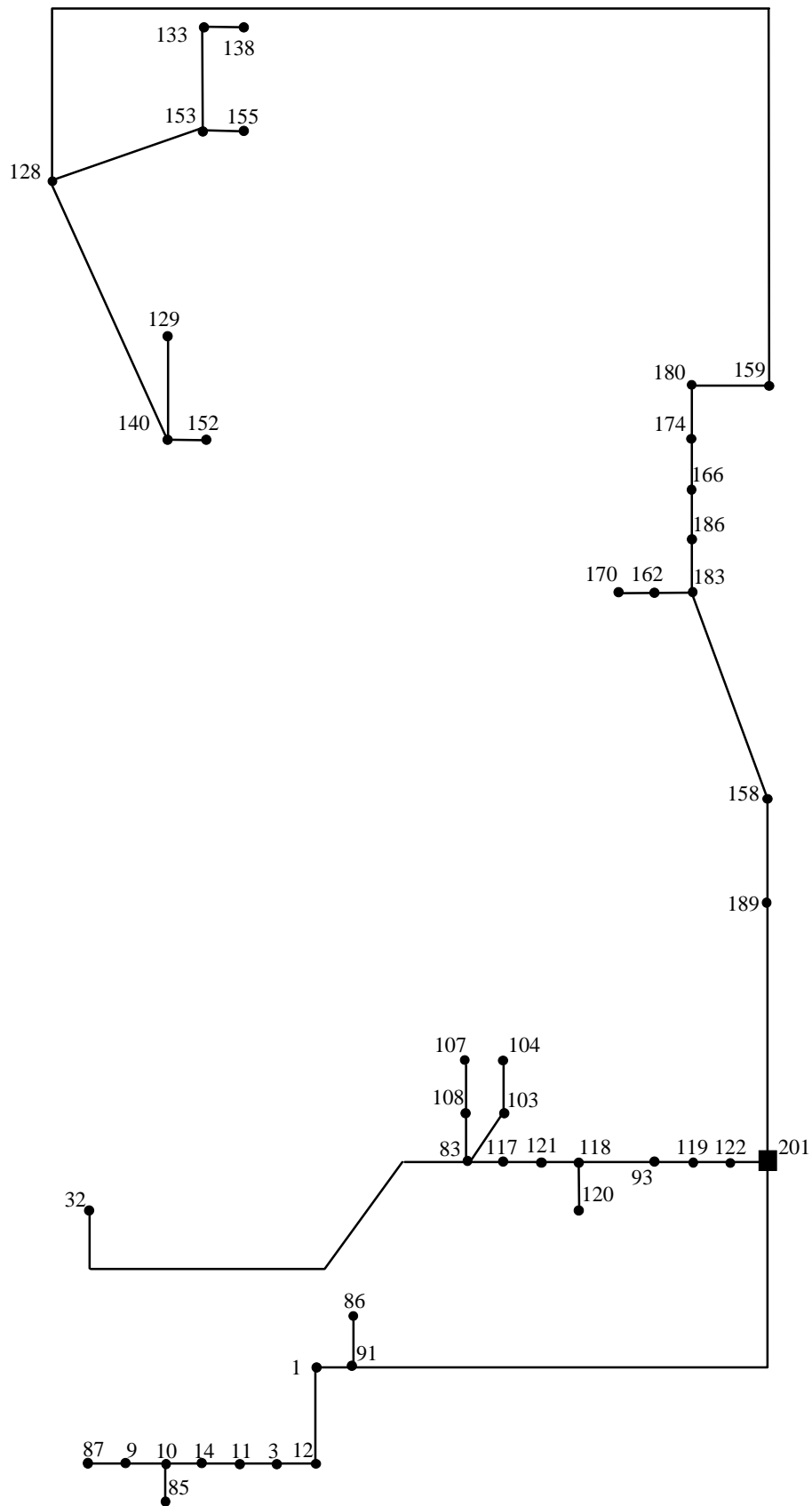
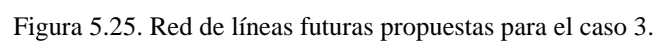
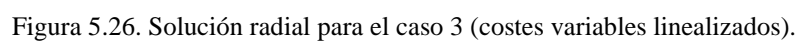


Figura 5.24. Red inicial radial en explotación del caso 3.





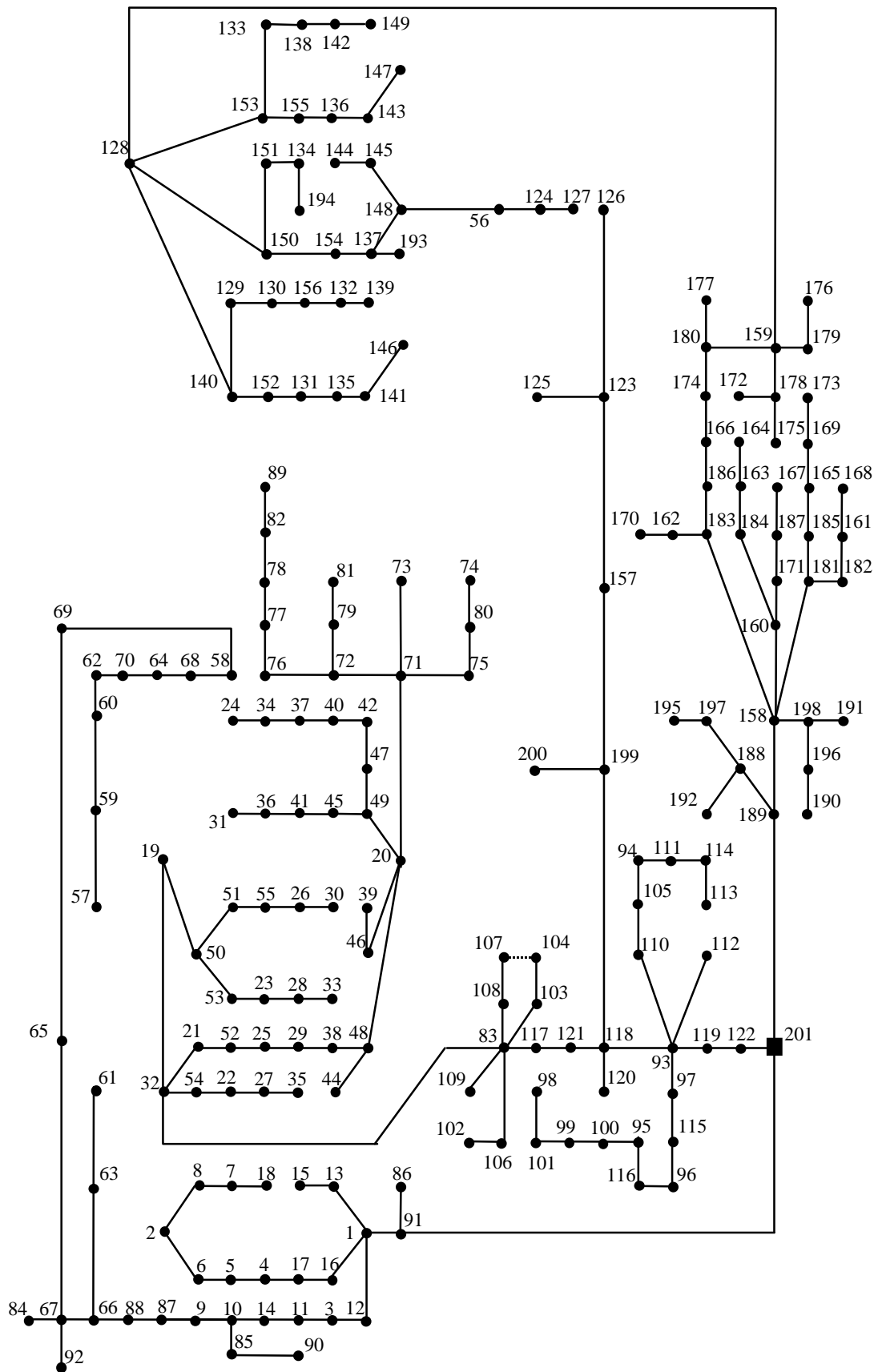


Figura 5.27. Solución completa para el caso 3 (costes variables linealizados).

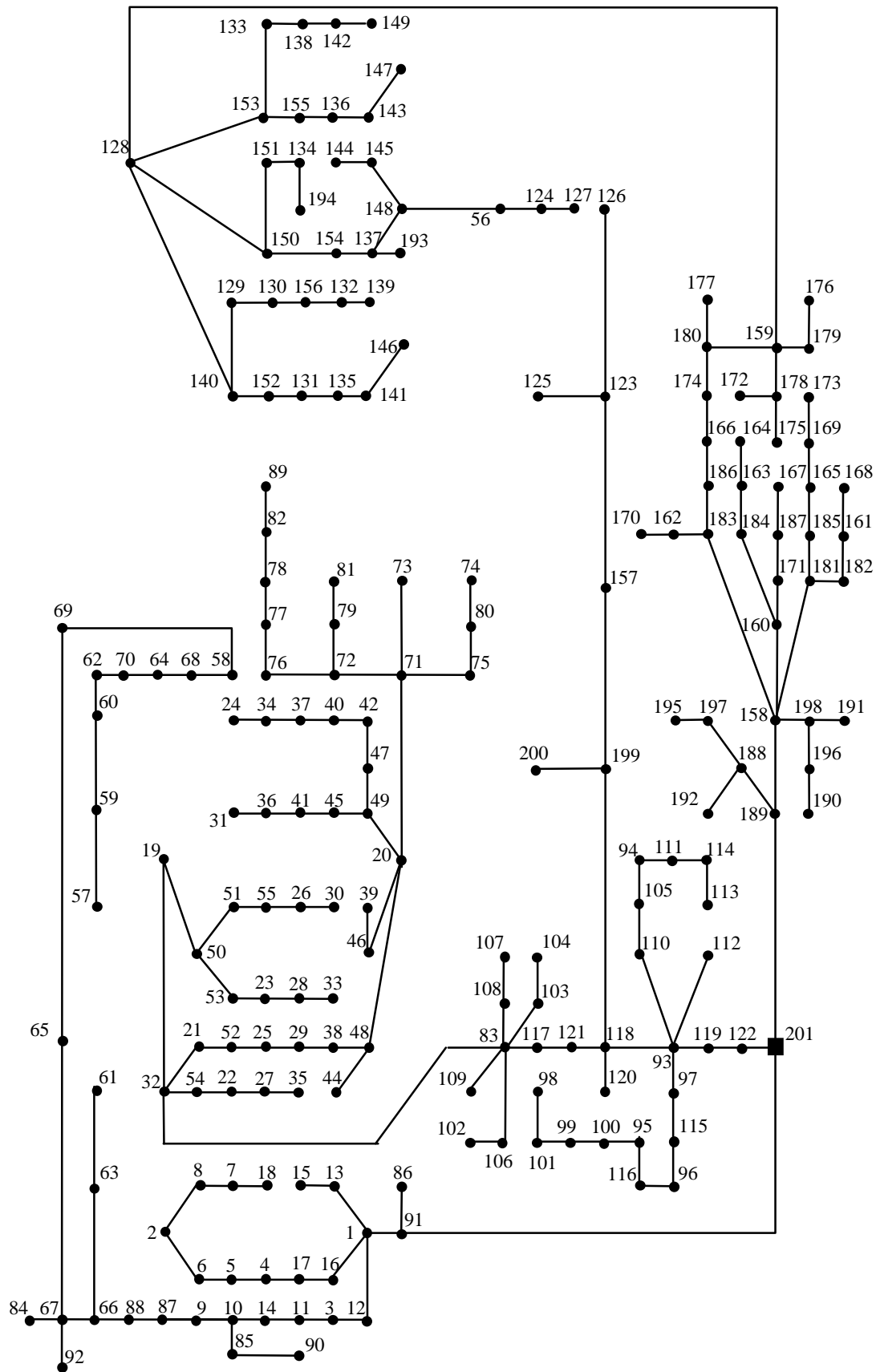


Figura 5.28. Solución radial para el caso 3 (costes variables no lineales).

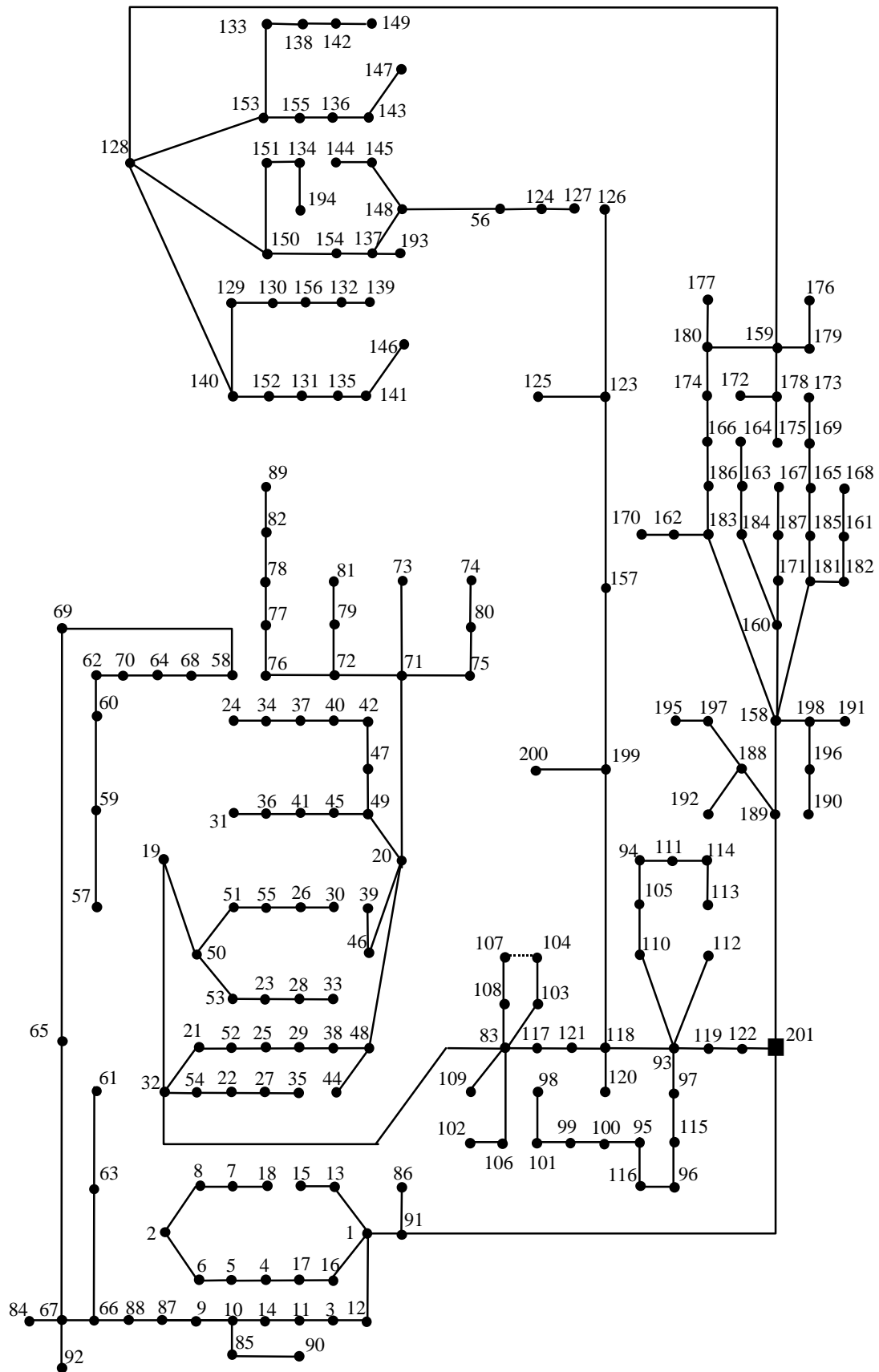


Figura 5.29. Solución completa para el caso 3 (costes variables no lineales).

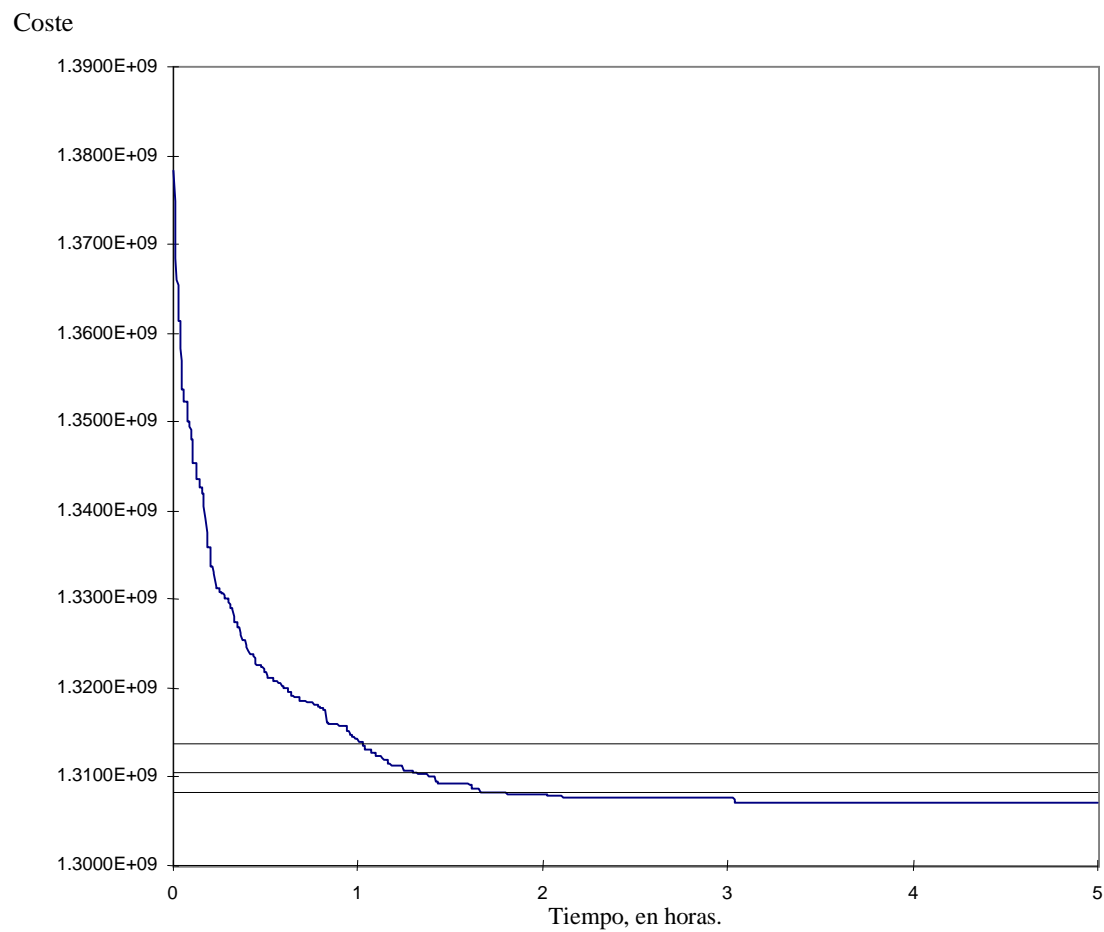


Figura 5.30. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	3.22	1307.01
Solución al 0.2% de la S.D.O.	1.66	1308.37
Solución al 0.5% de la S.D.O.	1.32	1310.41
Solución al 1% de la S.D.O.	1.03	1313.81

Tabla 5.15. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 3).

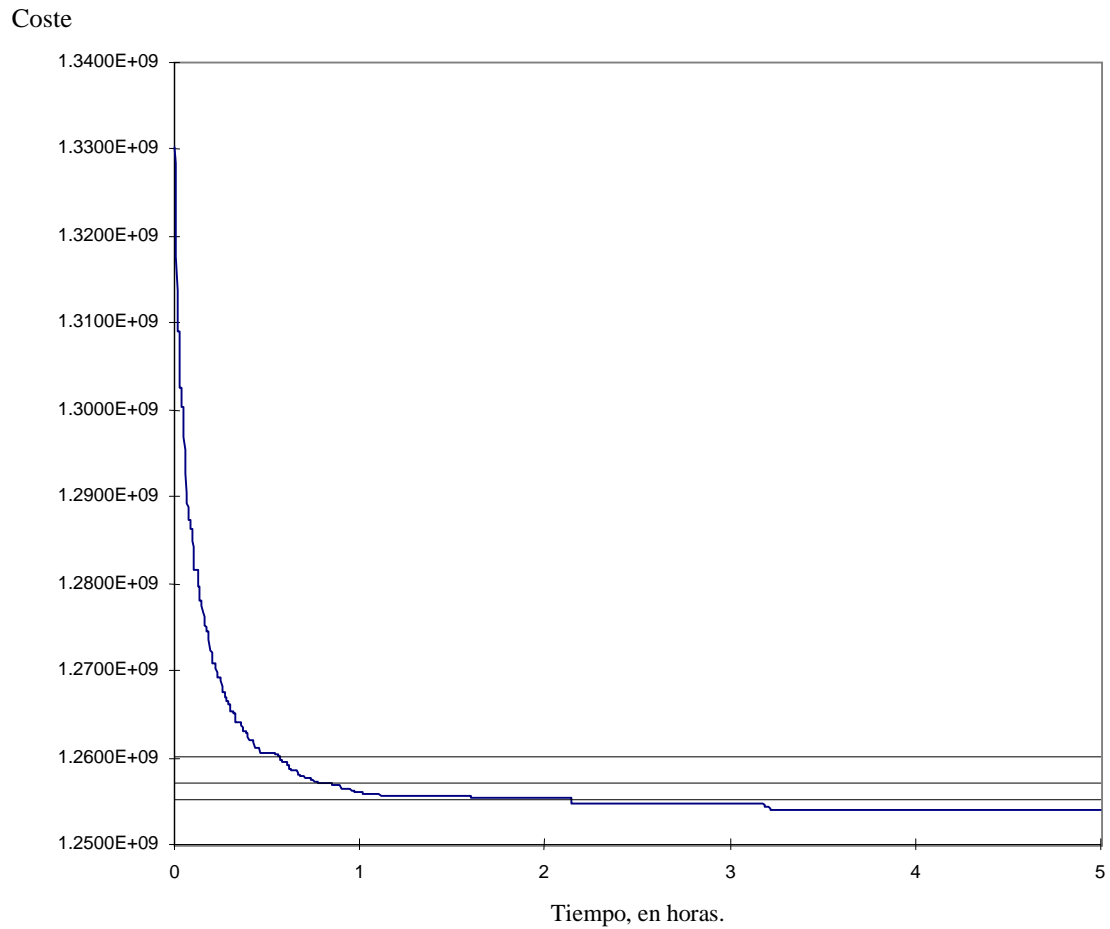


Figura 5.31. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	3.58	1253.94
Solución al 0.2% de la S.D.O.	2.14	1255.19
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.78	1257.07
Solución al 1% de la S.D.O.	0.56	1260.21

Tabla 5.16. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 3).

5.2.4 Caso 4: Diseño multietapa monobjetivo (pseudodinámico).

La red existente, de tensión nominal 10 kV, presenta dos subestaciones con unas capacidades de suministro de potencia de 40 MVA y 8 MVA respectivamente. Las líneas existentes están construidas con los siguientes tamaños de conductor: LA 30, LA 56, LA 80, LA 110, LA 180, 3x16Cu, 3x50Cu, 3x95Cu, 3x95Al, 3x150Al, 3x1x240Al y 3x1x400Al. En la red que se pretende diseñar se proponen 4 tamaños diferentes de conductor para la construcción de nuevas líneas: 3x95Al, 3x150Al, LA 80 y LA 110.

La red completa inicial se muestra en la figura 5.32. La figura 5.33 muestra la red inicial en explotación.

La red propuesta se indica en la figura 5.34, donde las líneas de trazo grueso corresponden a las existentes, en el sistema inicial de distribución de energía eléctrica, antes de realizarse la ampliación óptima, y las líneas a trazos discontinuos corresponden a líneas de reserva existentes en la red inicial. Las rutas señaladas con trazo fino corresponden a rutas propuestas para la nueva construcción de líneas.

La red que constituye la solución de diseño óptimo encontrada utilizando costes variables linealizados coincide con la obtenida haciendo uso de los costes verdaderos no lineales. Dicha solución corresponde a la figura 5.35 (solución radial), y la solución final completa es la de la figura 5.36, en la que se han incluido las líneas de reserva. Para el diseño óptimo con costes variables linealizados se ejecutó el programa durante 400 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 191 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.05, siendo el factor de mutación de 10. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 0.28 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 0.13 horas. Para el diseño óptimo con costes variables no lineales se ejecutó el programa durante 400 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 275 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.05, siendo el factor de mutación igual a 10. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 0.28 horas, habiéndose alcanzado la solución óptima en 0.19 horas.

En las figuras 5.39 y 5.40 se muestra la evolución de la función objetivo de la solución de diseño óptimo encontrada en cada una de las generaciones en función del tiempo de ejecución del programa. El comportamiento que se observa es el típico de un algoritmo genético. Inicialmente mejora rápidamente el valor de la función objetivo, para disminuir más lentamente después. Las líneas horizontales que se aprecian en las

gráficas hacen referencia a la situación (para el valor de la función objetivo) en la que se tiene una distancia respecto a la solución final del 1%, 0.5% y 0.2%. En este caso el tiempo necesario de cálculo por parte del programa es bastante pequeño. En las tablas 5.17 y 5.18 se han indicado, al igual que se realizó en los casos anteriores, los valores de los tiempos necesarios para la obtención de la solución final alcanzada, y de las correspondientes a un valor de la función objetivo que dista de aquella un 0.2%, un 0.5% y un 1% del valor de la función objetivo.

Tras obtener la solución para el año horizonte, se procede a la realización de un diseño óptimo multietapa haciendo uso de una metodología pseudodinámica. Para ello se proponen como rutas futuras propuestas las que se han construido en la solución óptima en el año horizonte. Realizando el proceso de diseño óptimo para las demandas existentes en el año intermedio a considerar, se obtiene la red de diseño óptimo del año intermedio con el modelo de costes variables linealizados y el de costes no lineales. Las configuraciones topológicas de las dos soluciones obtenidas coinciden (con costes variables linealizados y costes variables no lineales). En la figura 5.37 se representa la solución radial en explotación, y en la 5.38 la solución total.

Para la solución de la etapa intermedia con costes variables linealizados se alcanzó una solución de 992.90 millones de ptas. de valor de la función objetivo de costes. Con los costes variables no lineales se obtuvo un valor de la función objetivo igual a 965.54 millones de pesetas.

Los resultados de este caso indican las posibilidades de los algoritmos genéticos para la resolución de este tipo de problemas de diseño óptimo pseudodinámico.

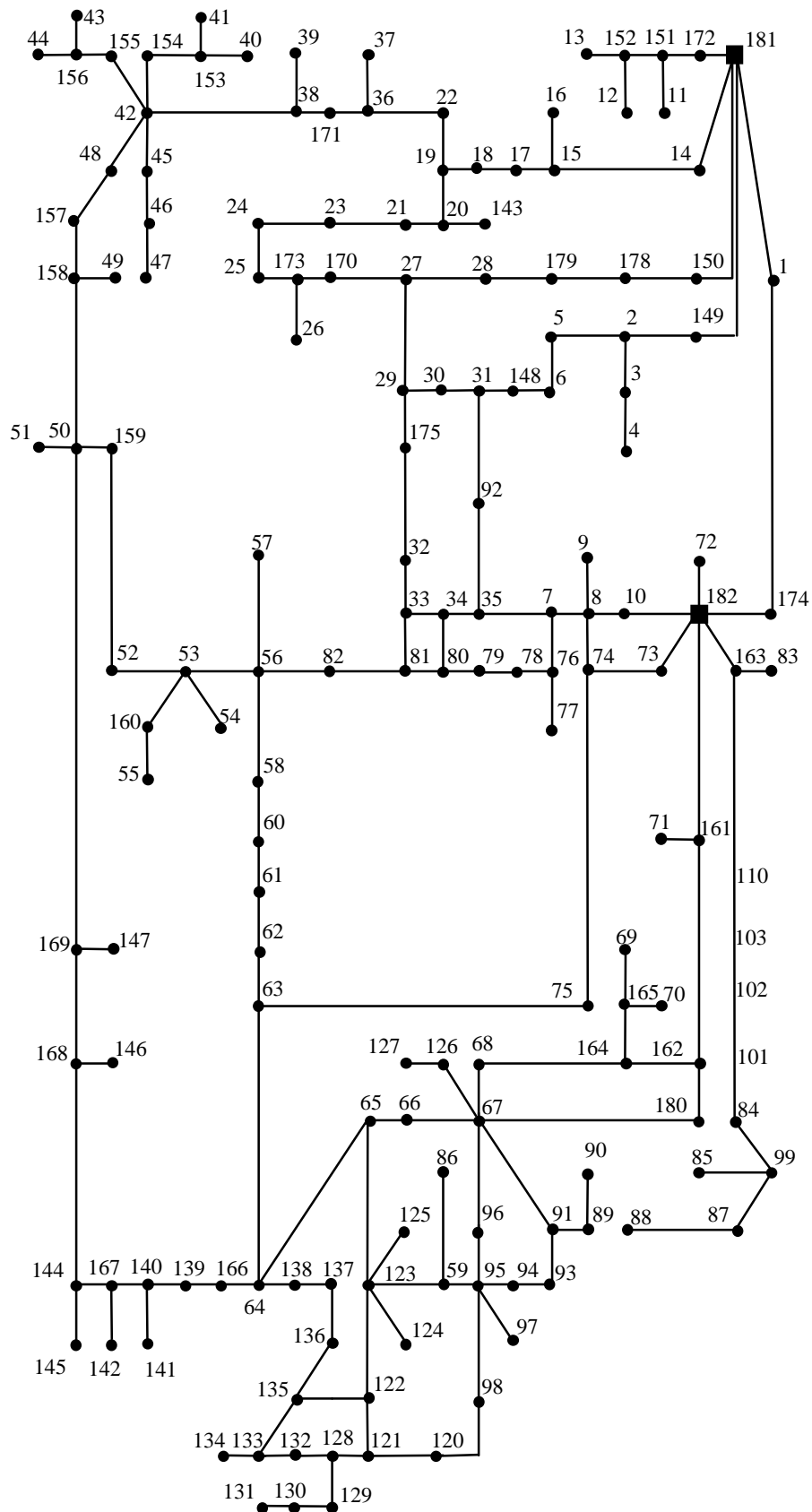


Figura 5.32. Red inicial completa del caso 4.

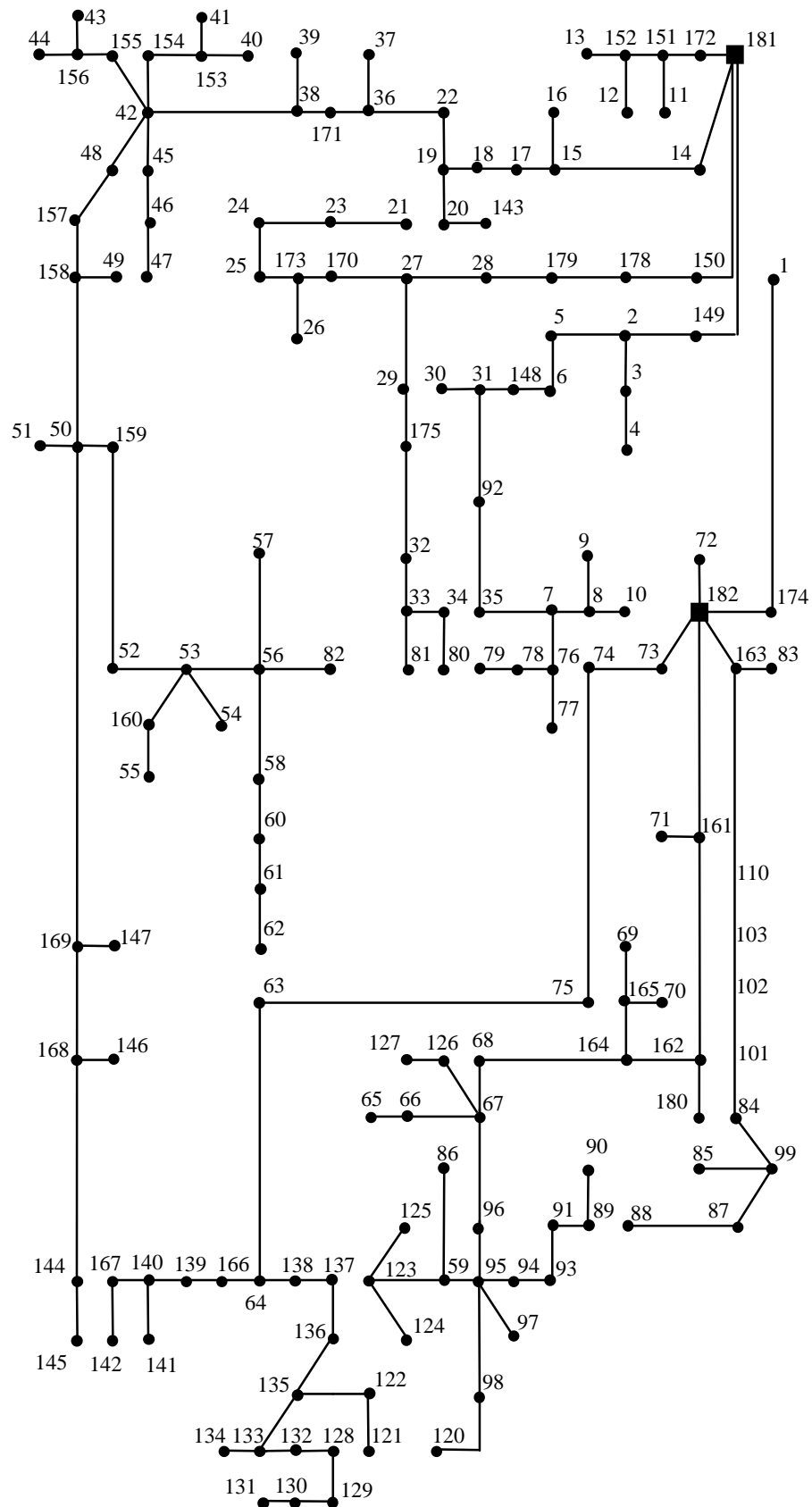


Figura 5.33. Red inicial radial en explotación del caso 4.

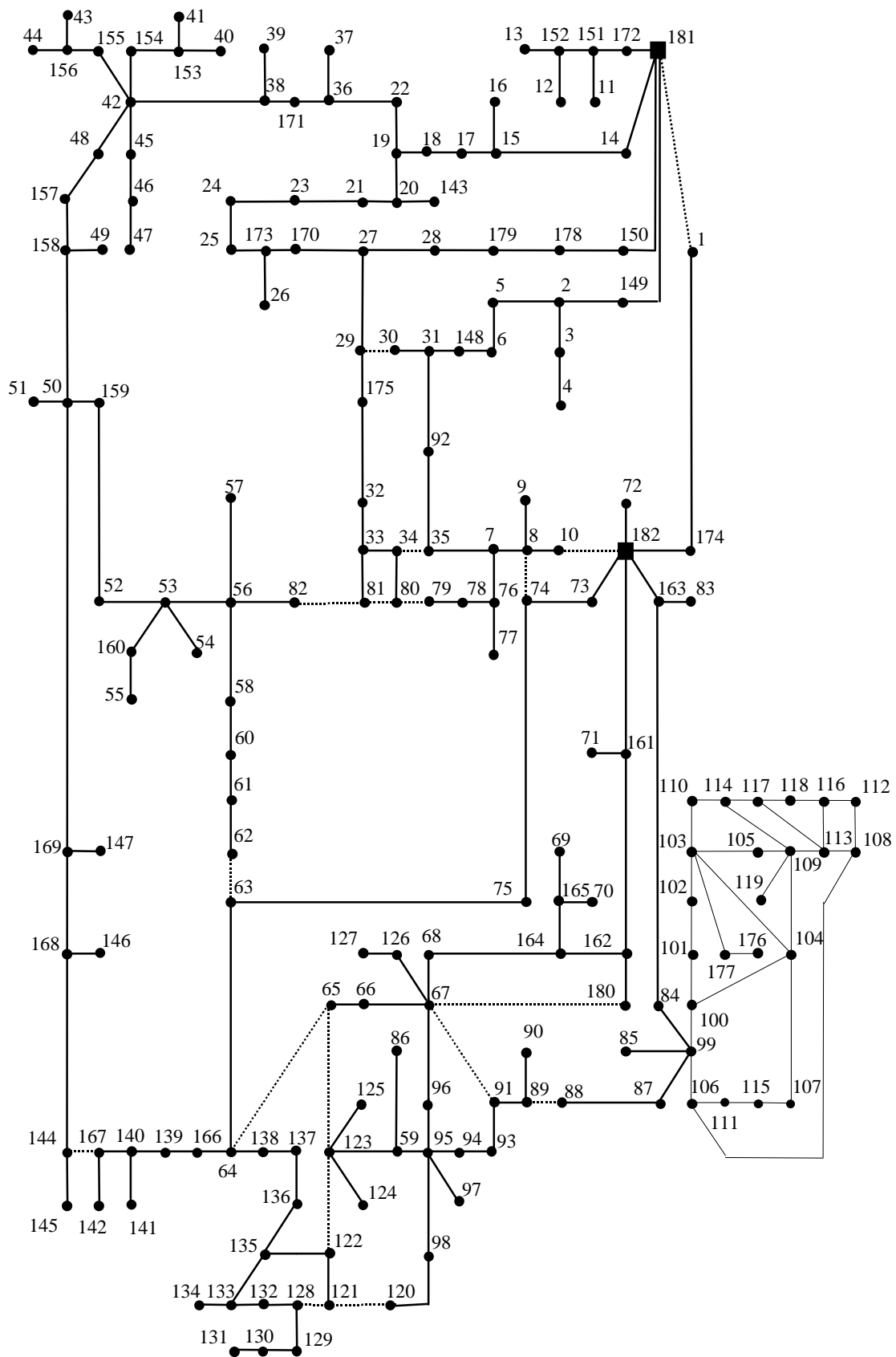


Figura 5.34. Red de líneas futuras propuestas del caso 4.

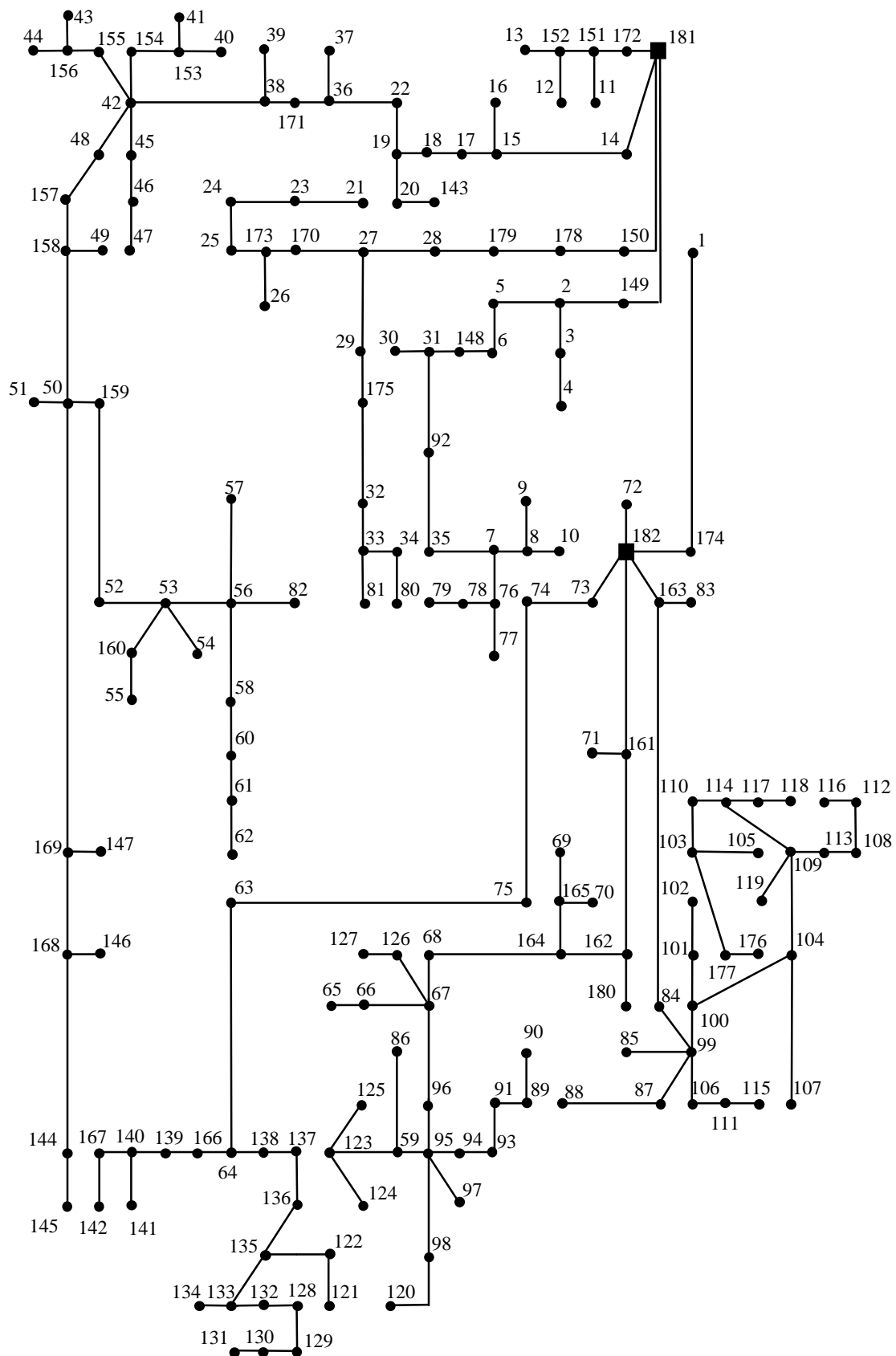


Figura 5.35. Solución radial en explotación del caso 4.

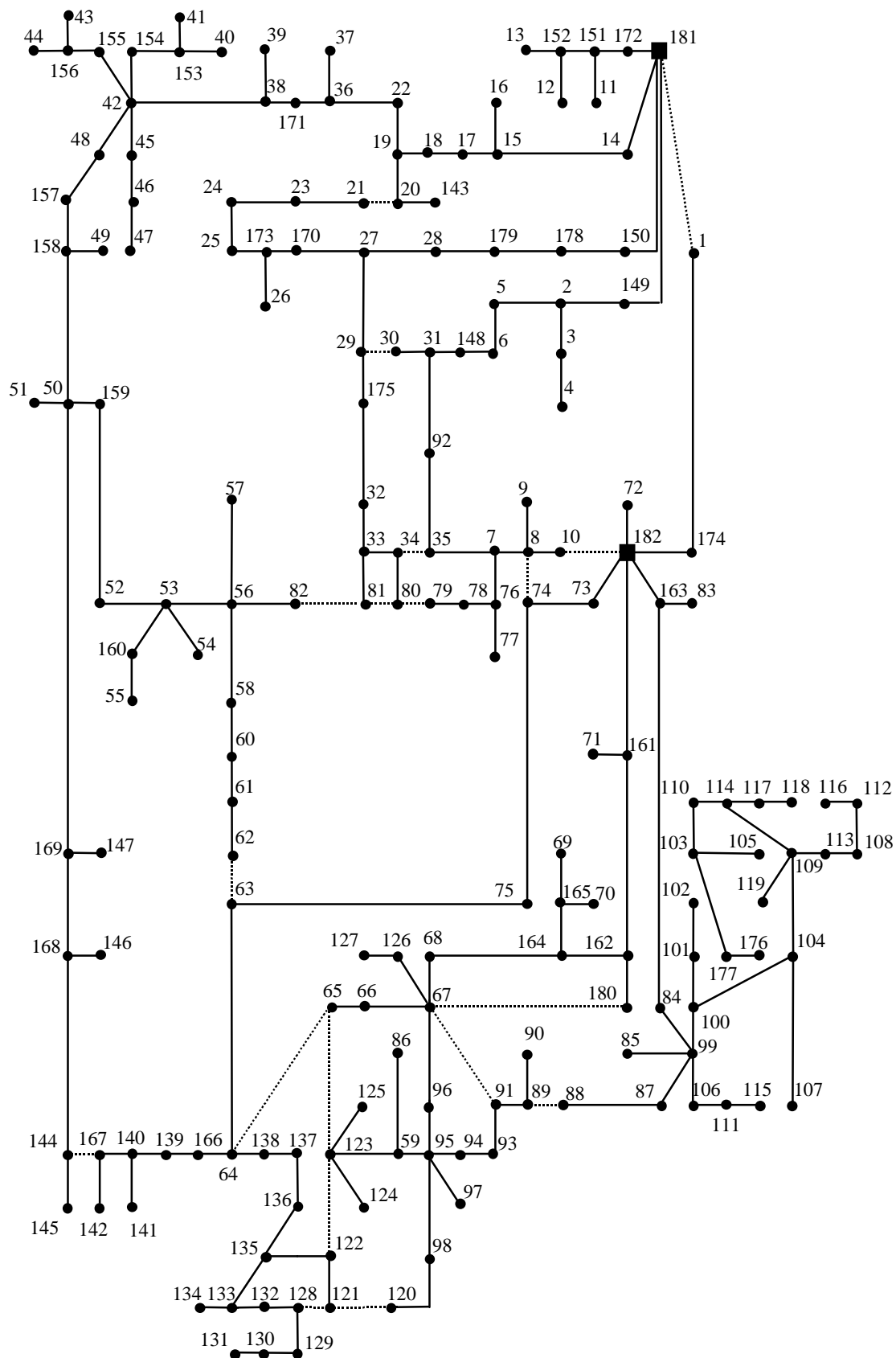


Figura 5.36. Solución completa del caso 4.

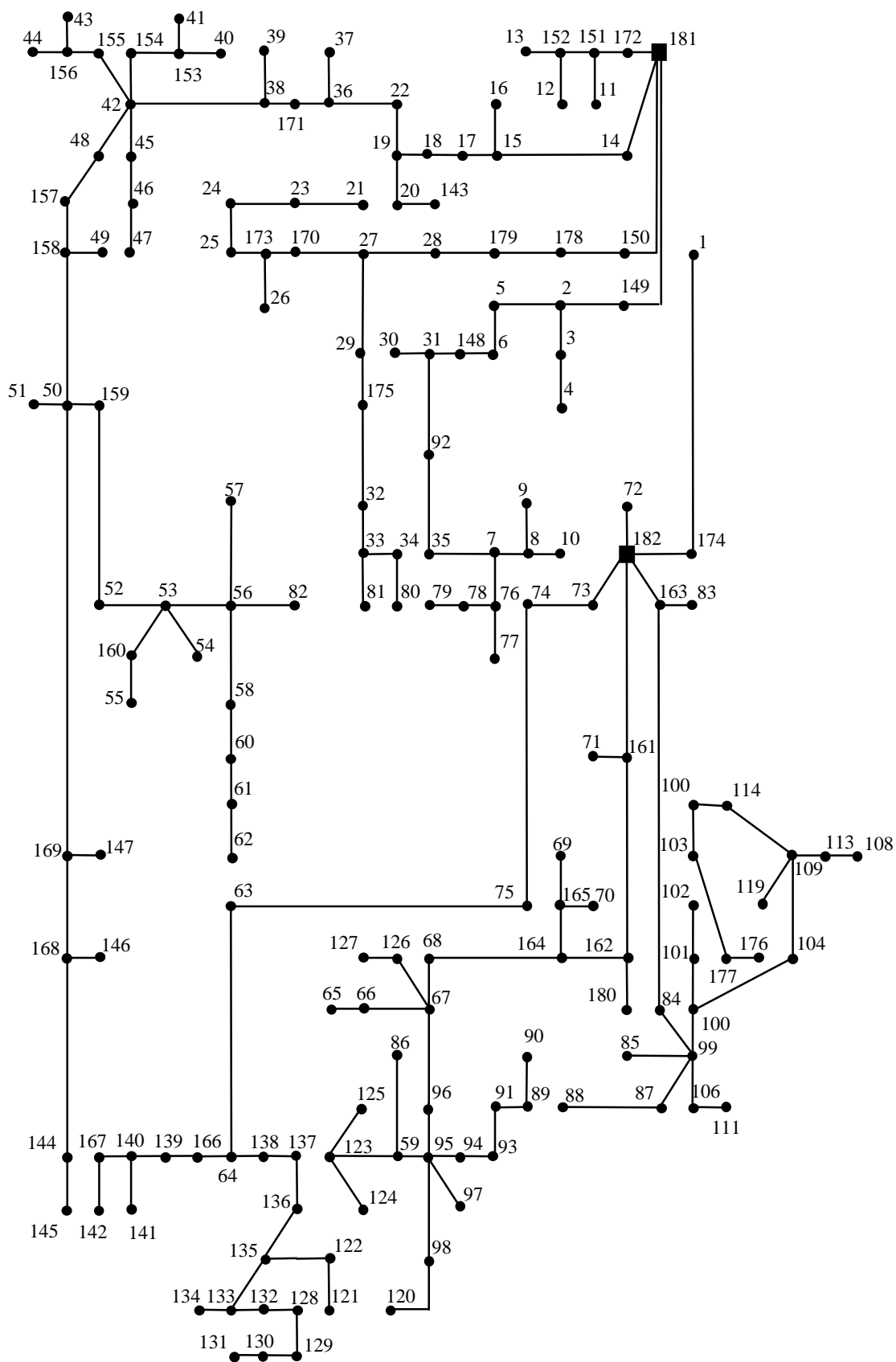


Figura 5.37. Solución radial en explotación de la etapa intermedia.

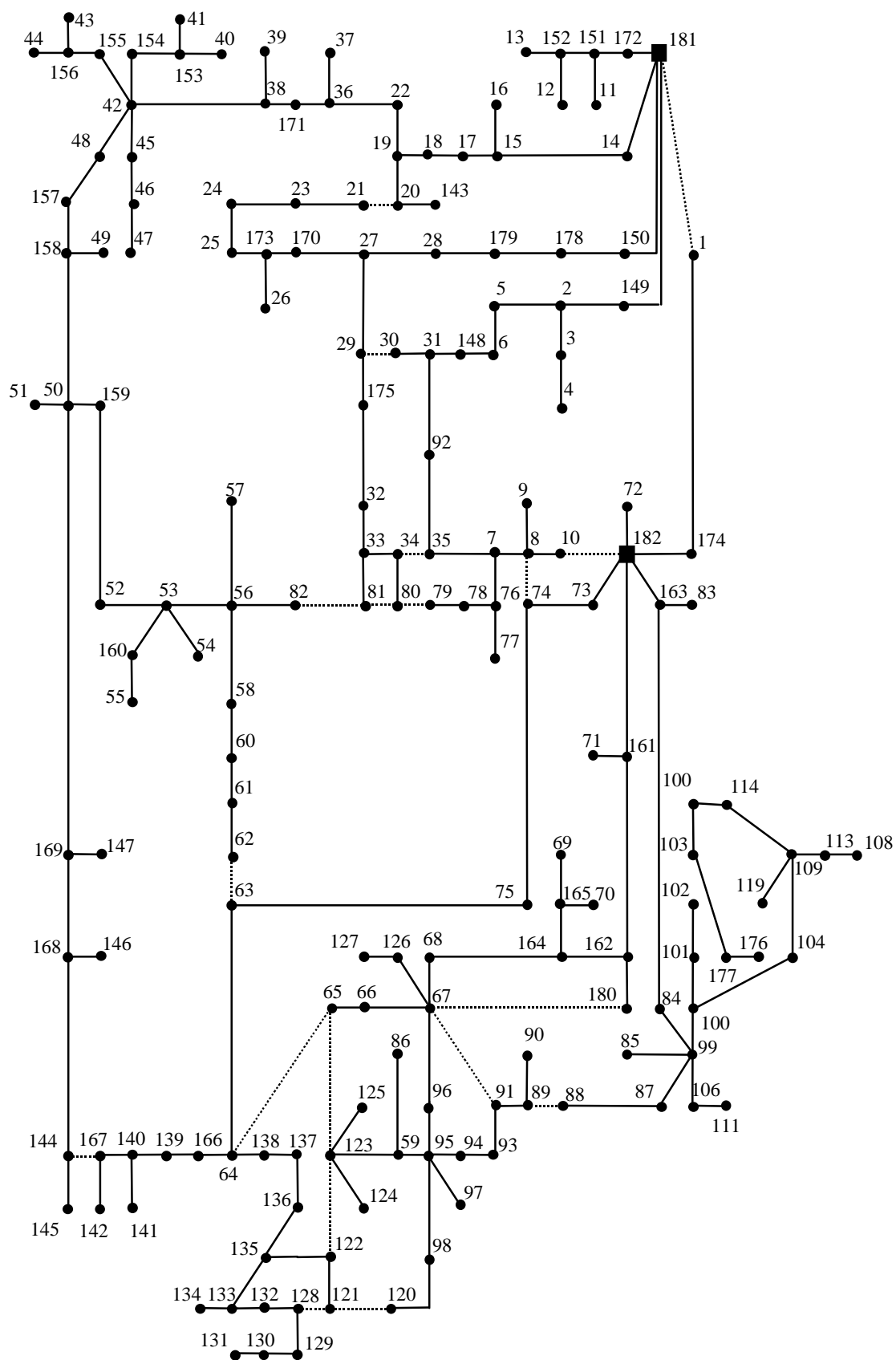


Figura 5.38. Solución completa de la etapa intermedia.

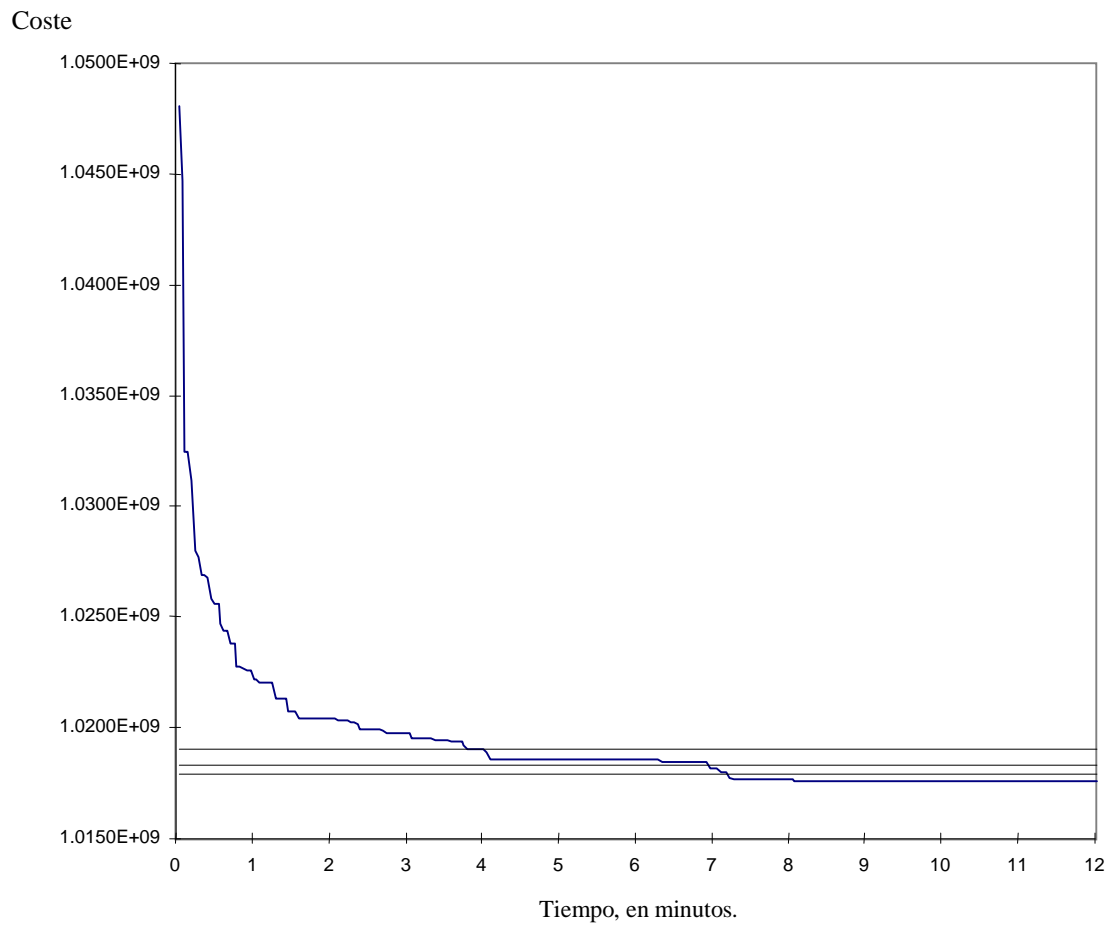


Figura 5.39. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	0.13	1017.57
Solución al 0.2% de la S.D.O.	0.12	1017.87
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.11	1018.32
Solución al 1% de la S.D.O.	0.06	1019.07

Tabla 5.17. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 4).

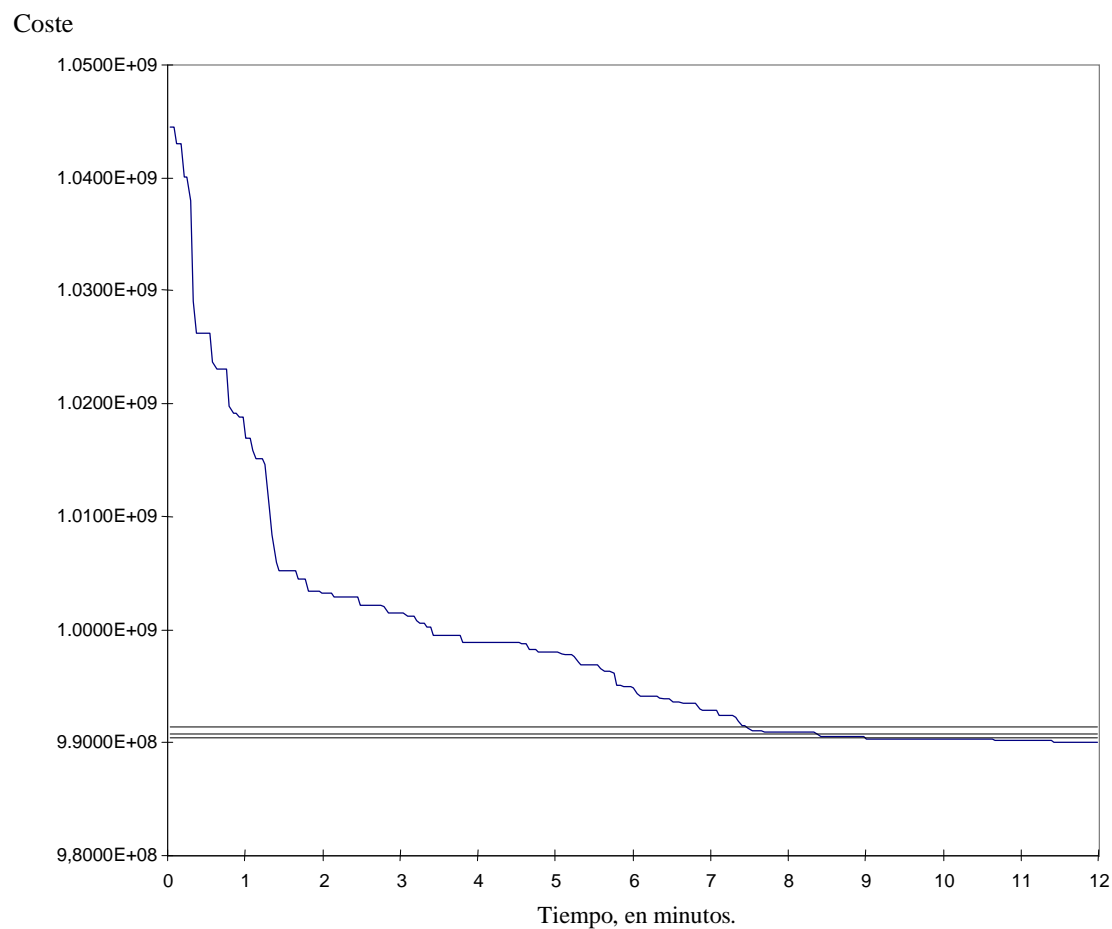


Figura 5.40. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	0.19	990.04
Solución al 0.2% de la S.D.O.	0.15	990.41
Solución al 0.5% de la S.D.O.	0.14	990.78
Solución al 1% de la S.D.O.	0.12	991.40

Tabla 5.18. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 4).

5.2.5 Caso 5: Diseño monoetapa monobjetivo de un sistema de distribución de mayores dimensiones.

En este caso 5 se va a realizar una experiencia que mostrará la posibilidad, por parte de los algoritmos genéticos, de resolver problemas de diseño con dimensiones que pueden considerarse muy grandes comparadas con las de los problemas de diseño que se pueden resolver con las herramientas clásicas de optimización. En este caso el número de variables binarias va a ser de 772.

La red existente presenta dos subestaciones con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA cada una de ellas, proponiéndose otra como de nueva construcción. El programa debe seleccionar el tamaño más adecuado para su construcción, bien 40 MVA o 8 MVA, que son los tamaños propuestos. Las líneas de la red existente, de tensión nominal 10 kV, presentan los siguientes tamaños de conductor: 3x150Al, 3x1x400Al y 3x1x400Al (doble circuito). En la red que se pretende diseñar se propone utilizar 2 tamaños diferentes de conductor: 3x150Al y 3x1x400Al.

La red completa inicial se muestra en la figura 5.41. La configuración radial inicial en explotación aparece en la figura 5.42.

La red propuesta se indica en la figura 5.43, donde las líneas de trazo grueso corresponden a las existentes en el sistema inicial de distribución de energía eléctrica, antes de realizarse la ampliación óptima, y las líneas de trazos discontinuos corresponden a líneas de reserva existentes en la red inicial. Las rutas señaladas con trazo fino corresponden a rutas propuestas para la nueva construcción de líneas.

La red que constituye la solución de diseño óptimo encontrada utilizando costes variables linealizados corresponde a la figura 5.44 (solución radial), y la solución final completa es la de la figura 5.45. Para el diseño óptimo con costes variables linealizados se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 1176 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación de 50. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 25.27 horas, habiéndose alcanzado la solución de diseño óptimo en 14.86 horas.

Se ha procedido además a la obtención de la solución de diseño óptimo de la red utilizando costes verdaderos no lineales. La solución radial obtenida corresponde a la figura 5.46, y la solución completa a la figura 5.47. Para el diseño con costes variables

no lineales se ejecutó el programa durante 2000 generaciones, alcanzándose la solución óptima en 1163 generaciones, con una población de 150 individuos, una tasa de mutación de 0.02, siendo el factor de mutación igual a 50. Con los parámetros indicados, el tiempo total consumido en el proceso de optimización fue de 26 horas, habiéndose alcanzado la solución de diseño óptimo en 15.12 horas.

En las soluciones radiales obtenidas (figura 5.44 y figura 5.46) existen diferencias importantes en cuanto a sus topologías. La dimensión de la red y la gran cantidad de rutas propuestas para la construcción de líneas hace que la utilización de un modelo u otro (el de costes variables linealizados o costes no variables linealizados) influya considerablemente en el resultado obtenido. En las tablas 5.19 y 5.20 se indican las rutas utilizadas para la construcción de líneas en cada uno de los modelos y que no han sido utilizadas en el otro, así como las diferencias en los tamaños de conductor que se han utilizado para la obtención de la solución.

Modelo con costes variables linealizados	Modelo con costes variables no lineales
62-60	61-57
9-2	17-4
243-84	88-66
280-279	210-208
281-280	207-276
235-207	234-280
275-263	262-263
259-323	323-265
335-333	322-323
335-322	320-321
265-264	328-332
359-250	358-250

Tabla 5.19. Diferencias en la topología de las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes variables linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso5).

En las figuras 5.48 y 5.49 se indica la evolución de la función objetivo de la mejor solución encontrada en cada una de las generaciones en función del tiempo de ejecución del programa. El comportamiento que se observa es el típico de un algoritmo genético. Inicialmente mejora rápidamente el valor de la función objetivo, para disminuir más lentamente posteriormente. Las líneas horizontales que se aprecian en las gráficas hacen referencia a la situación (para la función objetivo) en la que se tiene una distancia respecto a la solución final del 1%, 0.5% y 0.2%. En las tablas 5.21 y 5.22 se

han indicado, al igual que se realizó en los casos anteriores, los valores de los tiempos necesarios para la obtención de la solución de diseño óptimo y de las correspondientes a un valor de la función objetivo que dista de aquella un 0.2%, un 0.5 y un 1%.

Ruta	Modelo con costes variables linealizados	Modelo con costes variables no lineales
117-83	3x150 Al	3x1x400 Al
268-267	3x150 Al	3x1x400 Al
364-268	3x150 Al	3x1x400 Al
362-364	3x150 Al	3x1x400 Al
361-362	3x150 Al	3x1x400 Al
416-361	3x150 Al	3x1x400 Al
267-296	3x150 Al	3x1x400 Al
296-295	3x150 Al	3x1x400 Al

Tabla 5.20. Diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes variables linealizados y el modelo de costes variables no lineales (caso 5).

Se han obtenido, por lo tanto las soluciones de diseño óptimo (con el modelo de costes variables linealizados y de costes variables no lineales) correspondientes a un sistema de distribución de energía eléctrica de dimensiones muy superiores a las de las redes eléctricas que, hasta ahora, se pueden encontrar en la literatura especializada en el diseño óptimo monobjetivo de redes de distribución.

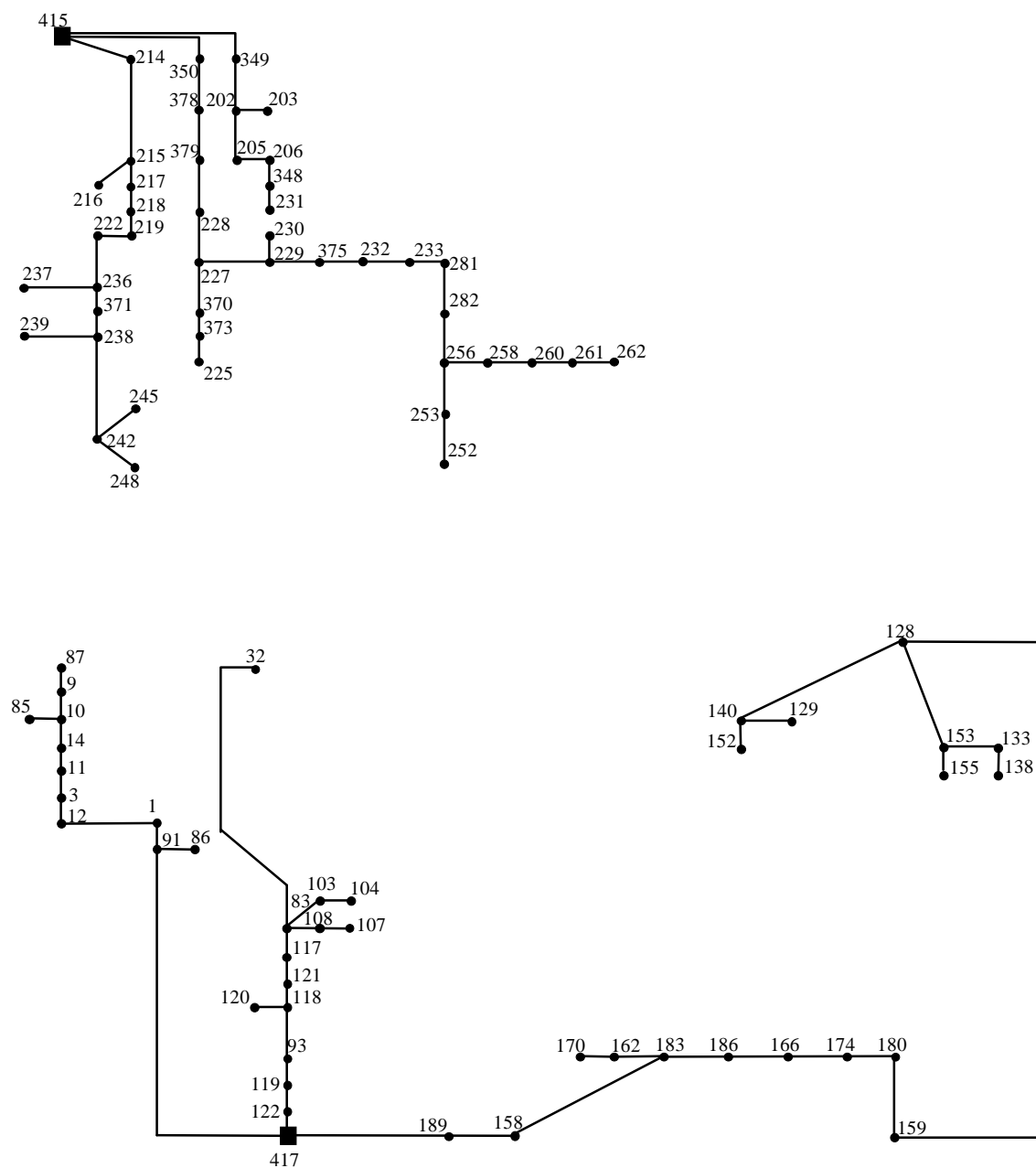


Figura 5.42. Red inicial radial en explotación del caso 5.

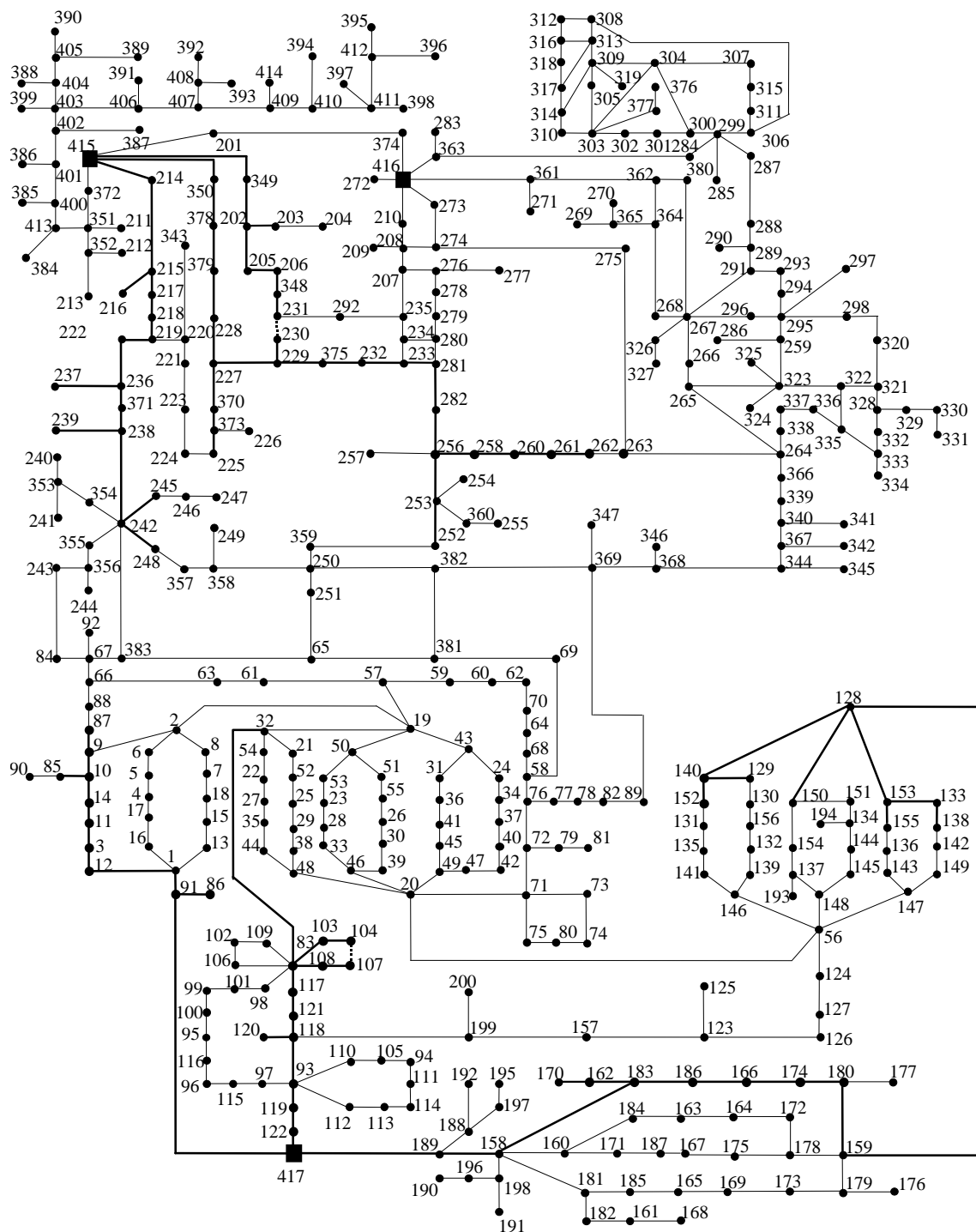
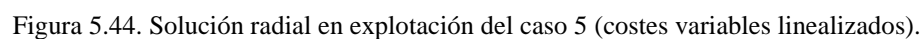


Figura 5.43. Red de líneas futuras propuestas del caso 5.



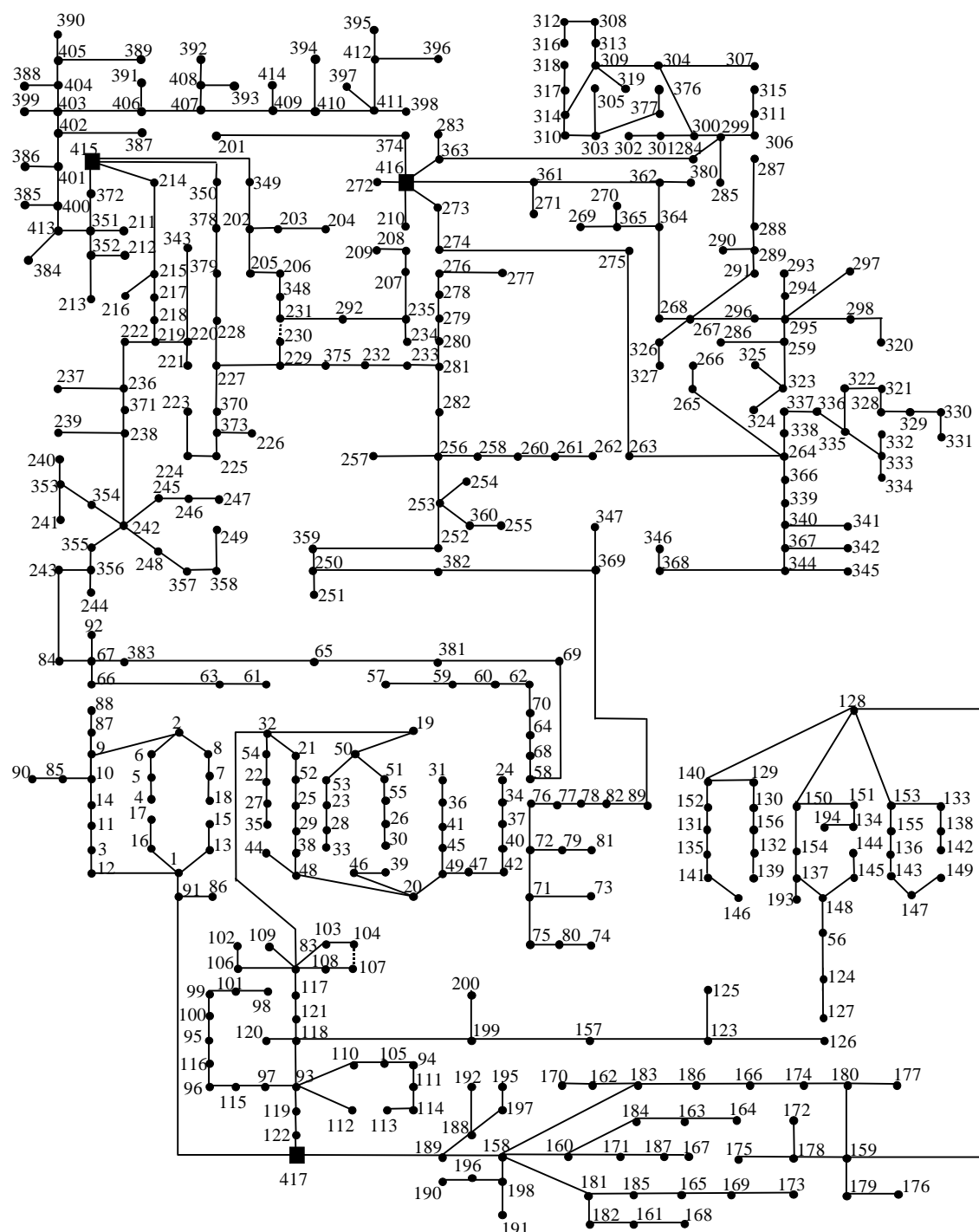


Figura 5.45. Solución completa del caso 5 (costes variables linealizados).

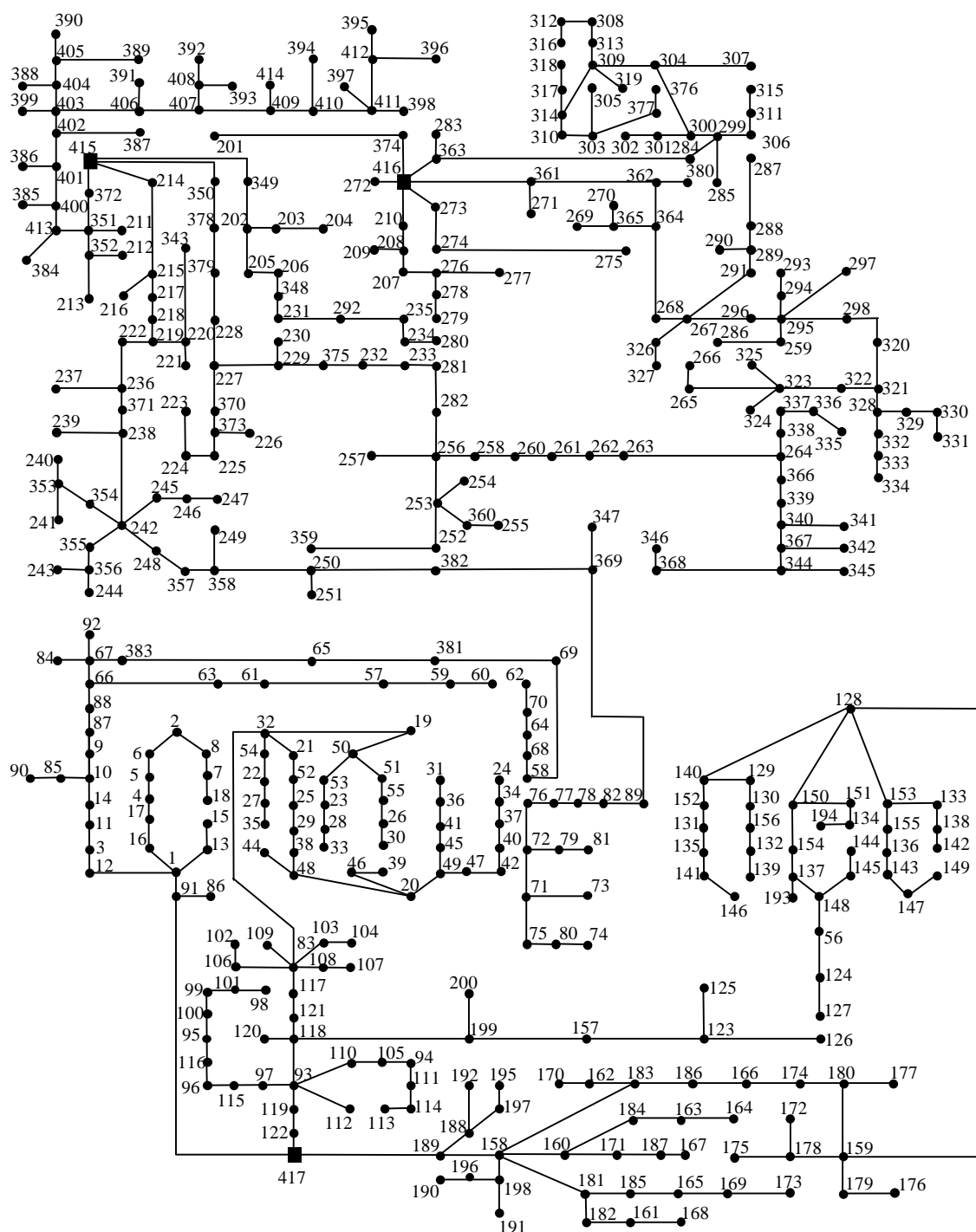


Figura 5.46. Solución radial en explotación del caso 5 (costes variables no lineales).

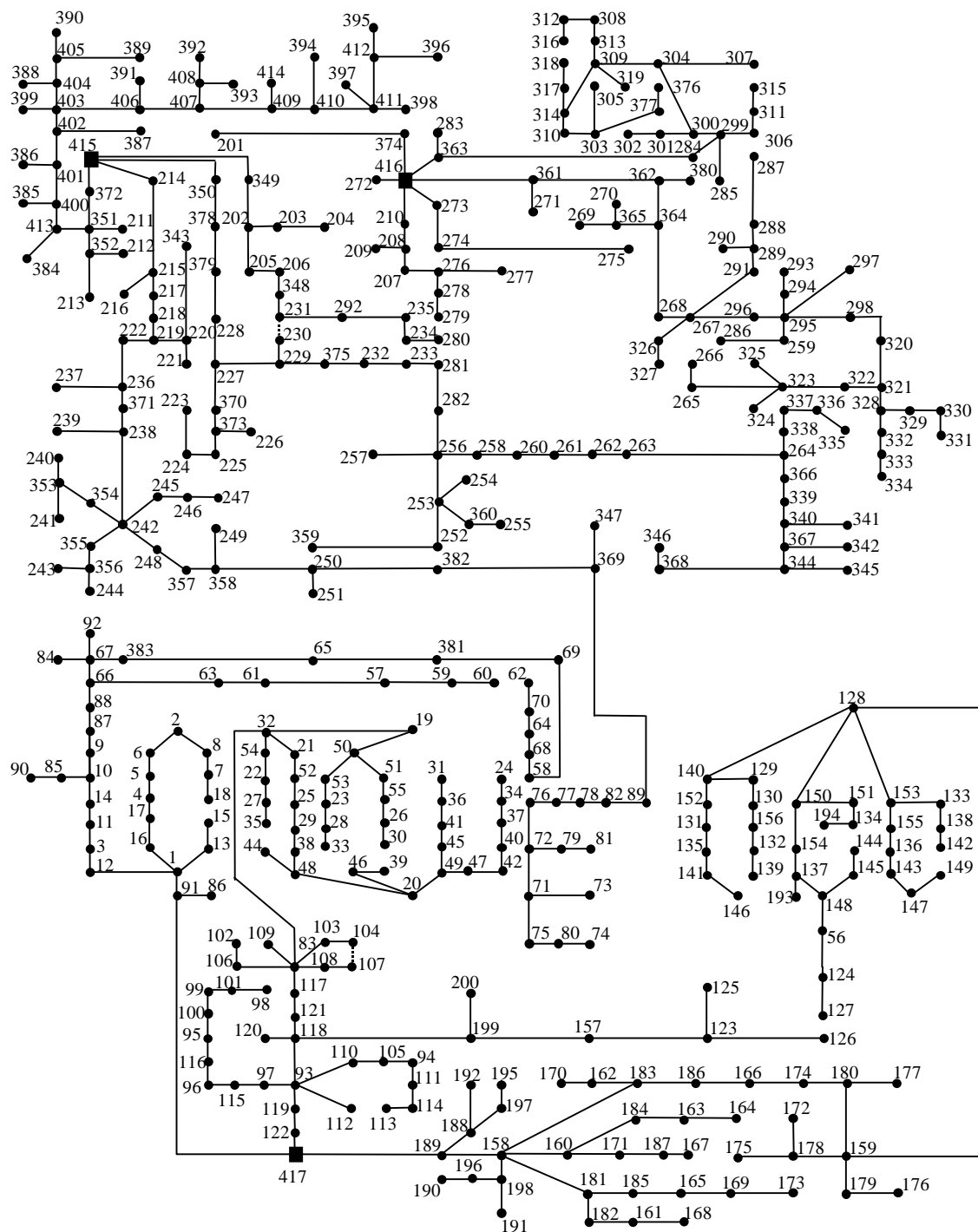


Figura 5.47. Solución completa del caso 5 (costes variables no lineales).

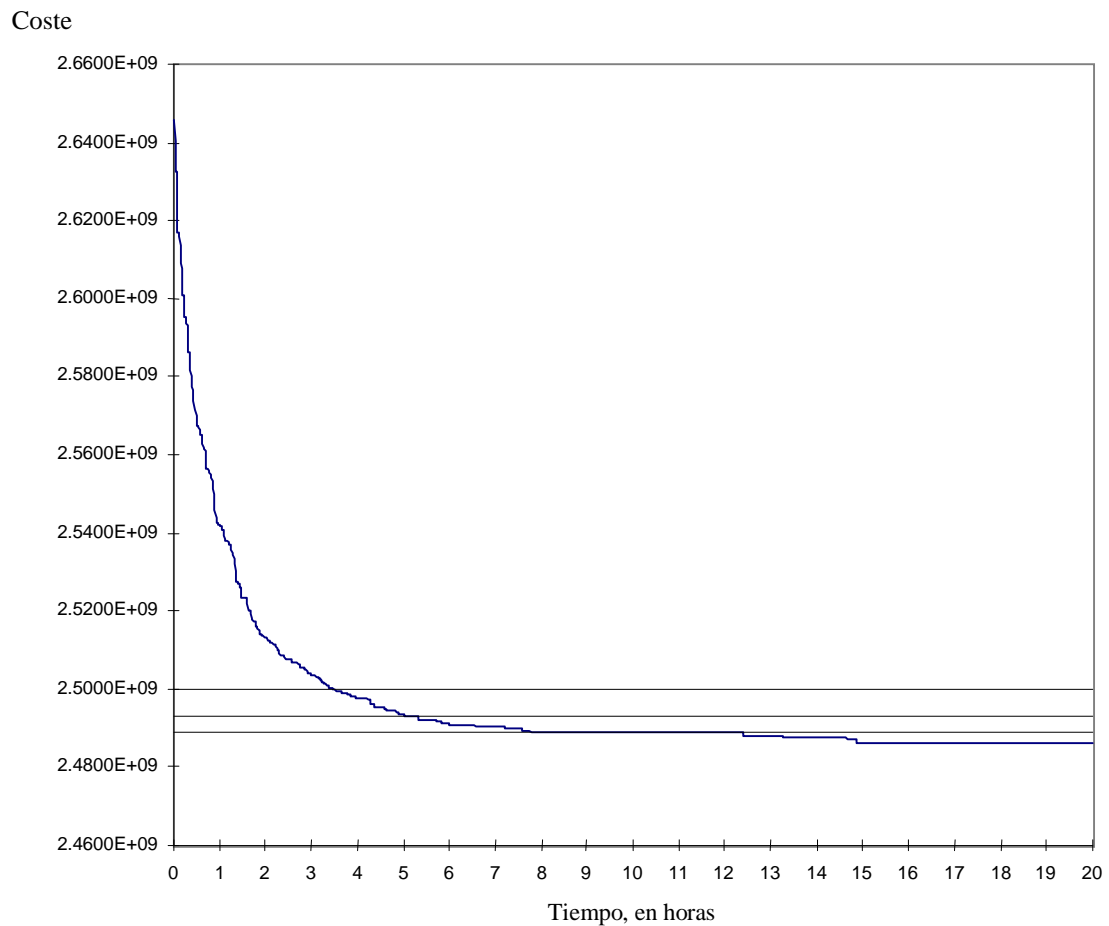


Figura 5.48. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables linealizados).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	14.86	2486.15
Solución al 0.2% de la S.D.O.	8.08	2488.93
Solución al 0.5% de la S.D.O.	5.14	2493.09
Solución al 1% de la S.D.O.	3.51	2500.04

Tabla 5.21. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables linealizados (caso 5).

Coste

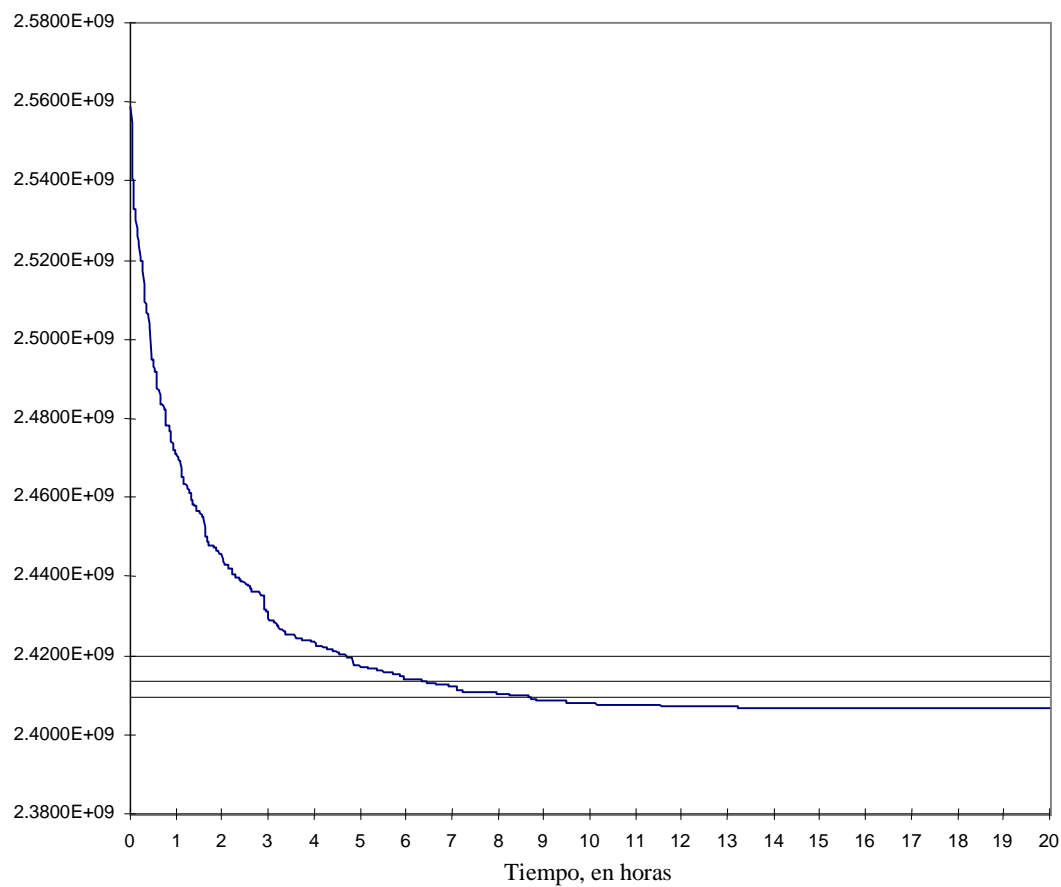


Figura 5.49. Evolución de la mejor solución en cada una de las generaciones (costes variables no lineales).

	Tiempo (Horas)	Valor de la función objetivo
Solución de diseño óptimo (S.D.O.)	15.12	2406.75
Solución al 0.2% de la S.D.O.	8.71	2409.37
Solución al 0.5% de la S.D.O.	6.46	2413.30
Solución al 1% de la S.D.O.	4.71	2419.84

Tabla 5.22. Tiempos hasta las soluciones alcanzadas y valores de las funciones objetivo con el modelo de costes variables no lineales (caso 5).

5.2.6 Conclusiones de los casos de diseño óptimo monobjetivo resueltos.

Se han realizado diseños óptimos monobjetivo de ampliación de sistemas de distribución reales, donde se proponían nuevas rutas para la construcción de líneas eléctricas futuras con objeto de poder alimentar nuevos nudos (centros de demanda) y satisfacer los aumentos previstos en los ya existentes. Así mismo se proponían localizaciones para construir nuevas subestaciones y atender, de esta forma, la demanda futura de los sistemas de distribución. Así el algoritmo genético desarrollado se encarga de determinar los tamaños y localizaciones óptimos de las futuras líneas eléctricas y futuras subestaciones de las redes de distribución. El diseño óptimo se ha realizado tanto utilizando costes variables linealizados como los costes verdaderos no lineales asociados a las pérdidas en la distribución de energía eléctrica. Se han comparado las correspondientes topologías obtenidas y se han observado las diferencias existentes en las configuraciones de las redes y en los tamaños de conductores integrantes de las dos soluciones de diseño óptimo alcanzadas (utilizando el modelo de costes variables linealizados y el modelo de costes variables no lineales).

Se ha abordado, además, un caso de diseño óptimo multietapa con una metodología pseudodinámica, mostrando las posibilidades que presentan los algoritmos genéticos en este tipo de planificación.

Finalmente, se ha procedido a llevar a cabo el diseño óptimo de un sistema de distribución real de dimensiones significativas donde el número de variables binarias supera, de forma muy importante, al de las redes eléctricas que suelen aparecer en el diseño óptimo monobjetivo recogido en la literatura especializada.

Con el algoritmo genético desarrollado se han logrado buenos resultados en unos tiempos de cálculo relativamente reducidos tanto para costes variables linealizados como para los no linealizados (teniendo en cuenta la complejidad de los modelos tratados).

En la tabla 5.23 se indican los valores más relevantes en cuanto a la dimensionalidad de cada uno de los cinco casos resueltos de diseño óptimo monobjetivo de redes de distribución reales, indicándose el número de rutas propuestas y el de variables 0-1.

En las tablas 5.24 y 5.25, y en las figuras 5.50 y 5.51 se muestran características destacables de las soluciones obtenidas en cada uno de los casos resueltos, utilizando la optimización de la función de costes en la planificación de distribución.

En la tabla 5.24 se han indicado los diferentes costes (en millones de pesetas) involucrados en las 5 redes de distribución con las que se ha procedido a realizar el diseño óptimo monobjetivo. Se muestran tanto los costes correspondientes a la solución alcanzada aplicando el modelo de costes variables linealizados (EML) como el modelo de verdaderos costes variables no lineales (EMNL). Se ha expresado el porcentaje de variación en cada uno de los costes indicados en la tabla (%VAR), siendo

$$\%VAR = \frac{EML - EMNL}{EMNL} \times 100$$

EML=Entero-mixto lineal.

EMNL=Entero-mixto no lineal.

Además aparece el valor de la función de EENS para cada una de las soluciones obtenidas con cada uno de los dos modelos mencionados y la correspondiente variación entre ellas (%VAR).

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Sumideros existentes	102	44	42	158	86
Líneas existentes	108	45	43	177	88
Líneas de refuerzo existentes	6	1	1	19	2
Rutas propuestas	118	162	183	30	385
Tamaños de conductor propuestos	3	2	2	2	2
Subestaciones Propuestas	0	1	0	0	1
Tamaños de subestaciones propuestos	0	2	0	0	2
Número de variables 0-1	354 (118x3)	326 (162x2 + 2)	366 (183x2)	60 (30x2)	772 (385x2 + 2)

Tabla 5.23. Valores relativos a las dimensiones de las redes de distribución.

Analizando la tabla 5.24 se observa que el coste total de inversión en líneas construidas es, con frecuencia, menor en la solución alcanzada utilizando el modelo de costes variables linealizados, siendo esta diferencia muy pequeña en todos los casos estudiados. Se aprecia, por otro lado, que los costes variables son apreciablemente mayores en aquellas soluciones obtenidas utilizando el modelo de costes variables

linealizados. Se observa, por lo tanto, que la utilización de un modelo u otro afecta ligeramente al valor de los costes de inversión totales y, de manera importante, a los costes variables. En cuanto a la función de *EENS*, en la mayoría de los casos, se aprecia cómo es mayor su valor cuando se utiliza el modelo de costes variables linealizados.

El coste global de la función objetivo de la solución de diseño óptimo es menor en los casos estudiados, para el modelo de costes verdaderos no lineales que para el modelo de costes variables linealizados. Esto se debe a que en redes “no saturadas”, la función de costes variables no lineales se encuentra “por debajo” de la función de los costes variables linealizados para medias y bajas cargas. El modelo no lineal conduce, en este caso, a una variación de la topología (respecto a la solución de diseño óptimo del modelo de costes variables linealizados), con un aumento de las inversiones, para conseguir una disminución de los costes variables de las líneas eléctricas más saturadas. Los resultados indican que el modelo entero-mixto no lineal alcanza mejores soluciones, con costes globales más reducidos para los casos de diseño óptimo realizados. La sencillez de la implementación del modelo no lineal en los algoritmos genéticos es otra ventaja añadida de éstos frente a las herramientas clásicas de diseño óptimo.

Las diferencias observadas en las soluciones de diseño óptimos alcanzadas al resolver un mismo caso de diseño, utilizando los costes verdaderos no lineales o los linealizados, llevan a la conclusión de que la linealización de costes variables (que es una aproximación) puede conducir a alcanzar soluciones significativamente diferentes de las obtenidas utilizando los verdaderos costes variables no lineales.

Con los resultados logrados puede concluirse que resulta ventajoso utilizar, en la práctica, el modelo de costes verdaderos no lineales (en vez de usar el modelo de costes variables linealizados) dado que representa más fielmente los costes del sistema de distribución de energía eléctrica sin aumentar de forma importante a efectos prácticos (como se comentará más adelante) el tiempo de cálculo necesario para encontrar la solución de diseño óptima, e incluso, como se ha dicho anteriormente, presentando un mejor comportamiento en la convergencia.

CASO	1			2			3		
MODELO	EMNL	EML	% VAR	EMNL	EML	% VAR	EMNL	EML	% VAR
Coste total de inversión en líneas construidas	380.28	375.26	-1.32	417.27	413.14	-0.99	577.40	574.46	-0.51
Coste de inversión de subestaciones construidas.	0.00	0.00	--	136.00	136.00	--	0.00	0.00	--
Coste variable	60.27	125.50	108.23	21.53	50.31	133.67	49.71	105.71	112.65
Coste total del diseño	440.55	500.76	13.67	574.80	599.45	4.29	627.11	680.17	8.46
Coste de las líneas existentes en explotación	474.05	474.05	--	167.88	167.88	--	324.1	324.1	--
Coste de las líneas existentes en reserva	56.91	56.91	--	5.15	5.15	--	2.73	2.73	--
Coste total de las líneas existentes	530.96	530.96	--	173.03	173.03	--	326.83	326.83	--
Coste de las subestaciones existentes	300.00	300.00	--	300.00	300.00	--	300.00	300.00	--
Coste de inversión de la red existente	830.96	830.96	--	473.03	473.03	--	626.83	626.83	--
Función objetivo de costes	1271.51	1331.73	4.74	1047.83	1072.48	2.35	1253.94	1307.01	4.23
FEENS (kWh)	8876	10538	18.72	7564	9060	19.78	17918	18774	4.78

CASO	4			5		
MODELO	EMNL	EML	% VAR	EMNL	EML	% VAR
Coste total de inversión en líneas construidas	84.17	84.17	0.00	1097.63	1098.26	0.06
Coste de inversión de subestaciones construidas.	0.00	0.00	--	136.00	136.00	--
Coste variable	38.63	66.15	41.60	75.59	154.36	104.21
Coste total del diseño	122.80	150.32	18.31	1309.22	1388.62	6.06
Coste de las líneas existentes en explotación	359.7	359.7	--	489.64	489.64	--
Coste de las líneas existentes en reserva	71.54	71.54	--	7.89	7.89	--
Coste total de las líneas existentes	431.24	431.24	--	497.53	497.53	--
Coste de las subestaciones existentes	436.00	436.00	--	600.00	600.00	--
Coste de inversión de la red existente	867.24	867.24	--	1097.53	1097.53	--
Función objetivo de costes	990.04	1017.57	2.70	2406.75	2486.15	3.30
FEENS (kWh)	1466	1466	0.00	27188	28312	4.13

Tabla 5.24. Comparación de los resultados obtenidos en las 5 redes diseñadas.

En la tabla 5.25 se han indicado los tiempos invertidos por el algoritmo genético en alcanzar la solución de diseño óptimo (tanto con el modelo de costes variables linealizados como con el modelo de costes verdaderos no lineales) y las soluciones cuyos valores de la función objetivo distan un 0.2%, un 0.5% y un 1% del de la función objetivo de la solución de diseño óptimo. Se puede observar que las diferencias en los tiempos necesarios para obtener la solución (solución de diseño óptimo y soluciones que se encuentran a una distancia del 0.2%, 0.5% y 1% del valor de su función objetivo) dependen del modelo empleado. En buena parte de los casos, el modelo de costes variables no lineales precisa tiempos de cálculo superiores al modelo de costes variables lineales. No obstante, las ventajas del modelo de costes no lineales, en cuanto a convergencia y mejor representación de la función de costes, hacen que sea preferido en la búsqueda de la solución de diseño óptimo.

CASO	1			2			3		
MODELO	MENL	MEL	% VAR	MENL	MEL	% VAR	MENL	MEL	% VAR
Tiempo a la solución de diseño óptimo (S.D.O.)	1.17	0.84	-28.20	3.14	3.04	-3.18	3.58	3.22	-9.55
Tiempo a la solución al 0.2 % de la S.D.O.	0.62	0.38	-38.71	0.82	1.29	57.32	2.14	1.66	-22.43
Tiempo a la solución al 0.5 % de la S.D.O.	0.33	0.23	-30.30	0.68	0.86	26.47	0.78	1.32	69.23
Tiempo a la solución al 1% de la S.D.O.	0.24	0.15	-37.5	0.42	0.54	28.57	0.56	1.03	83.93

CASO	4			5		
MODELO	MENL	MEL	% VAR	MENL	MEL	% VAR
Tiempo a la solución de diseño óptimo (S.D.O.)	0.19	0.13	-30.58	15.12	14.86	-1.71
Tiempo a la solución al 0.2 % de la S.D.O.	0.15	0.12	-19.84	8.71	8.08	-7.23
Tiempo a la solución al 0.5 % de la S.D.O.	0.14	0.11	-17.10	6.46	5.14	-20.43
Tiempo a la solución al 1% de la S.D.O.	0.12	0.06	-49.20	4.71	3.51	-25.48

Tabla 5.25. Tiempos consumidos en la obtención de la solución de las cinco redes diseñadas.

Por otro lado, tal y como se comentó anteriormente en otros apartados, se pueden lograr ahorros importantes en los tiempos de cálculo si se realiza la búsqueda de buenas soluciones próximas a la solución de diseño óptimo (a unas distancias de, por ejemplo, un 0.2%, un 0.5%, un 1% o cualquier otro tanto por ciento reducido). De esta forma se puede afirmar que los tiempos de cálculo necesarios a la hora de alcanzar soluciones satisfactorias, a efectos prácticos, para el planificador pueden ser notablemente inferiores a los tiempos de cálculo obtenidos en los resultados computacionales de este trabajo de investigación, correspondientes a la solución óptima de diseño de sistemas de distribución.

En las figuras 5.50 y 5.51 se han representado, respectivamente, el número de rutas propuestas frente al tiempo necesario para alcanzar la solución de diseño óptimo y el número de variables 0-1 frente al tiempo para alcanzar dicha solución. A la vista de estas gráficas puede deducirse que, para el algoritmo genético desarrollado, tiene mayor influencia en el tiempo de cálculo el número de rutas propuestas para la construcción de líneas eléctricas que el número de variables 0-1. Es decir, es más sencillo para los algoritmos genéticos resolver un problema relativamente pequeño (con un bajo número de rutas propuestas), pero con muchos tamaños de conductor (muchas variables 0-1), que uno mayor (gran número de rutas) con poca variedad en los tamaños de los conductores. Esto queda patente a la vista de la figura 5.50 en la que se ha representado, para los cinco casos resueltos, el número de rutas propuestas frente al tiempo que le ha costado al algoritmo alcanzar la solución final de diseño óptimo. Esta figura muestra un crecimiento de los valores del tiempo necesario para alcanzar la solución a medida que lo hace el número de rutas propuestas, indicando que es éste parámetro (rutas propuestas) el que influye más significativamente en el esfuerzo computacional que se requiere para alcanzar la solución final de diseño óptimo, ya que afecta de forma similar en todos los casos al tiempo necesario para alcanzar el resultado. En la figura 5.51 (donde se ha representado el número de variables 0-1 de cada uno de los casos frente al tiempo necesario para alcanzar la solución) se aprecia un comportamiento diferente en el caso 1 respecto del resto de casos resueltos. Esto se debe al hecho de que para el algoritmo genético supone poco esfuerzo computacional considerar más tamaños de conductor (tres en el caso 1), ya que el factor que más le afecta, tal y como se ha comentado antes, es el número de rutas propuestas. Así el caso 1 presenta un número de variables 0-1 mayor (354) que en el caso 2 (326 variables 0-1 y 2 tamaños de conductor propuestos), siendo ligeramente inferior que en el caso 3 (366 variables 0-1 y 2 tamaños de conductor propuestos). Sin embargo, en el caso 1 el tiempo necesario para que se alcance la solución respecto a estos dos casos (casos 2 y 3) es sensiblemente inferior, ya que el número de rutas propuestas es de 118 (inferior a las 162 del caso 2 y las 183 del

caso 3). Para comprender las razones por las que el número de rutas resulta ser el factor más importante en el tiempo consumido por el algoritmo genético, se puede recurrir a la teoría general sobre los algoritmos genéticos presentada en el capítulo 4. Recuérdese que una solución se ha representado mediante dos cadenas de números enteros (donde cada posición de una cadena indica el tamaño de conductor de una determinada línea eléctrica de la red o el tamaño de una subestación, dependiendo de cuál de las dos cadenas se considere). Para el algoritmo genético resulta más sencillo inspeccionar el espacio de soluciones cuanto más cortas sean las cadenas que representan a las soluciones, influyendo en menor medida el rango de variación que posean los números enteros que las forman (distintos tamaños).

Como se aprecia en las figuras 5.50 y 5.51, los tiempos de CPU no varían de forma muy importante a efectos prácticos, para redes de gran tamaño, con el modelo utilizado (costes variables linealizados o costes variables no lineales), aunque el comportamiento del modelo no lineal en la convergencia ha sido, en general, mejor. Esto último se observa, como se mencionó antes, en algunas de las curvas que indican la evolución del valor de la función objetivo de la mejor solución en cada una de las generaciones en función del tiempo.

Un resultado obtenido en los diseños óptimos de sistemas de distribución realizados es que los tiempos de cálculo del algoritmo genético no crecen excesivamente a medida que aumenta la dimensión de estos sistemas, algo que sí sucede con los programas estándar para el diseño (en los que el crecimiento es exponencial). El algoritmo genético desarrollado emplea tiempos significativamente inferiores, a lo que contribuye el hecho de que depende, fundamentalmente del número de rutas propuestas y no excesivamente del número de variables 0-1. Esta característica permite abordar problemas de diseño de redes de tamaños considerablemente superiores a los que otros programas son capaces de resolver y a los que pueden encontrarse en la literatura especializada (especialmente para las dimensiones del caso 5).

Además, la utilización de un alfabeto no binario en la codificación de las soluciones del algoritmo genético, en lugar de un alfabeto binario, permite al algoritmo implementado contemplar fácilmente aspectos importantes del diseño tales como el del tamaño óptimo de líneas y subestaciones, así como el de la presencia de líneas eléctricas de reserva (este último aspecto es clave a la hora de evaluar la fiabilidad del sistema de distribución para realizar, más adelante, el diseño óptimo multiobjetivo). En los primeros trabajos de investigación llevados a cabo [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1994, 1995)] se utilizó un alfabeto binario, obteniendo buenos resultados.

Dado que un alfabeto binario es menos flexible de cara a la posible inclusión de nuevos aspectos al modelo matemático, se optó por el alfabeto no binario utilizado finalmente (codificando las soluciones por medio de cadenas de números enteros), siendo éste un aspecto fundamental del algoritmo genético desarrollado, que consigue superar anteriores desarrollos dentro de este campo, y habiendo alcanzado, de este modo, excelentes resultados [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1997)].

En los apéndices pueden encontrarse, adicionalmente, ejemplos ilustrativos de diseño óptimo monobjetivo considerando la restricción de radialidad o las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles, mostrando la influencia que puede tener su inclusión en el resultado final obtenido en el proceso de diseño óptimo. Se ha observado que la incorporación de las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles puede dar lugar a la modificación de la configuración topológica de las líneas y/o de los tamaños de conductor utilizados respecto de la solución óptima que se alcanza sin aplicar dicha restricción, afectando a los costes con una disminución de los costes variables y aumentando los costes de inversión. En cuanto a la restricción de radialidad, se observa que puede dar lugar (en algunos casos) a un aumento en el valor de los costes totales involucrados en el diseño para la obtención de una solución óptima radial, (cuando existe otra no radial que presenta un valor menor en su función objetivo de costes). Estas restricciones son de tratamiento más difícil (en los casos de diseño resueltos) si se utilizan programas clásicos de optimización (que hacen uso de un algoritmo de ramificación y acotamiento) en contraste con la facilidad de su procesamiento con el algoritmo genético desarrollado.

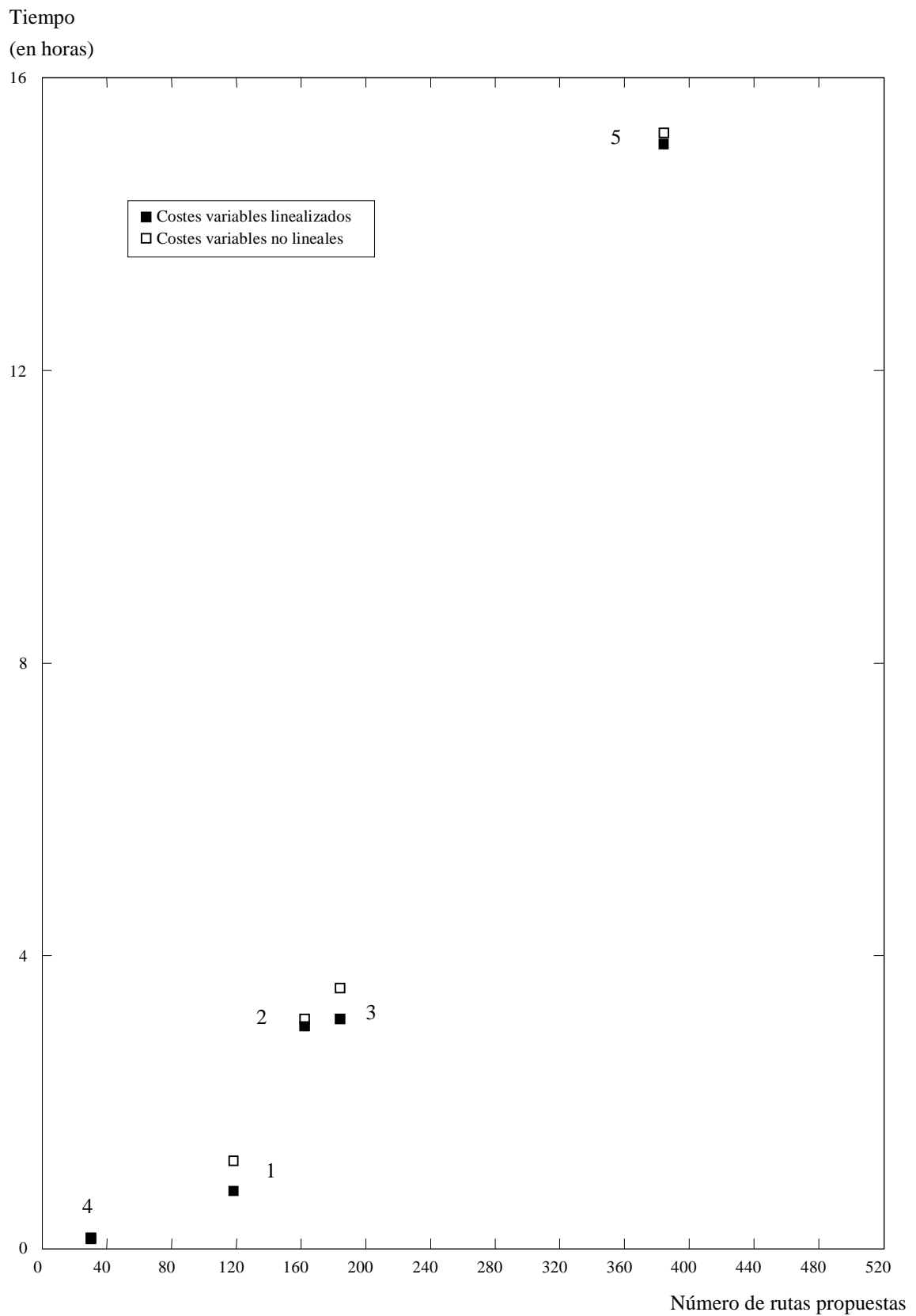


Figura 5.50. Representación de los tiempos consumidos por el algoritmo genético en función de las rutas propuestas en cada uno de los cinco casos de redes de distribución.

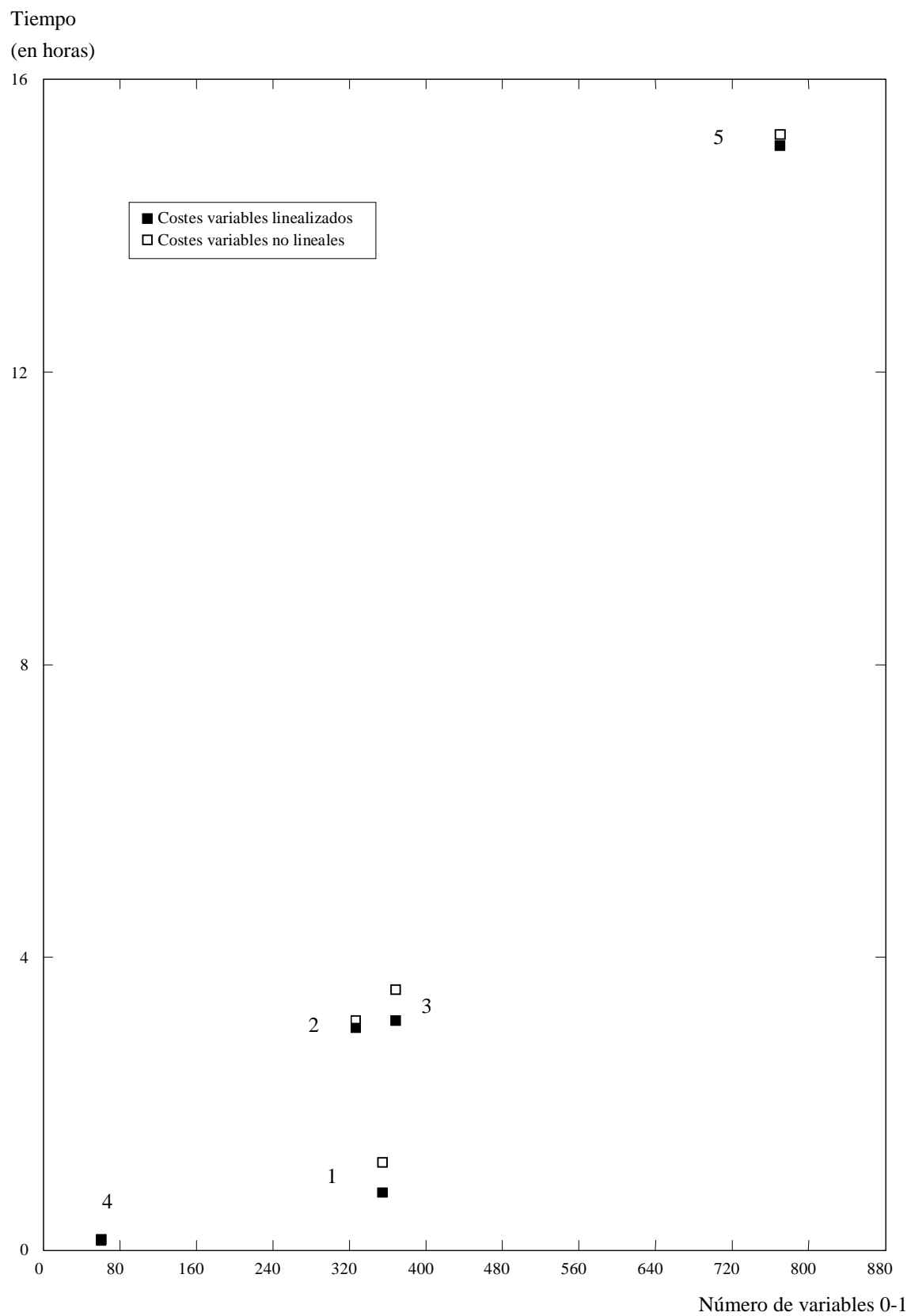


Figura 5.51. Representación de los tiempos consumidos por el algoritmo genético en función de las variables 0-1 en cada uno de los cinco casos de redes de distribución.

5.3 DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

El método de diseño óptimo multiobjetivo propuesto (capítulo 4) es fácilmente aplicable a n objetivos. En particular, se va a utilizar para realizar el diseño óptimo teniendo en cuenta dos objetivos. Por un lado se ha considerado el coste global de la red de distribución, incluyendo tanto costes fijos asociados a la construcción de la red y variables asociados a su explotación; y por otro una función que permite, a efectos del diseño óptimo, obtener una medida relativa a la fiabilidad de dicha red (función *FEENS*). La función objetivo de costes utilizada va a ser la correspondiente a los verdaderos costes no lineales. El modelo que contempla este tipo de costes será el utilizado en el ejemplo ilustrativo y los casos de diseño óptimo de la distribución que a continuación se van a mostrar.

En primer lugar se va a realizar el diseño multiobjetivo de un ejemplo ilustrativo de una porción de una red eléctrica con 41 puntos de consumo, con dos subestaciones y un total de 73 rutas propuestas para la construcción de líneas. Además, se va a proceder a realizar el diseño óptimo monobjetivo de dicha red, comparando la solución alcanzada con la seleccionada de entre las obtenidas en el diseño óptimo multiobjetivo.

Posteriormente se procede al diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución reales de energía eléctrica de dimensiones superiores a las que suelen encontrarse en la bibliografía especializada. La primera de estas redes eléctricas posee 201 nudos, una subestación, 113 líneas existentes en la red inicial y 113 rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas durante el proceso de optimización. La segunda red eléctrica posee 182 nudos, dos subestaciones (una existente en la red inicial y otra de nueva construcción), 44 líneas existentes en la red inicial y 163 rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas a lo largo del proceso de optimización. Estos dos casos de diseño multiobjetivo constituyen los casos 6 y 7 dentro de los sistemas de distribución reales que se han utilizado en los trabajos de investigación desarrollados. En estos casos se procederá también a comparar los resultados alcanzados. Esta comparación contempla a las topologías, los tamaños de conductor utilizados, los costes y la fiabilidad de los sistemas de distribución correspondientes a la solución de diseño monobjetivo alcanzada y a la solución seleccionada de entre las obtenidas en el diseño multiobjetivo, siendo posible estudiar la influencia de la optimización monobjetivo y multiobjetivo en los diseños realizados.

5.3.1 Ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

En la figura 5.52 se muestra la porción de la red de distribución, de tensión nominal 10 kV, utilizada como ejemplo de aplicación del método de diseño óptimo multiobjetivo, indicando las rutas que se proponen para la posible construcción de líneas. Como se ha comentado anteriormente, se trata de una red con 41 sumideros (puntos de demanda), 2 subestaciones (puntos de suministro) y 73 rutas propuestas para la construcción de líneas, no existiendo líneas construidas antes de proceder a la realización del diseño. Se han utilizado dos tamaños de conductor diferentes (3x1x400Al y 3x150Al) en cada ruta, que son adecuados para la construcción de líneas subterráneas. Además de llevar a cabo el diseño multiobjetivo, se acomete el diseño monobjetivo de la red. Esto permitirá comparar las configuraciones topológicas de las soluciones correspondientes a ambos casos (la solución monobjetivo y la solución elegida de las obtenidas en el diseño multiobjetivo), y por lo tanto estudiar la influencia que tiene en la solución el hecho de evaluar una función de la fiabilidad de la red y optimizarla simultáneamente con los costes económicos.

La red mencionada se ha optimizado, utilizando el modelo correspondiente al diseño óptimo multiobjetivo y utilizando como parámetros una población de 500 individuos, una tasa de mutación de 0.05, una tasa de cruce de 0.3 y un factor de mutación de 10. Los parámetros indicados, excepto la población, son los mismos que los utilizados en el diseño óptimo monobjetivo de dicha red eléctrica. Además se ha implementado el operador “filtro”, el cual permite desechar las soluciones que, a causa del gran número de líneas de reserva que contienen, presentan un coste excesivamente elevado. Este operador permite que el diseñador limite la inversión en líneas de reserva. Tal y como se comentó en su momento, así se restringe la zona donde pueden estar ubicadas las soluciones no dominadas (que formarán la curva de soluciones no dominadas). En este ejemplo se ha utilizado un filtro del 20% en las primeras ejecuciones del programa (pasando posteriormente su valor a un 10%). La aplicación del operador se efectúa considerando válidas las soluciones cuyo coste no sobrepase en un 20% el de la que posee el menor coste en cada una de las generaciones (que será solución no dominada). Por lo tanto, el valor de coste, que determina el límite aceptable que pueden alcanzar las soluciones, comienza siendo relativamente elevado en las primeras generaciones, para ir reduciéndose a medida que lo haga el valor que presente la solución cuya función objetivo de costes sea la menor de entre todas las no dominadas. Así se evita que se pierdan posibles buenas soluciones durante el proceso de optimización, soluciones que podrían generar (a través del cruce y mutación) otras no dominadas a lo largo de la ejecución del algoritmo.

La solución multiobjetivo elegida ha sido la que presenta el menor valor en la función de *EENS* con configuración radial en explotación (figuras 5.53 y 5.55) en el último proceso de optimización multiobjetivo realizado. Esta solución posee una función objetivo de costes de valor igual a 159.04 millones de pesetas. La figura 5.54 recoge la solución óptima monobjetivo. En la tabla 5.26 se indican los valores numéricos correspondientes a los resultados obtenidos en la realización del diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo de la red en estudio. Todos los costes se han expresado en millones de pesetas. En esta red, donde inicialmente no existe ninguna línea construida, se observa que con un aumento de un 19.40 % de las inversiones correspondientes a la construcción de las líneas eléctricas del diseño monobjetivo se alcanza (en la solución multiobjetivo seleccionada) un valor en la función de *EENS* igual a 250 kWh (frente a los 4491 kWh de la solución monobjetivo alcanzada). En cuanto al coste de inversión en líneas de explotación, existe un aumento de 3.03 millones en la solución multiobjetivo seleccionada respecto de la solución monobjetivo, representando un incremento de inversión del 3.71 %, disminuyendo las pérdidas de energía eléctrica en la red en un 6.18 %. Para obtener, en la solución multiobjetivo elegida, un valor de la función de *EENS* igual a 250 kWh, es preciso realizar una inversión en líneas de 15.84 millones más que en la solución monobjetivo obtenida (12.81 millones en líneas de reserva y 3.03 millones en líneas de explotación), siendo esta cantidad (15.84 millones) un 13.3 % respecto al coste total del diseño multiobjetivo de 119.04 millones. Es interesante observar que aunque el coste de inversiones en líneas aumenta, disminuyen las pérdidas que se producen en ellas (disminución de 1.42 millones).

En la figura 5.56 se representan conjuntamente la red propuesta y las soluciones monobjetivo y multiobjetivo, apreciándose notables diferencias en la topología y tamaños de los conductores en ambas soluciones y por lo tanto, la gran influencia que puede tener la optimización de la función de fiabilidad en la estructura final de la red diseñada. En la tabla 5.27 se indican las diferencias entre la solución monobjetivo y la multiobjetivo. Se han marcado con un asterisco aquellas rutas que se han indicado para la construcción de líneas en la solución correspondiente al diseño monobjetivo y que en el diseño multiobjetivo se han utilizado para la construcción de líneas de reserva. Así mismo, se han indicado con dos asteriscos a las líneas que en la solución multiobjetivo aparecen como líneas de reserva y que no forman parte de la solución monobjetivo.

	Solución monobjetivo	Solución multiobjetivo elegida	Variación total	% de variación
Coste total de inversión en líneas	81.66	97.50	15.84	19.40
Coste de inversión en líneas de explotación	81.66	84.69	3.03	3.71
Coste de inversión en líneas de reserva	0.00	12.81	12.81	--
Coste variable	22.96	21.54	-1.42	-6.18
Coste total del diseño	104.62	119.04	14.42	13.78
Coste de la red existente (subestaciones)	40.00	40.00	0.00	--
Función objetivo de costes	144.62	159.04	14.42	9.97
FEENS (kWh)	4491	250	-4241	-94.43

Tabla 5.26. Comparación de costes y de *FEENS* entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

TOPOLOGIA	
Monobjetivo	Multiobjetivo
18-21*	17-18
33-34*	33-36
	14-15**
	20-26**
	35-38**
	40-41**

Tabla 5.27. Diferencias topológicas entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo.

TAMAÑOS		
Ruta	Monobjetivo	Multiobjetivo
3-7	3x150 Al	3x1x400 Al
42-10	3x150 Al	3x1x400 Al
11-13	3x150 Al	3x1x400 Al
12-17	3x150 Al	3x1x400 Al
19-20	3x150 Al	3x1x400 Al
24-21	3x150 Al	3x1x400 Al
29-27	3x150 Al	3x1x400 Al
37-34	3x1x400 Al	3x150 Al
39-36	3x150 Al	3x1x400 Al
38-37	3x1x400 Al	3x150 Al
43-39	3x150 Al	3x1x400 Al

Tabla 5.28. Diferencias de tamaños de las líneas entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo del ejemplo ilustrativo.

Además de la solución seleccionada del diseño óptimo multiobjetivo (figuras 5.53 y 5.55), se han obtenido otras muchas soluciones no dominadas, algunas de las cuales no presentan configuración radial en explotación, mientras que otras son radiales y poseen un valor de la función de *EENS* mayor que el de la solución seleccionada. El diseñador puede elegir cualquier solución no dominada, ya que todas ellas son guardadas al final de cada proceso de optimización. Esta variedad de soluciones permite seleccionar la que presente unos costes adecuados dependiendo de las restricciones económicas (inversiones) que se impongan y considerando las pérdidas que se producirán en la red, teniendo en cuenta simultáneamente el nivel de aspiración del planificador con el fin de lograr una fiabilidad satisfactoria del sistema de distribución en estudio. El diseñador, por lo tanto, seleccionaría una solución de entre las no dominadas suficientemente satisfactoria tanto en términos de fiabilidad como en términos económicos. Para ello, es interesante que el planificador, de acuerdo a la experiencia y criterios profesionales, realice un estudio detallado de una determinada zona de la curva de soluciones no dominadas, donde, en principio, se desecharían aquellas que estuvieran fuera de unos determinados rangos aceptables (seleccionados por el planificador) para la función de costes y para la función de la *EENS*. Así, dentro de la zona seleccionada de soluciones no dominadas, el planificador puede ir avanzando desde las soluciones más baratas a las más caras evaluando, por ejemplo, la variación en términos económicos por cada kWh de energía esperada no suministrada (*EENS*) al pasar de una solución no dominada a otra dominada. Paralelamente puede también analizar la variación correspondiente en kWh de *EENS* por cada millón de pesetas de costes asociados al sistema de distribución.

El operador “filtro”, antes citado, es un buen instrumento para que el planificador limite los costes y obtenga soluciones no dominadas que sean adecuadas desde el punto de vista de las inversiones que la compañía eléctrica está dispuesta a realizar. Además, se ha utilizado este operador para evitar que aparezcan demasiadas soluciones con costes excesivamente elevados. Adicionalmente este operador permite que en el proceso de optimización aparezcan soluciones que presenten una buena fiabilidad, determinando la forma idónea de colocar las líneas de reserva con el menor coste posible.

Los tiempos de CPU necesarios para la ejecución del programa son lógicamente mayores que los correspondientes al diseño óptimo monobjetivo, ya que en este caso (diseño multiobjetivo) el resultado final es un conjunto de soluciones no dominadas de las que se han de calcular dos objetivos (coste y función *FEENS*), comparándose estos valores entre todas las soluciones para poder obtener las que son no dominadas y las

dominadas de orden 1 y 2. Los procesos de evaluación y de comparación dan lugar a un tiempo de cálculo elevado respecto al empleado en la optimización monobjetivo. Así, en el diseño monobjetivo el algoritmo genético consumió, durante la ejecución de 400 generaciones, un tiempo total de 207.9 segundos. Dado que la solución óptima se alcanzó poco después de la generación 226, el tiempo consumido hasta la obtención de la solución óptima es inferior a los 207 segundos indicados anteriormente. En cuanto a la optimización multiobjetivo, se procedió a ejecutar el algoritmo durante los tiempos indicados en la tabla 5.29, lo cual ha permitido estudiar la convergencia de las soluciones obtenidas. Antes de continuar es conveniente resaltar el hecho de que aunque los tiempos indicados para el diseño óptimo multiobjetivo pueden parecer altos, no lo son tanto si se tiene en cuenta que se ha utilizado un PC compatible Pentium a 150 Mhz, el cual posee una velocidad de cálculo no muy elevada comparada con otros computadores. Actualmente ya existen ordenadores de mayor velocidad que incluyen procesadores más rápidos, por lo que los tiempos señalados se pueden reducir a la mitad o incluso más utilizando ordenadores compatibles de gran velocidad a precios muy razonables.

En la figura 5.57 se observa la evolución de la curva de soluciones no dominadas a lo largo de la evolución del algoritmo genético. En el eje horizontal se ha representado el valor de la función objetivo de costes y las unidades utilizadas han sido pesetas. En el eje vertical se ha indicado el valor de la función *FEENS* siendo las unidades kWh. En todas las figuras de este tipo que aparecerán en los siguientes apartados del capítulo (y que muestran curvas de soluciones no dominadas) se han utilizado las unidades indicadas. Se ha representado dicha curva para 50 generaciones (puntos negros), 100 generaciones (cuadrados), 200 generaciones (triángulos), 400 generaciones (cruces) y para el instante final (círculos). Se aprecia que el avance de dicha curva es muy rápido al principio y más lento a medida que el proceso de optimización multiobjetivo avanza. La figura 5.58 recoge las soluciones no dominadas alcanzadas definitivamente en el diseño multiobjetivo realizado.

Tal y como anteriormente se ha comentado, el diseñador puede seleccionar una determinada zona de esta curva de soluciones no dominadas para realizar un estudio más detallado y seleccionar la solución que considere más adecuada. En la figura 5.59 se aprecian las curvas obtenidas en el diseño multiobjetivo que se encuentran dentro de unos rangos determinados de valores de *FEENS* y de coste que el planificador ha considerado aceptables para el diseño. A partir de la figura 5.59 el planificador puede obtener la figura 5.60 (reduciendo los rangos de las variables para ampliar la zona que él considera más interesante), donde aparece la curva de soluciones alcanzada

finalmente en el proceso de optimización multiobjetivo, y que le servirá para, tras un análisis detallado de las mismas, bien restringir aun más dichos rangos (figura 5.61), bien realizar ya la selección definitiva de la solución de diseño de la red eléctrica.

Para asegurar la obtención de una buena curva de soluciones no dominadas, se puede proceder, como así se ha hecho, a ejecutar sucesivamente el programa partiendo de algunas de las soluciones alcanzadas en cada uno de los procesos de optimización llevados a cabo. En la figura 5.62 se representa la curva de soluciones no dominadas al final de la primera ejecución del programa (mediante cuadrados) y se señalan (mediante círculos) las soluciones que se guardan con el fin de poder volver a ejecutar el algoritmo. El criterio de qué soluciones se deben guardar se realiza obteniendo una muestra de 30 de ellas, que se encuentren distribuidas lo más uniformemente posible a lo largo de la curva de soluciones no dominadas. Para ello se procede a seleccionar aquellas que se encuentran lo más cerca posible de las 30 posiciones que corresponden a unos valores de coste tales que entre cada una de estas posiciones y las dos más cercanas existan dos distancias, medidas en términos de coste económico, idénticas entre sí. Con este método se ha observado que la muestra obtenida, para todos los casos estudiados (incluyendo los que se mostrarán más adelante), es suficientemente completa ya que la evolución de los procesos de optimización continúa satisfactoriamente y alcanza excelentes resultados.

Se ejecutó 10 veces el programa utilizando la técnica indicada en el párrafo anterior intentando mejorar la curva de soluciones no dominadas. Durante los dos últimos procesos la mejora fue inapreciable, por lo que el tiempo de cálculo se podría haber reducido, correspondiendo a la duración de los ocho primeros procesos.

En las tablas 5.29 y 5.30 se indican las características de los 10 procesos ejecutados, junto a los valores de la función objetivo para las mejores soluciones “ideales” (mejor solución de coste y mejor solución de la función *FEENS*). Además se muestra el tiempo invertido en la ejecución (en segundos) y el número de generaciones (Gen.) que han sido necesarias en cada uno de los procesos. La solución radial con mejor función de *EENS* (mejor fiabilidad) se ha indicado mostrando el valor de su función objetivo de costes y el valor de la función *FEENS*. En la tabla 5.30 se indican los valores correspondientes a los parámetros utilizados en la ejecución del algoritmo genético en cada uno de los procesos llevados a cabo. El valor de “Lim. Cost”. indica el valor del tanto por ciento correspondiente al operador filtro (ya descrito anteriormente) y que en este caso se ha mantenido en un 20 % durante las seis primeras ejecuciones del programa y se ha reducido a un 10 % en las 4 últimas.

Tal y como puede apreciarse en la tabla 5.29, el número de generaciones en cada una de las ejecuciones del programa va variando. Ello se debe a que las soluciones no dominadas (que aparecen durante el proceso de optimización multiobjetivo) se preservan (no desaparecen) durante la ejecución del algoritmo, por lo que en un momento determinado su número será prácticamente igual a la población total del algoritmo genético. Por ello es preciso que el programa finalice automáticamente su ejecución antes de que el número de soluciones no dominadas alcance al de la población, ya que, en caso contrario, se produciría una situación en la que no sería posible la aparición de nuevas soluciones ya que se desea que no desaparezca ninguna de las no dominadas mientras que la población total se ha de mantener constante a lo largo de toda la optimización. El número de generaciones, en que esto sucede es variable para cada una de las diferentes ejecuciones que se llevan a cabo (en el algoritmo implementado se ha determinado que cuando el número de soluciones no dominadas alcance un valor igual o mayor que el de la población-10, se considere terminado el correspondiente proceso de diseño multiobjetivo que se esté ejecutando). Una vez que se termina uno de los procesos, se guardan todas las soluciones no dominadas y se puede ejecutar de nuevo el programa (comienza un nuevo proceso) con una muestra de 30 de ellas, tal y como se ha comentado en un apartado anterior.

Proceso	Ideal de costes		Ideal de fiabilidad		Gen.	Tiempo (Segundos)	Mejor fiabilidad, radial	
	Coste	EENS	Coste	EENS			Coste	EENS
1	144.70	4114	170.22	0	973	28631	170.22	0
2	144.67	4426	169.53	0	449	12960	169.53	0
3	144.66	4467	168.88	0	249	7473	173.25	0
4	144.63	4530	168.78	0	417	11790	173.77	0
5	144.63	4530	167.38	0	256	7574	173.50	0
6	144.63	4530	167.37	0	196	5905	159.38	0
7	144.63	4426	159.03	250	628	17130	159.03	250
8	144.63	4467	159.03	250	293	8238	159.03	250
9	144.63	4530	159.03	250	506	13737	159.03	250
10	144.63	4530	159.03	250	325	9204	159.03	250

Tabla 5.29. Resultados de los procesos del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

Proceso	Población	Cruce	Mutación	Lim. cost.
1	500	0.3	0.05	20%
2	500	0.3	0.05	20%
3	500	0.3	0.05	20%
4	500	0.3	0.05	20%
5	500	0.3	0.05	20%
6	500	0.3	0.05	20%
7	500	0.3	0.05	10%
8	500	0.3	0.05	10%
9	500	0.3	0.05	10%
10	500	0.3	0.05	10%

Tabla 5.30. Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo de redes.

En este ejemplo ilustrativo se han ensayado varios métodos con el fin de obtener un criterio que permita determinar cuándo debe considerarse que el diseño multiobjetivo ha finalizado. Para ello, se debe decidir si tras terminar uno de los procesos de los que consta la optimización multiobjetivo, éste se relanza (partiendo de una muestra de la curva de soluciones no dominadas) o si se considera que las soluciones alcanzadas son suficientemente buenas (se supone que no mejorarán de forma significativa en sucesivos procesos de optimización multiobjetivo). Para ello es conveniente poseer alguna función que mida el desplazamiento de la curva de soluciones no dominadas en las direcciones en que se optimice el coste y la función de *EENS* (es decir, desplazamiento hacia los ejes en los que se representan dichos objetivos). Tras plantear y aplicar diversas alternativas posibles se ha obtenido un método que, tanto en este ejemplo como en el resto de los casos de sistemas de distribución reales resueltos, se ha mostrado útil y ha funcionado correctamente. El criterio de parada se basa en medir (de un proceso al inmediatamente siguiente) el desplazamiento del punto medio de la recta que une a los ideales de coste y de fiabilidad (extremos de la curva de soluciones no dominadas). Se trata, por lo tanto de estudiar el desplazamiento del punto que puede denominarse como “centro de los ideales”. Dicho desplazamiento presentará un valor que dependerá de las coordenadas de dicho “centro de los ideales” al final de un proceso y al final del ejecutado a continuación. En primer lugar se normalizan estas coordenadas. Para ello se divide el coste del centro de los ideales por el mayor coste de entre el conjunto de las soluciones no dominadas existentes al final de los procesos de optimización multiobjetivo que se hayan realizado. Así mismo, se procede a normalizar el valor de la

función de *EENS* correspondiente al centro de los ideales, dividiéndolo por el máximo valor de *FEENS* que se haya presentado en el conjunto de todas las soluciones no dominadas existentes al finalizar los diferentes procesos de optimización ejecutados. Así es posible calcular el desplazamiento (utilizando una métrica euclídeana) del centro de los ideales al pasar de un proceso a otro y se dispone de una medida que (al haber normalizado las coordenadas), permite evaluar en igualdad de condiciones el desplazamiento hacia cualquiera de los dos ejes en los que se representan los dos objetivos (con más objetivos se aplicaría este método de idéntica forma). Para determinar qué valores de desplazamiento determinan la parada del diseño óptimo multiobjetivo, se ha procedido a estudiar en este ejemplo y en los siguientes casos, la representación de las curvas de soluciones no dominadas, observando los valores de desplazamiento que correspondían a situaciones en que no se producía un avance apreciable de dicha curva. Así, se ha deducido que, para cualquiera de los diseños óptimos multiobjetivo de redes de distribución resueltos, se puede considerar por finalizado el diseño multiobjetivo si el desplazamiento del “centro de los ideales” presenta un valor inferior a 0.003 durante tres procesos consecutivos. En la tabla 5.31 se indican los desplazamientos correspondientes a los diferentes procesos de optimización multiobjetivo consecutivos.

Proceso	Coste correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	<i>FEENS</i> correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	Desplazamiento del centro de los ideales
1	0.92504	0.48719	--
2	0.92291	0.48846	0.00247
3	0.92099	0.49299	0.00491
4	0.92059	0.50000	0.00701
5	0.91648	0.50000	0.00411
6	0.91646	0.50000	0.00001
7	0.89198	0.52764	0.03692
8	0.89198	0.52764	0.00000
9	0.89198	0.52764	0.00000
10	0.89198	0.52764	0.00000

Tabla 5.31. Desplazamiento del “centro de los ideales” en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

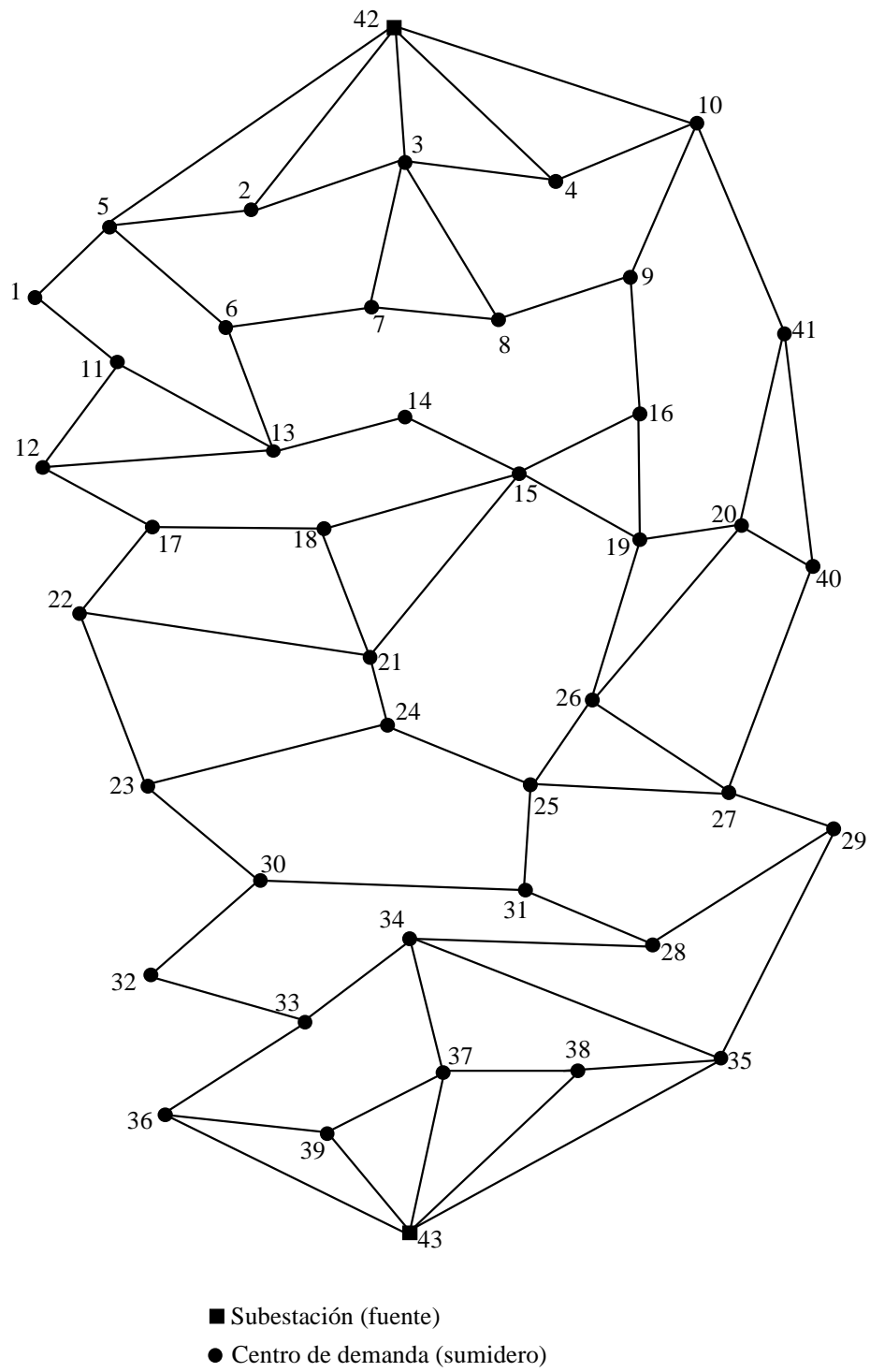


Figura 5.52. Red propuesta del ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

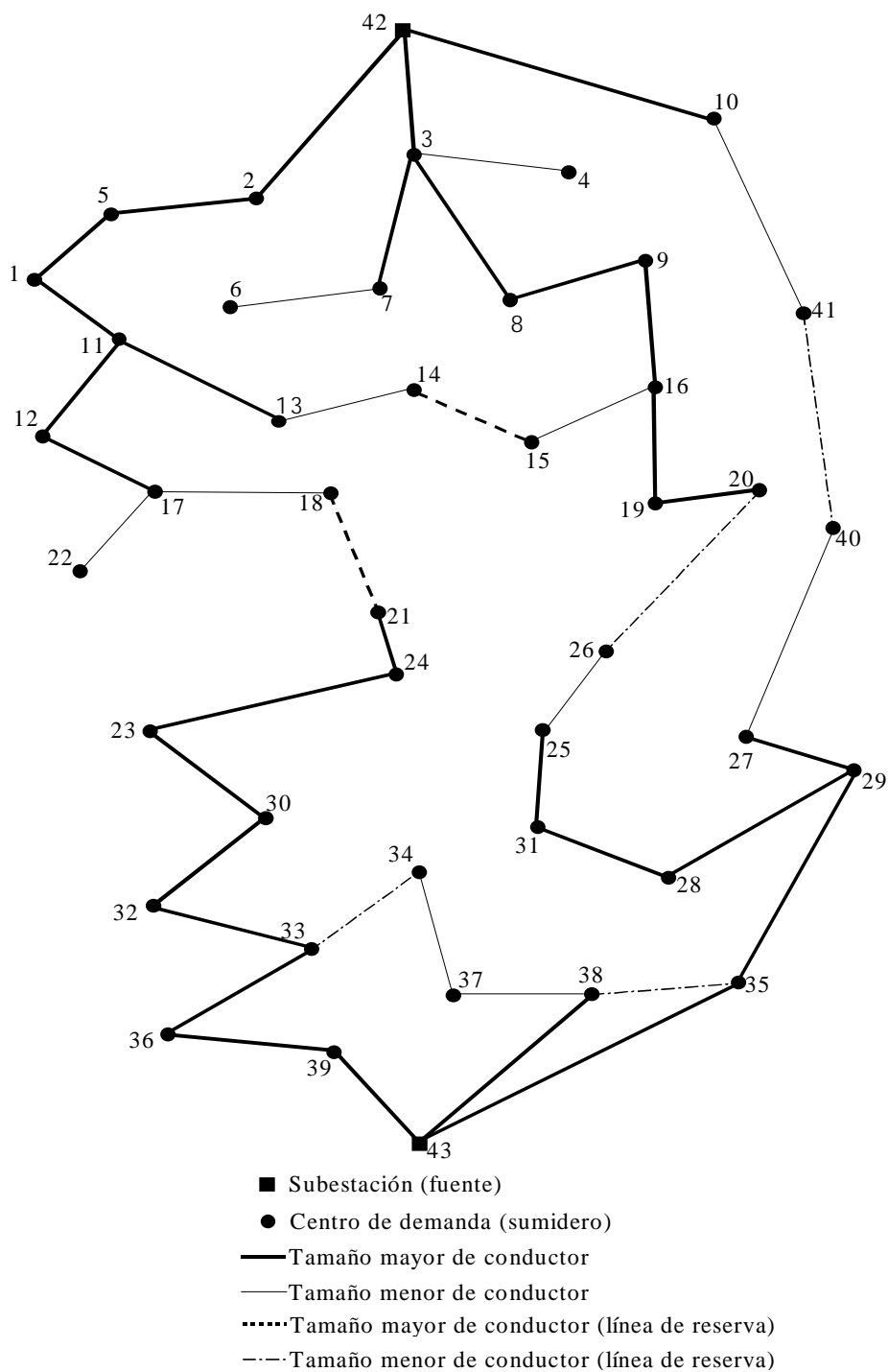


Figura 5.53. Solución multiobjetivo completa (ejemplo ilustrativo).

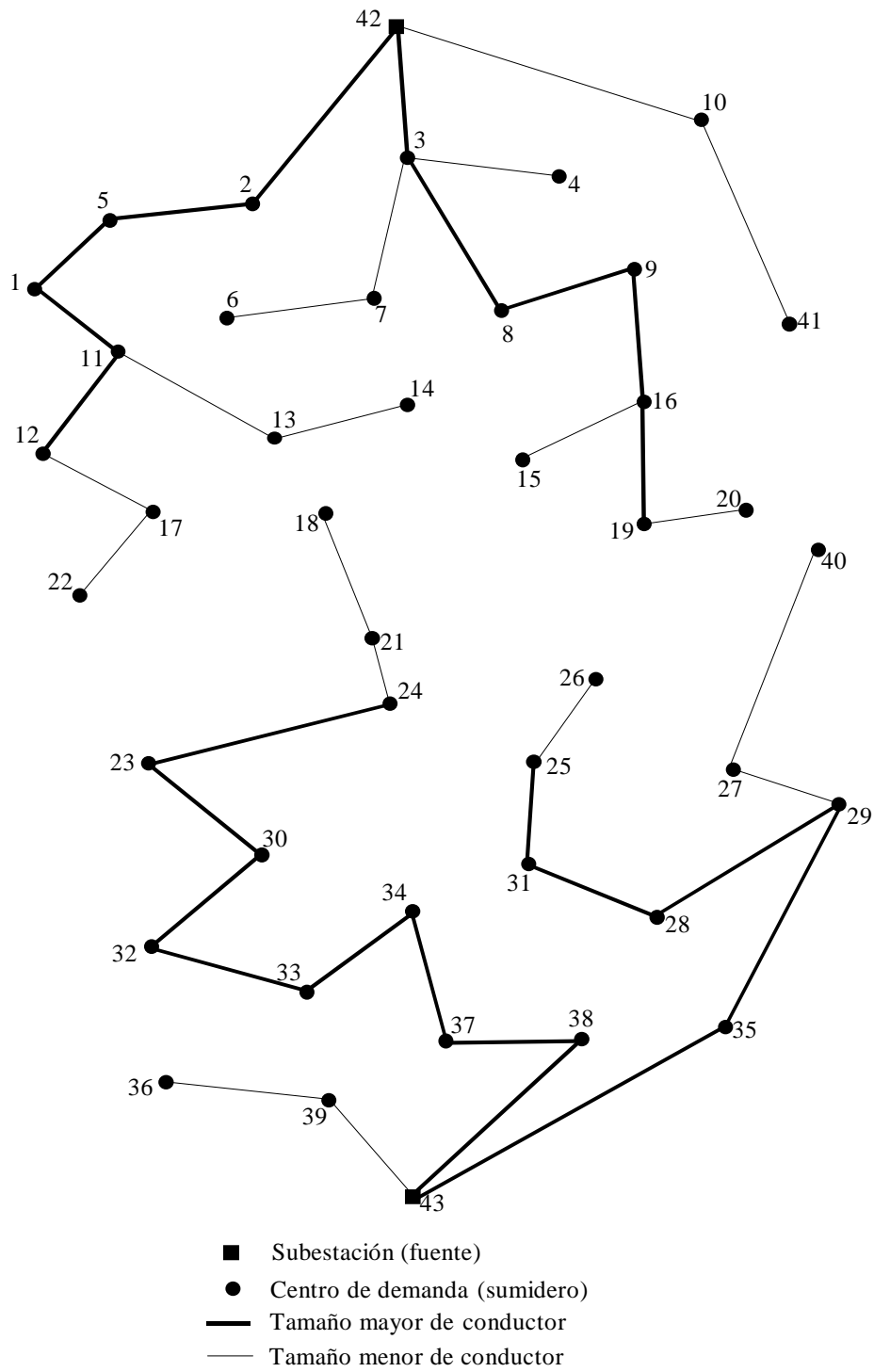


Figura 5.54. Solución monobjetivo (ejemplo ilustrativo).

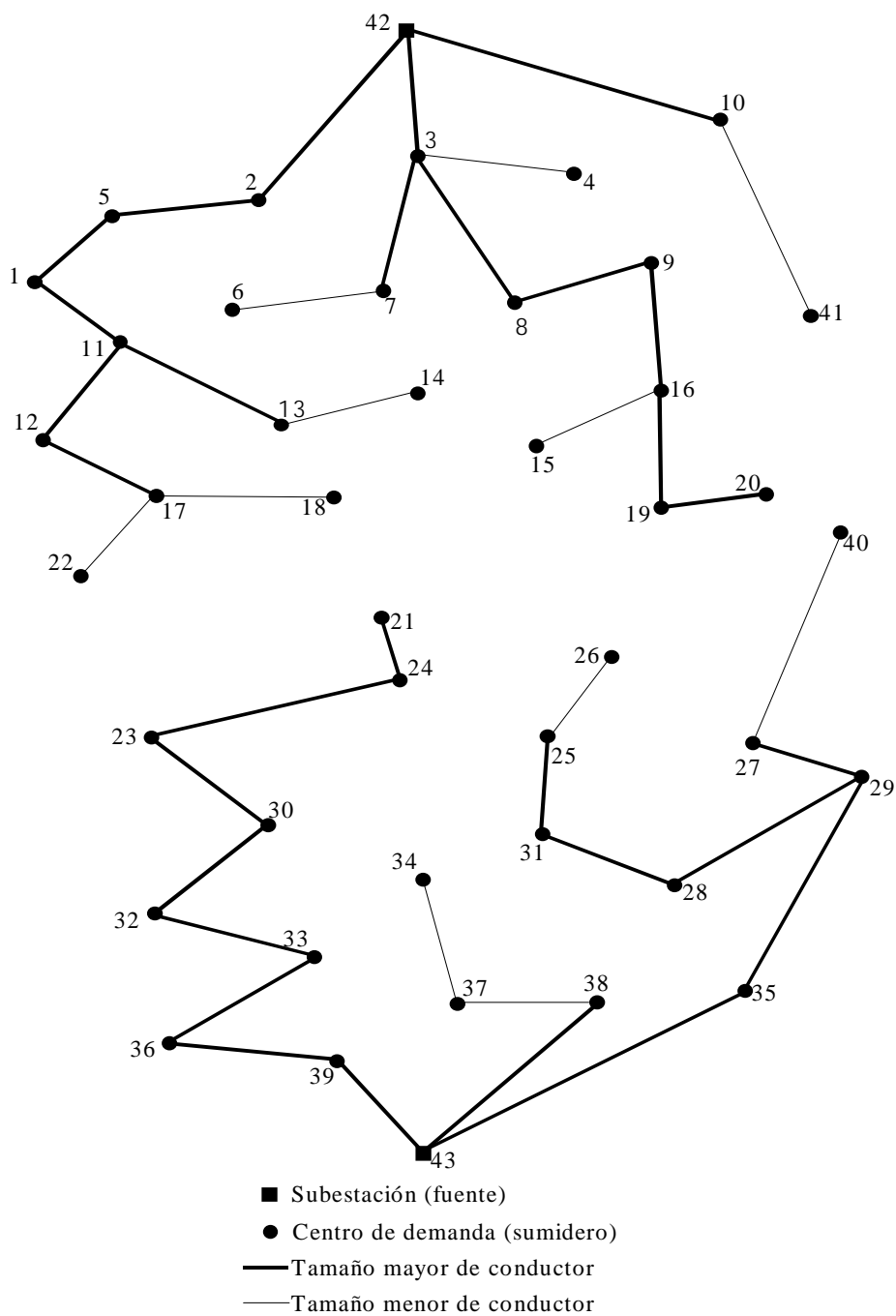


Figura 5.55. Solución multiobjetivo radial en explotación (ejemplo ilustrativo).

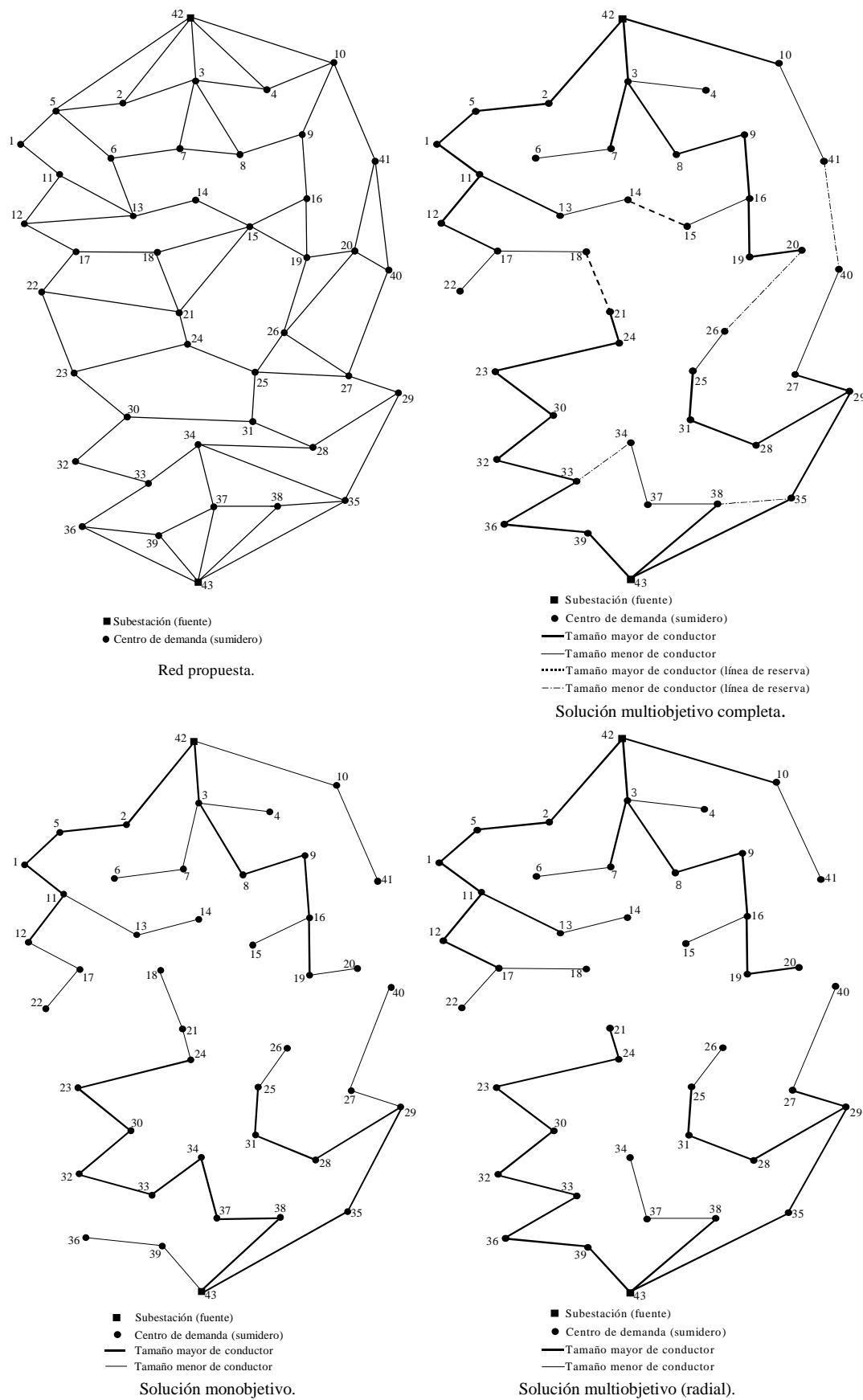


Figura 5.56. Red propuesta y soluciones monobjetivo y multiobjetivo (ejemplo ilustrativo).

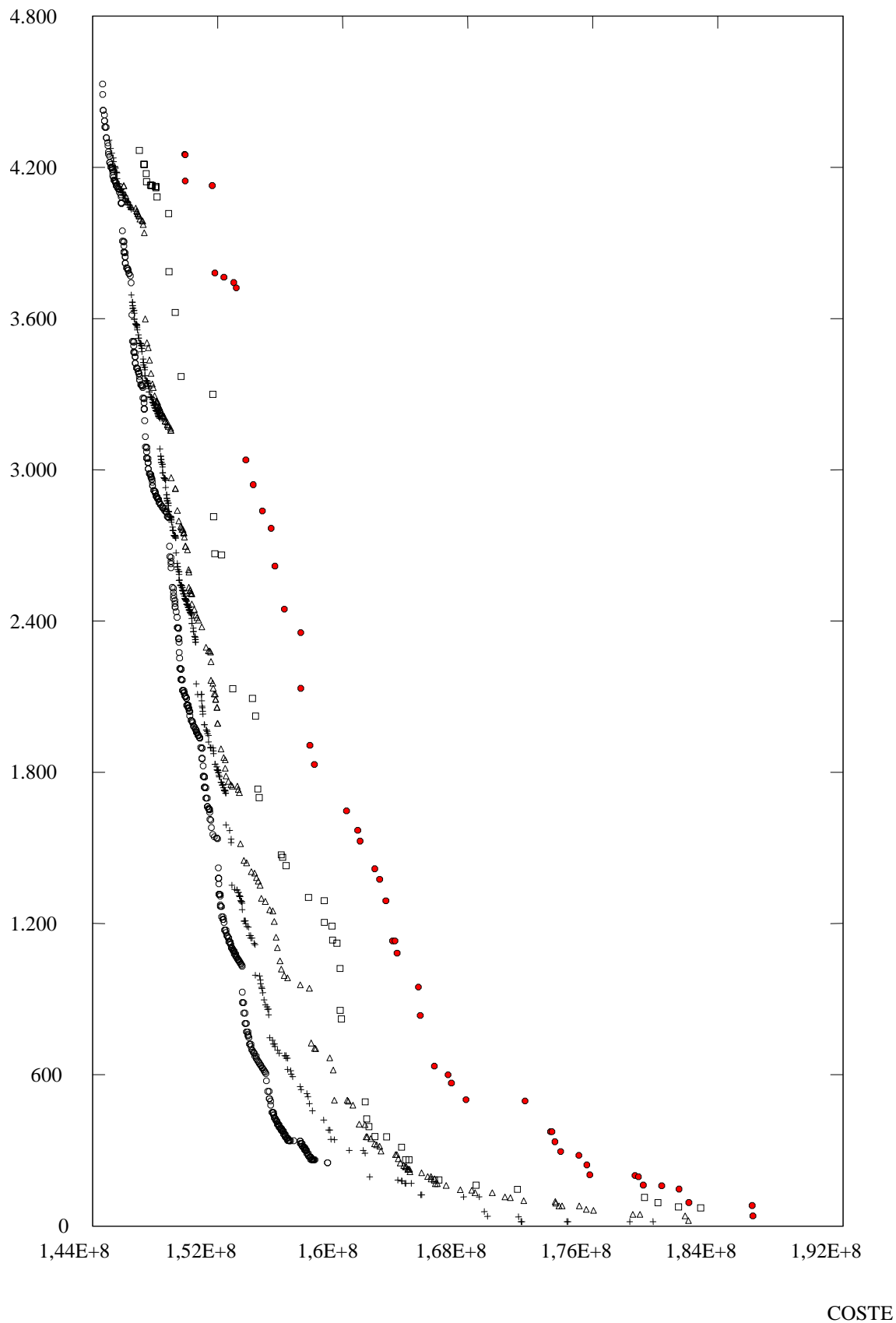


Figura 5.57. Evolución de las curvas de soluciones no dominadas en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

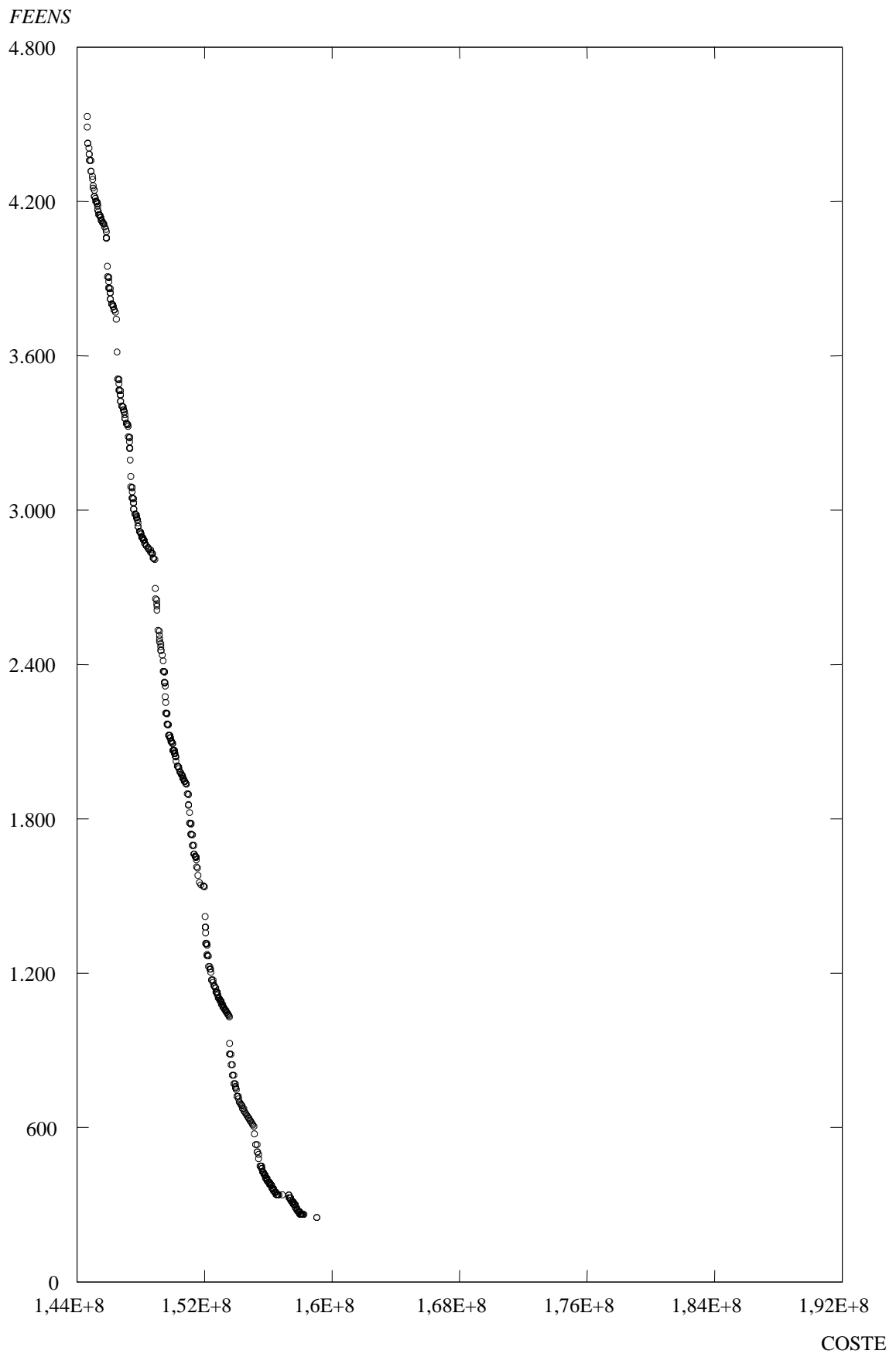


Figura 5.58. Curva de soluciones no dominadas alcanzada al finalizar el diseño óptimo multiobjetivo del ejemplo ilustrativo.

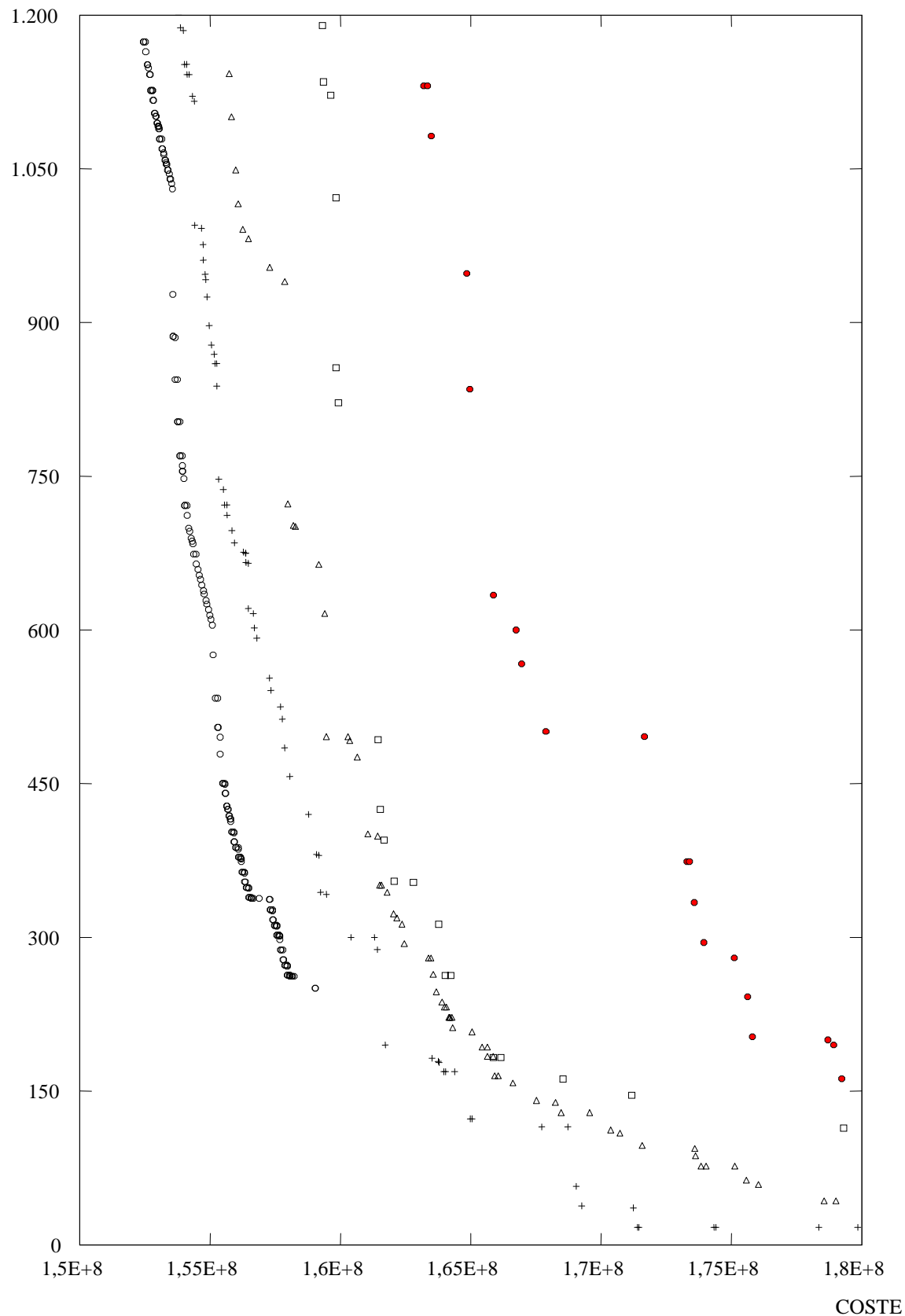


Figura 5.59. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

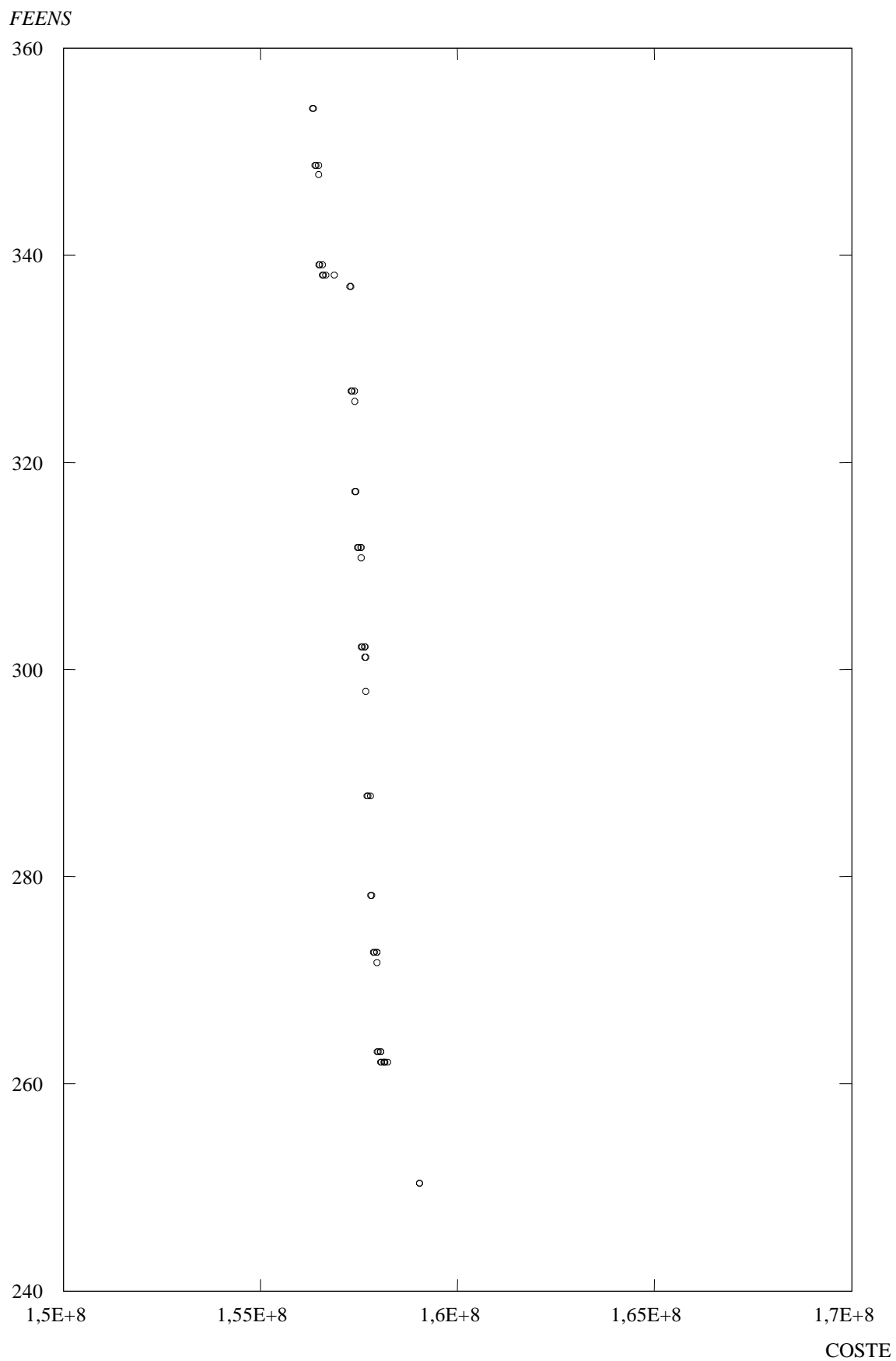


Figura 5.60. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

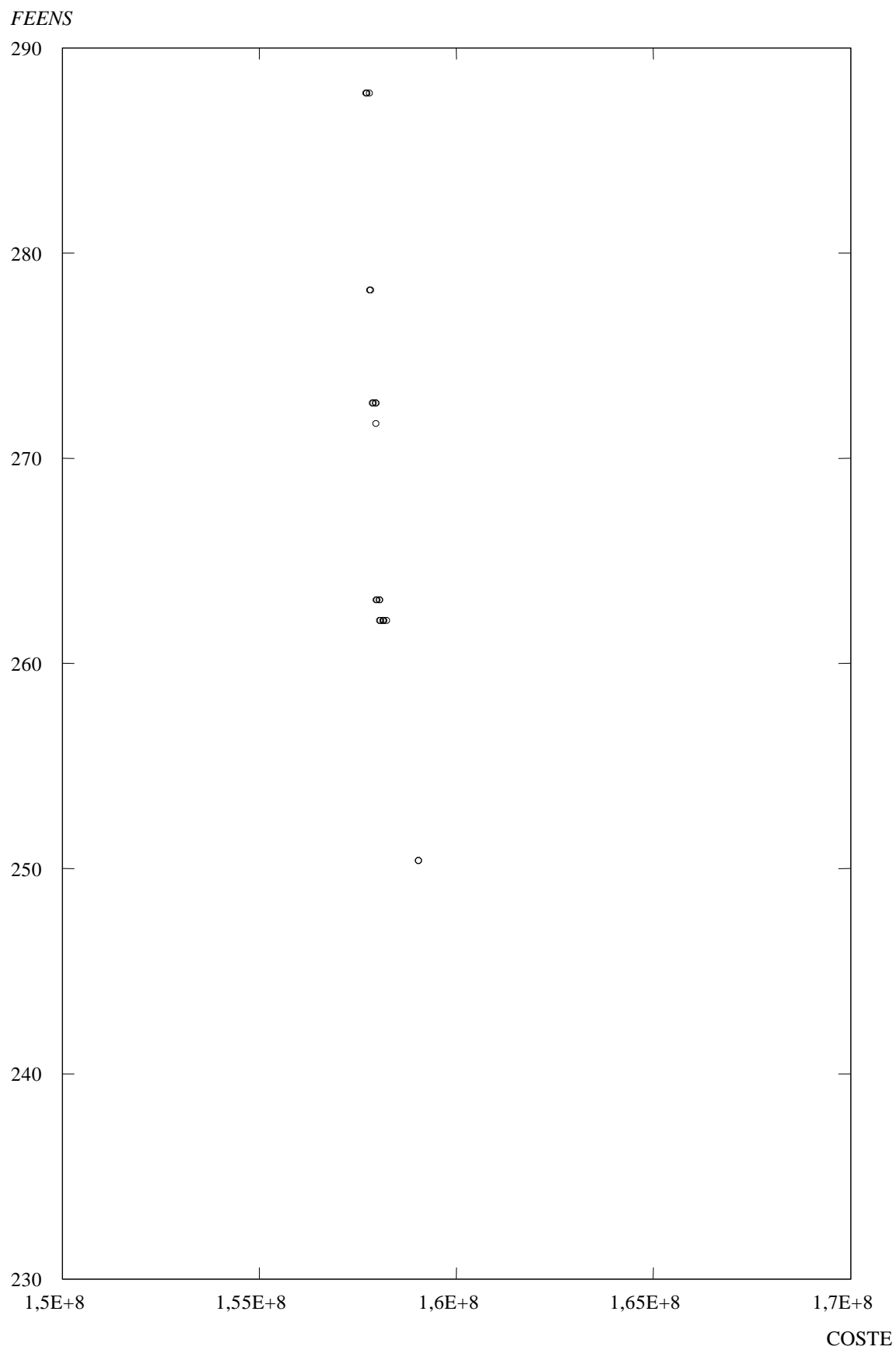


Figura 5.61. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el ejemplo ilustrativo de diseño óptimo multiobjetivo.

FEENS

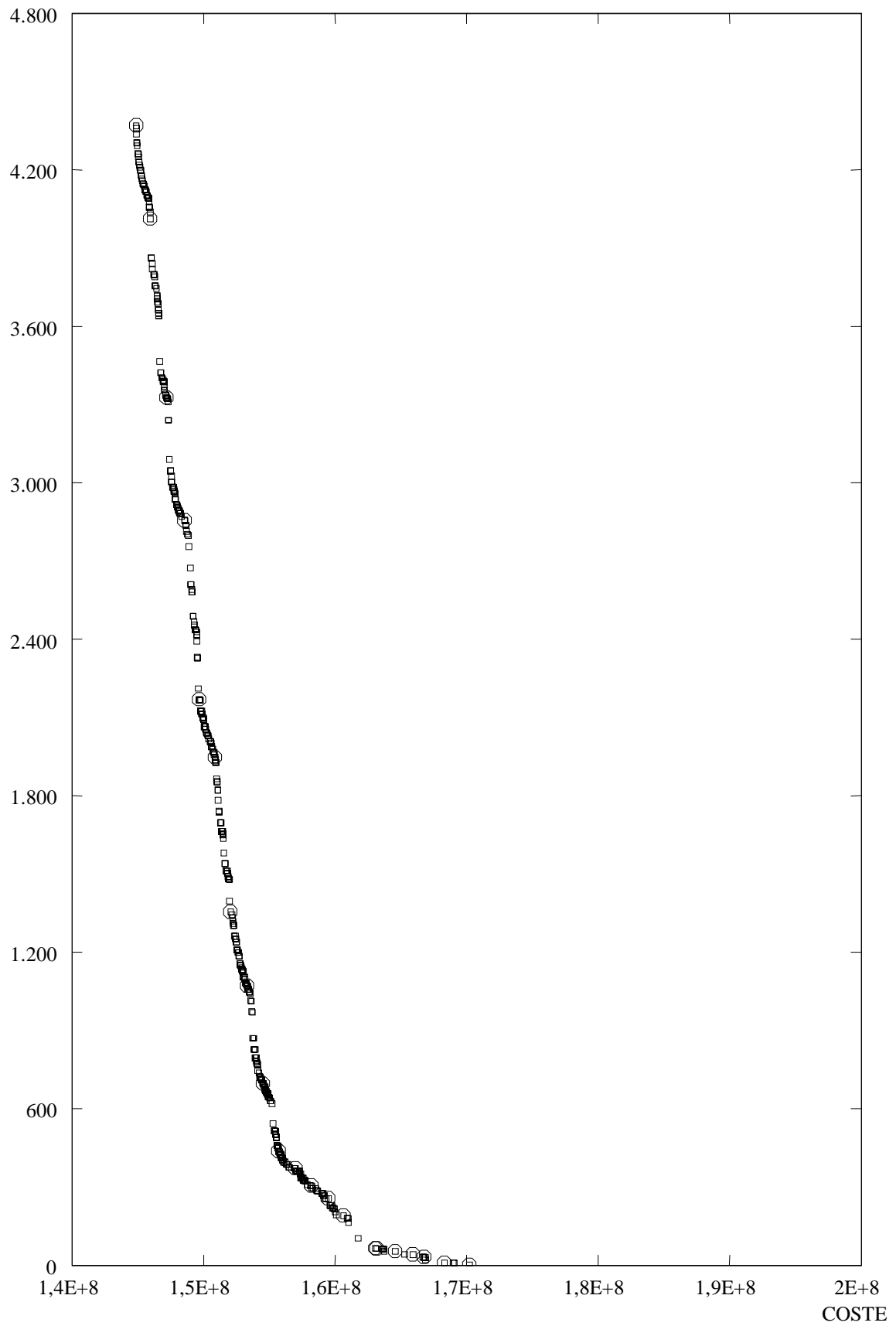


Figura 5.62. Soluciones seleccionadas al finalizar el primer proceso como representación de la curva de soluciones no dominadas (ejemplo ilustrativo).

5.3.2 Diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución reales.

Tras comprobar en el apartado anterior el buen funcionamiento del algoritmo genético que se ha desarrollado dentro del ámbito del diseño óptimo multiobjetivo, a continuación se va a proceder a aplicar el modelo de optimización multiobjetivo a sistemas de distribución de energía eléctrica y, además realizar su diseño óptimo monobjetivo, siendo posible así comparar la solución óptima monobjetivo con una solución no dominada (la de máxima fiabilidad y radial en explotación) obtenida en el último proceso de optimización multiobjetivo del diseño óptimo.

5.3.2.1 Caso 6: *Diseño óptimo multiobjetivo de las líneas eléctricas de un sistema de distribución.*

En la figura 5.63 se representa la red inicial correspondiente a este caso 6. En la figura 5.64 se observa la red propuesta junto con la red inicial, donde con trazo grueso se han indicado las líneas eléctricas correspondientes a la red inicial y con trazo fino las rutas propuestas para la nueva construcción. La red inicial existente presenta una subestación con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA. En el diseño de la red, de tensión nominal 10 kV, se han propuesto 3 tamaños de conductor diferentes para la construcción de líneas: 3x150Al, 3x1x400Al y 3x1x240Al. Los tres son para la construcción de líneas subterráneas. En la red existente, antes de proceder a la realización del diseño, además de los anteriores tamaños, se ha hecho uso otros dos tamaños de conductor para la construcción de líneas aéreas: LA 180 y LA 180 (doble circuito). Además de los indicados anteriormente, se ha utilizado el 3x1x400Al (doble circuito) para líneas subterráneas. En este caso 6 se realiza el diseño óptimo multiobjetivo de una red que posee 201 nudos, 113 líneas existentes en la red inicial y 113 rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas durante el proceso de optimización.

Se ha efectuado el diseño óptimo multiobjetivo de dicha red ejecutando el programa en 7 ocasiones y alcanzando una curva de soluciones no dominadas (que no varía de forma apreciable en los tres últimos procesos de diseño). Recuérdese que el modelo utilizado para la función objetivo de costes es el correspondiente a los verdaderos costes variables no lineales (tanto para el diseño monobjetivo como para el multiobjetivo). Realizando el diseño óptimo multiobjetivo se alcanza un conjunto de soluciones no dominadas, de entre las que se puede seleccionar, en principio, una de las

que presentan topología radial en explotación.

La figura 5.65 recoge la solución multiobjetivo elegida (solución no dominada y radial en explotación, con mínima función de *EENS* al final del último proceso de optimización multiobjetivo) mientras que la figura 5.66 muestra la solución monoobjetivo. En la figura 5.65 se han indicado las líneas de reserva por medio de trazos discontinuos.

Proceso	Ideal de costes		Ideal de fiabilidad		Gen.	Tiempo (Segundos)	Mejor fiabilidad, radial	
	Coste	<i>EENS</i>	Coste	<i>EENS</i>			Coste	<i>EENS</i>
1	1227.19	16463	1363.15	395	124	44654	1262.5	1967
2	1226.71	16403	1361.7	390	29	10190	1262.9	2059
3	1226.71	16403	1361.7	390	29	9918	1251.6	2831
4	1225.8	15693	1373.9	292	45	21401	1259.3	2004
5	1225.68	15622	1368.3	253	43	18797	1257.1	2009
6	1225.68	15622	1371	240.	39	17956	1257.3	1937
7	1225.68	15622	1372.5	238	26	12593	1257.6	1935

Tabla 5.32. Resultados de los procesos del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.

Proceso	Población	Cruce	Mutación	Lim. cost.
1	150	0.3	0.02	15 %
2	150	0.3	0.02	15 %
3	150	0.3	0.02	15 %
4	200	0.3	0.02	15 %
5	200	0.3	0.02	15 %
6	200	0.3	0.02	15 %
7	200	0.3	0.02	15 %

Tabla 5.33. Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.

En la tabla 5.32 se indican las características de los 7 procesos de optimización multiobjetivo ejecutados, junto a los valores de la función objetivo para las mejores soluciones ideales (mejor solución de coste y mejor solución de la función *FEENS*). Además se muestra el tiempo invertido en la ejecución y el número de generaciones (Gen.) que han sido necesarias para cada uno de los procesos. La solución radial con mejor función de *EENS* (mejor fiabilidad) se ha indicado mostrando el valor de su

función objetivo de costes y de la *FEENS*. En la tabla 5.33 se indican los valores correspondientes a los parámetros utilizados en la ejecución del algoritmo genético en cada uno de los procesos llevados a cabo. El valor de “Lim. Cost.” indica el valor del tanto por ciento correspondiente al operador filtro (ya descrito anteriormente) y que en este caso se ha mantenido en un 15% para todas las ejecuciones del programa.

La solución multiobjetivo elegida (con configuración radial en explotación y con menor valor de la función de *EENS* de 1935 kWh) presentó un coste de 1257.66 millones de pesetas. En la tabla 5.34 se indican los valores numéricos correspondientes a los resultados obtenidos en la realización del diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo de la red en estudio. Todos los costes se han expresado en millones de pesetas. En esta red, donde inicialmente existen líneas construidas, se observa que se obtiene un valor máximo de fiabilidad en la red (con configuración radial en explotación) realizando un aumento de un 13.41 % de las inversiones correspondientes a la construcción de líneas eléctricas del diseño monobjetivo, reduciendo en un 88.45 % el valor de la función de *EENS*. En cuanto al coste de inversión en líneas de explotación, existe un aumento de 15.45 millones en la solución multiobjetivo seleccionada respecto de la solución monobjetivo, suponiendo un 4.81 % de incremento, y disminuyendo de forma mínima las pérdidas en un 0.26 %. La inversión en líneas es de 43.03 millones, resultando un 10.13 % del coste total de 424.75 millones de pesetas del diseño multiobjetivo de la red de distribución que se está estudiando.

	Solución monobjetivo	Solución multiobjetivo elegida	Variación total	% de variación
Coste total de inversión en líneas	320.89	363.92	43.03	13.41
Coste de inversión en líneas de explotación	320.89	336.34	15.45	4.81
Coste de inversión en líneas de reserva	0	27.58	27.58	--
Coste variable	60.99	60.83	-0.16	-0.26
Coste total del diseño	381.88	424.75	42.87	11.23
Coste de las líneas existentes	532.91	532.91	0	--
Coste de las subestaciones existentes	300	300	0	--
Coste de la red existente	832.91	832.91	0	--
Función objetivo de costes	1214.80	1257.66	43.86	3.53
<i>FEENS</i> (kWh)	16760	1935	-14825	-88.45

Tabla 5.34. Comparación de costes y de *FEENS* entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo de redes.

Los tiempos de CPU necesarios para la ejecución del programa son mayores que los correspondientes al diseño óptimo monobjetivo, ya que en este caso (diseño multiobjetivo) el resultado final es un conjunto de soluciones no dominadas de las que

se han de calcular dos objetivos (coste y función *FEENS*), comparándose estos valores entre todas las soluciones para poder obtener las que son no dominadas y las dominadas de orden 1 y 2. Los procesos de evaluación y de comparación dan lugar a un tiempo de cálculo elevado respecto al empleado en la optimización monobjetivo. Así, en el diseño monobjetivo el algoritmo genético consumió, durante la ejecución de 2000 generaciones, un tiempo total de 1.81 horas, alcanzándose la solución óptima en 0.76 horas.

El último proceso de la optimización se ha determinado aplicando el criterio de parada basado en el estudio del desplazamiento del “centro de los ideales”. Así, tal y como se ha comentado con anterioridad, si dicho desplazamiento presenta un valor inferior a 0.003 durante tres procesos consecutivos, se considera que la optimización puede considerarse finalizada. En la tabla 5.31 se indican los desplazamientos correspondientes a los diferentes procesos de este caso 6.

Proceso	Coste correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	<i>FEENS</i> correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	Desplazamiento del centro de los ideales
1	0.96517	0.51107	--
2	0.97575	0.51257	0.00106
3	0.97676	0.51475	0.00240
4	0.97974	0.51423	0.00301
5	0.97817	0.51192	0.00279
6	0.97817	0.51192	0.00000
7	0.97549	0.51154	0.00270

Tabla 5.35. Desplazamiento del “centro de los ideales” en el caso 6.

En la figura 5.65 se muestra, como ya se dijo, la solución correspondiente al diseño óptimo multiobjetivo que posee mejor fiabilidad, siendo radial en explotación, de entre todas las que son no dominadas al finalizar el proceso número 7. En la figura 5.66 se ha representado, como se indicó antes, la solución de diseño óptimo monobjetivo de costes. La figura 5.67 contiene la solución completa multiobjetivo y la solución monobjetivo correspondientes a este caso 6. Así, se pueden apreciar las diferencias topológicas entre ambas: En las tablas 5.36 y 5.37 se indican detalladamente cuáles son las líneas y tamaños que diferencian a ambas soluciones (multiobjetivo y monobjetivo). Se observa, por lo tanto, que la optimización simultánea de los costes y de la función de fiabilidad tiene gran influencia en la solución alcanzada durante el proceso de diseño.

Se han marcado con un asterisco aquellas rutas que se han utilizado para la construcción de líneas en la solución correspondiente al diseño monobjetivo y que en el diseño multiobjetivo se han utilizado para la construcción de líneas de reserva. Así mismo, se han indicado con dos asteriscos a las líneas que en la solución multiobjetivo aparecen como líneas de reserva y que no forman parte de la solución monobjetivo.

En la Figura 5.68 se aprecia la evolución de la curva de soluciones no dominadas a lo largo del proceso de optimización. Se observa claramente cómo va avanzando dicha curva, habiéndose representado las soluciones no dominadas para 50 generaciones (puntos negros), para el final del proceso 2 (cuadrados), al final del proceso 4 (triángulos) y en la finalización del proceso número 7 (cruces). Se observa que las curvas determinadas por las soluciones no dominadas se desplazan a lo largo del proceso de optimización mejorando los valores de las soluciones (de las dos funciones objetivo) a medida que se suceden las generaciones. El conjunto de soluciones no dominadas alcanzadas finalmente en el proceso de optimización multiobjetivo se recoge en la figura 5.71.

En la figura 5.70 se indican, para el final del primer proceso, las soluciones que se guardan para volver a ejecutar el programa. Las soluciones guardadas se marcan mediante círculos que rodean a los cuadrados que señalan a cada una de las soluciones no dominadas.

En la figura 5.71 se muestra una zona de las soluciones no dominadas obtenidas en los procesos de optimización, zona que, por ejemplo, ha podido ser seleccionada inicialmente por el planificador. La figura 5.72 corresponde a las soluciones no dominadas para dicha zona. Así pues el planificador, tras estudiar en detalle esta zona, puede proceder a reducir aun más su extensión (figura 5.73) y continuar analizando las soluciones que contiene (y seguir reduciendo su extensión), o bien seleccionar ya la solución no dominada definitiva, atendiendo simultáneamente a los valores de las funciones objetivo de costes y de fiabilidad.

TOPOLOGIA	
Monobjetivo	Multiobjetivo
26-30	40-42
47-42*	56-20
144-145*	56-148
	20-71**
	142-149**
	70-62**
	159-180**

Tabla 5.36. Diferencias topológicas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 6).

TAMAÑOS					
Ruta	Sol. monobj.	Sol. multiobj.	Ruta	Sol. monobj.	Sol. multiobj
1-13	3x150 Al	3x1x240 Al	52-25	3x150 Al	3x1x400 Al
8-7	3x150 Al	3x1x400 Al	32-21	3x150 Al	3x1x240 Al
2-8	3x150 Al	3x1x400 Al	118-120	3x150 Al	3x1x240 Al
7-18	3x150 Al	3x1x240 Al	83-117	3x150 Al	3x1x240 Al
1-12	3x150 Al	3x1x240 Al	56-124	3x150 Al	3x1x240 Al
3-11	3x150 Al	3x1x240 Al	124-127	3x150 Al	3x1x240 Al
12-3	3x150 Al	3x1x240 Al	118-199	3x150 Al	3x1x240 Al
50-51	3x150 Al	3x1x240 Al	199-200	3x150 Al	3x1x400 Al
51-55	3x150 Al	3x1x240 Al	199-157	3x150 Al	3x1x400 Al
55-26	3x150 Al	3x1x240 Al	157-123	3x150 Al	3x1x240 Al
30-39	3x150 Al	3x1x240 Al	198-191	3x150 Al	3x1x400 Al
50-53	3x150 Al	3x1x240 Al	158-160	3x150 Al	3x1x240 Al
53-23	3x150 Al	3x1x400 Al	160-171	3x150 Al	3x1x240 Al
23-28	3x150 Al	3x1x240 Al	171-187	3x150 Al	3x1x240 Al
28-33	3x150 Al	3x1x240 Al	187-167	3x150 Al	3x1x240 Al
46-20	3x150 Al	3x1x240 Al	178-175	3x150 Al	3x1x240 Al
34-37	3x150 Al	3x1x400 Al	160-184	3x150 Al	3x1x400 Al
49-47	3x150 Al	3x1x240 Al	178-172	3x150 Al	3x1x240 Al
54-22	3x150 Al	3x1x240 Al	169-173	3x150 Al	3x1x240 Al
22-27	3x150 Al	3x1x400 Al	179-159	3x150 Al	3x1x240 Al
32-54	3x150 Al	3x1x400 Al	161-168	3x150 Al	3x1x240 Al
20-49	3x150 Al	3x1x400 Al	181-182	3x150 Al	3x1x240 Al
41-36	3x150 Al	3x1x240 Al	136-143	3x150 Al	3x1x240 Al
49-45	3x150 Al	3x1x240 Al	189-188	3x150 Al	3x1x240 Al
29-38	3x150 Al	3x1x240 Al	197-195	3x150 Al	3x1x240 Al
38-48	3x150 Al	3x1x240 Al	188-192	3x150 Al	3x1x400 Al
25-29	3x150 Al	3x1x240 Al			

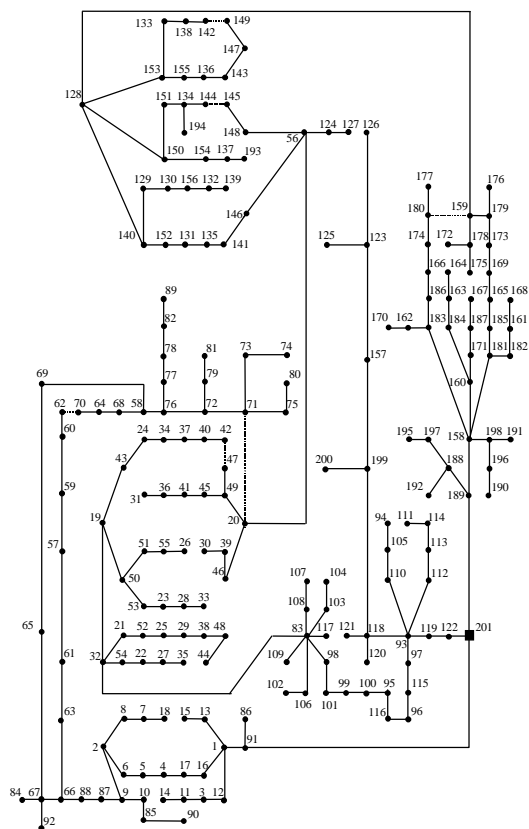
Tabla 5.37. Diferencias de tamaños de conductor entre las soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 6).



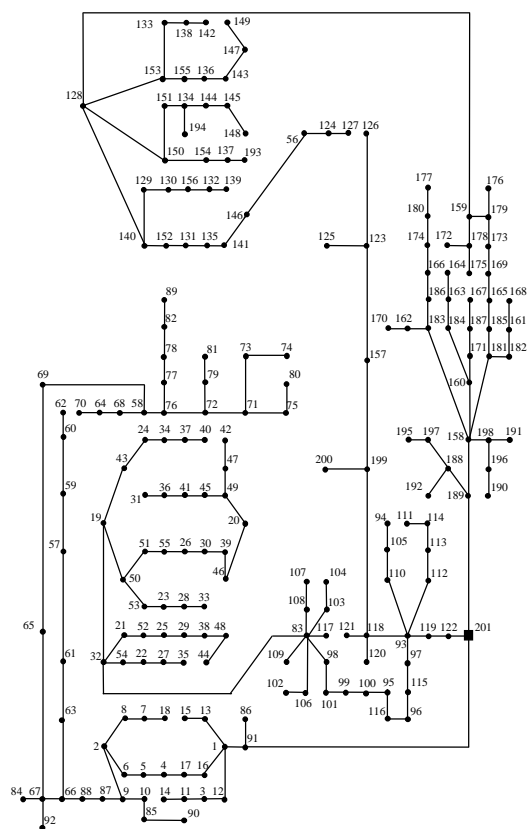
Figura 5.64. Red de líneas propuestas para el caso 6.



Figura 5.66. Solución monobjetivo del caso 6.



Solución completa multiobjetivo del caso 6



Solución monoobjetivo del caso 6

Figura 5.67. Soluciones multiobjetivo y monoobjetivo obtenidas (caso 6).

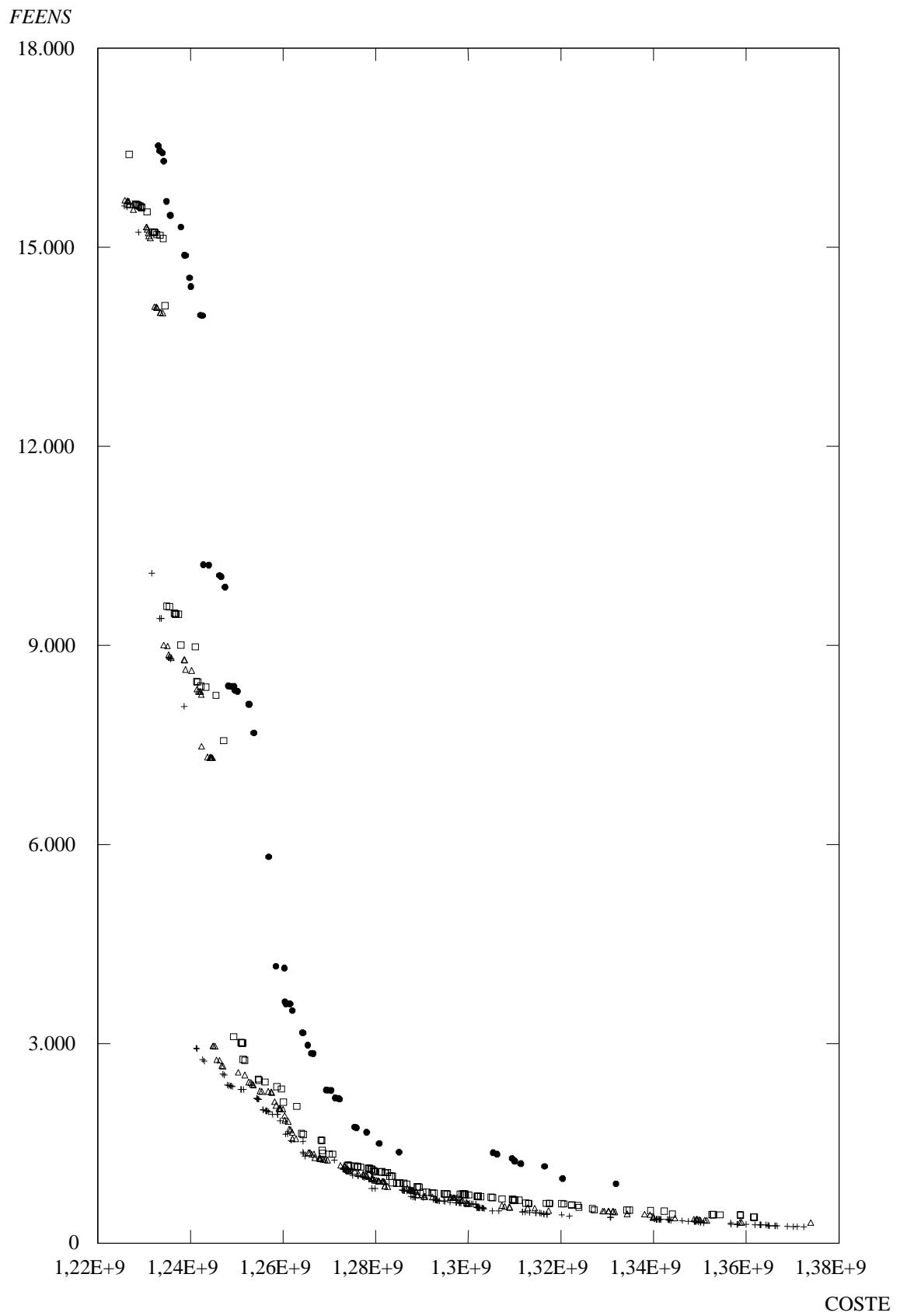


Figura 5.68. Evolución de las soluciones no dominadas (caso 6).

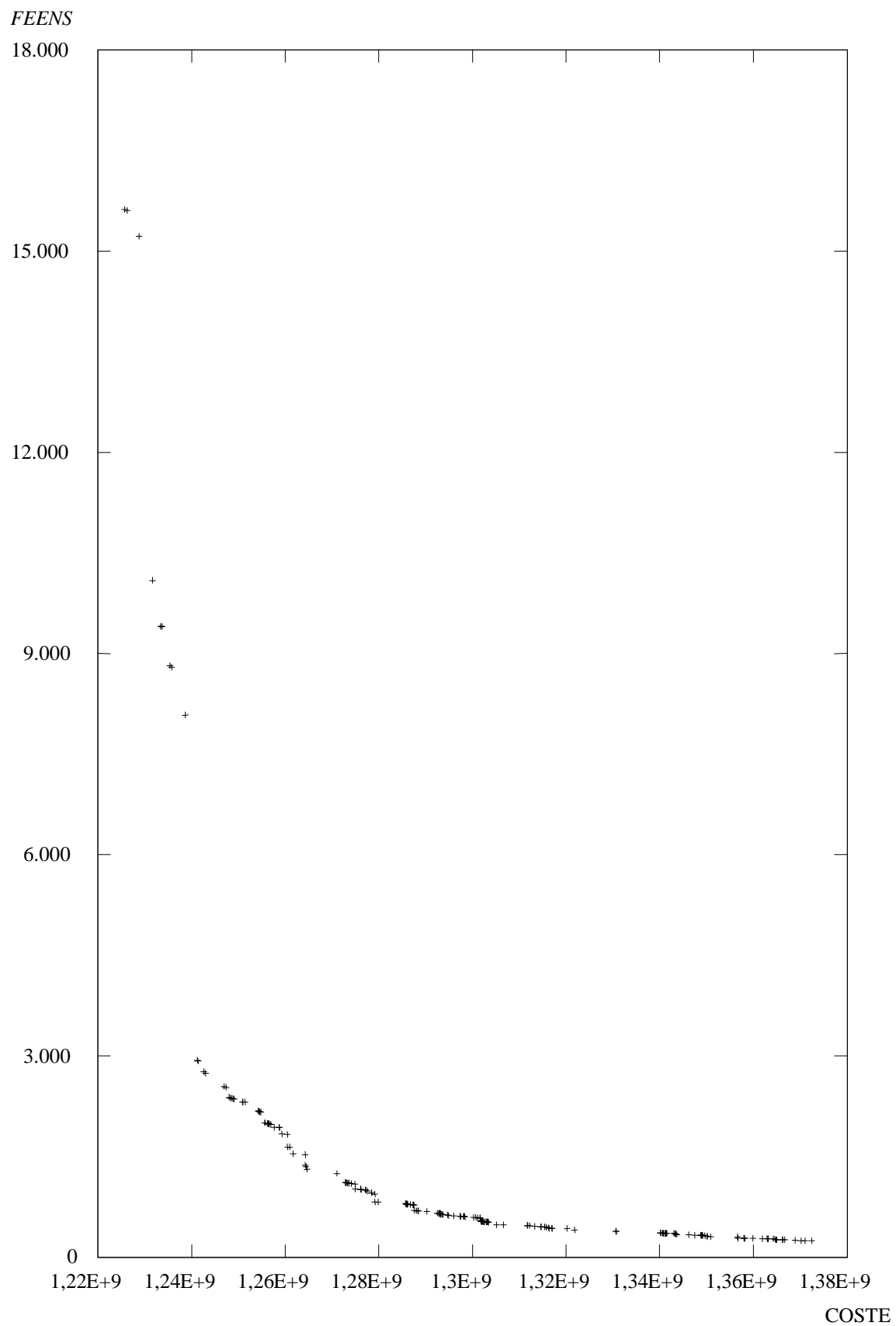


Figura 5.69. Soluciones no dominadas obtenidas al finalizar el diseño (caso 6).

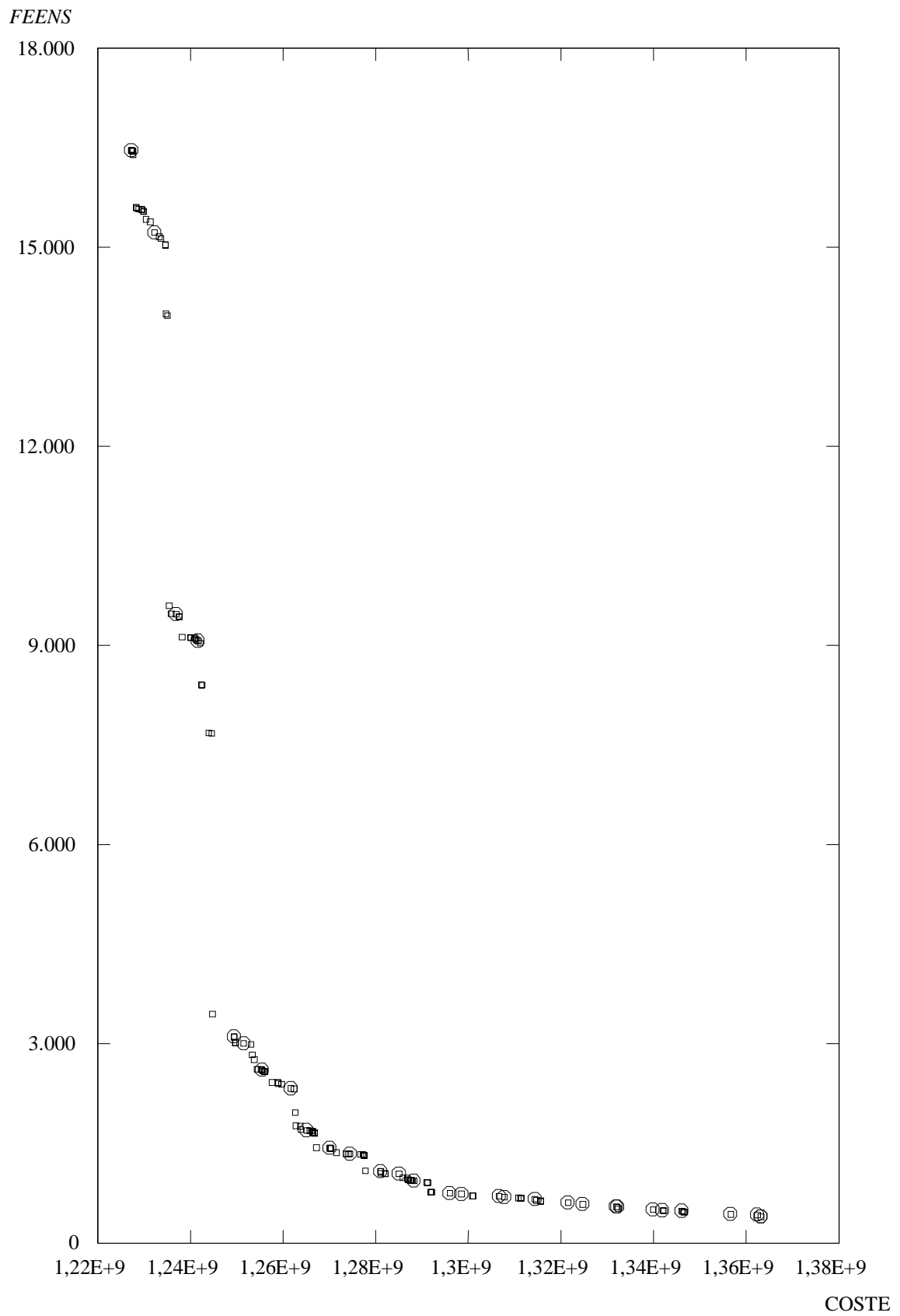


Figura 5.70. Soluciones guardadas al final del primer proceso (caso 6).

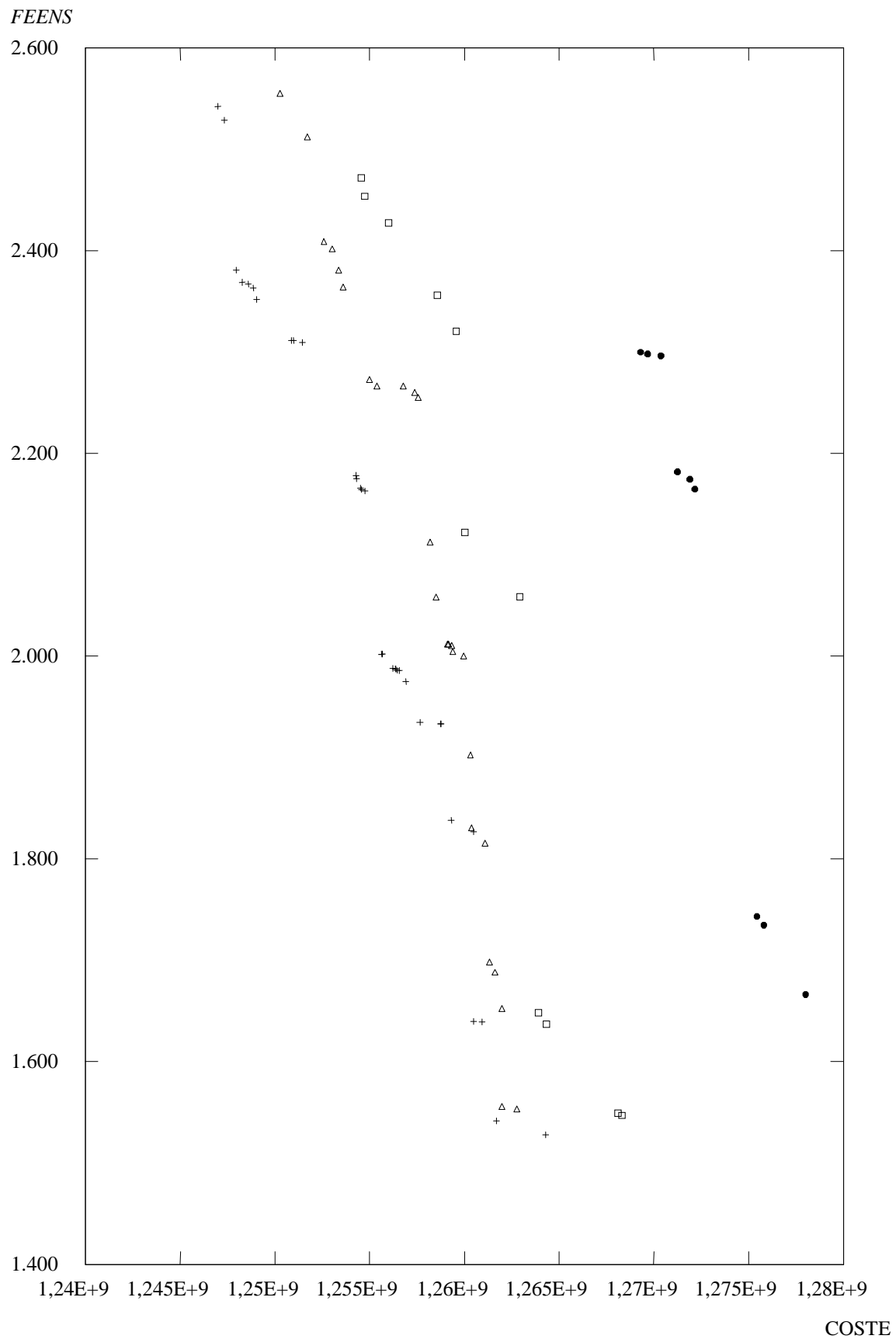


Figura 5.71. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.

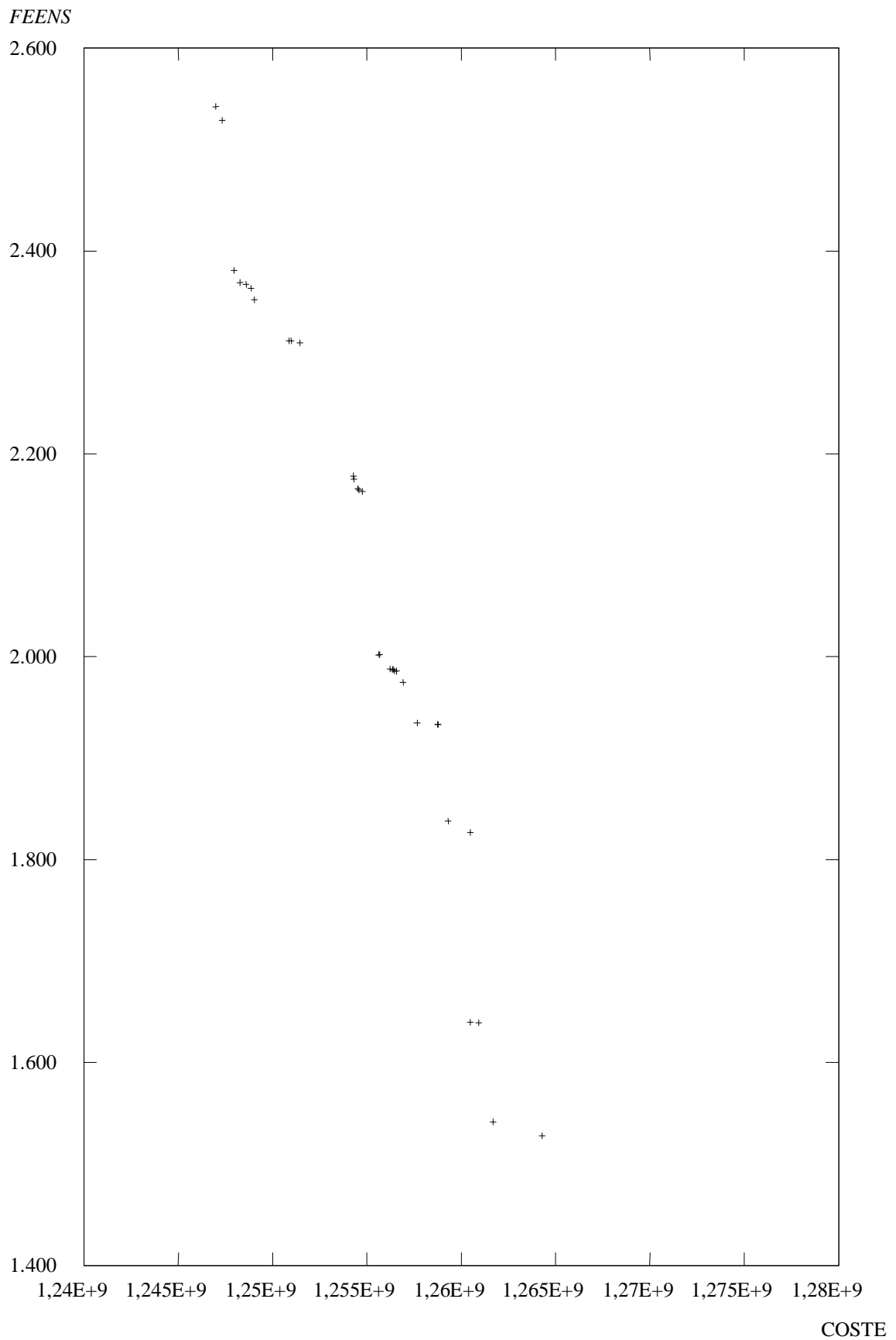


Figura 5.72. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.

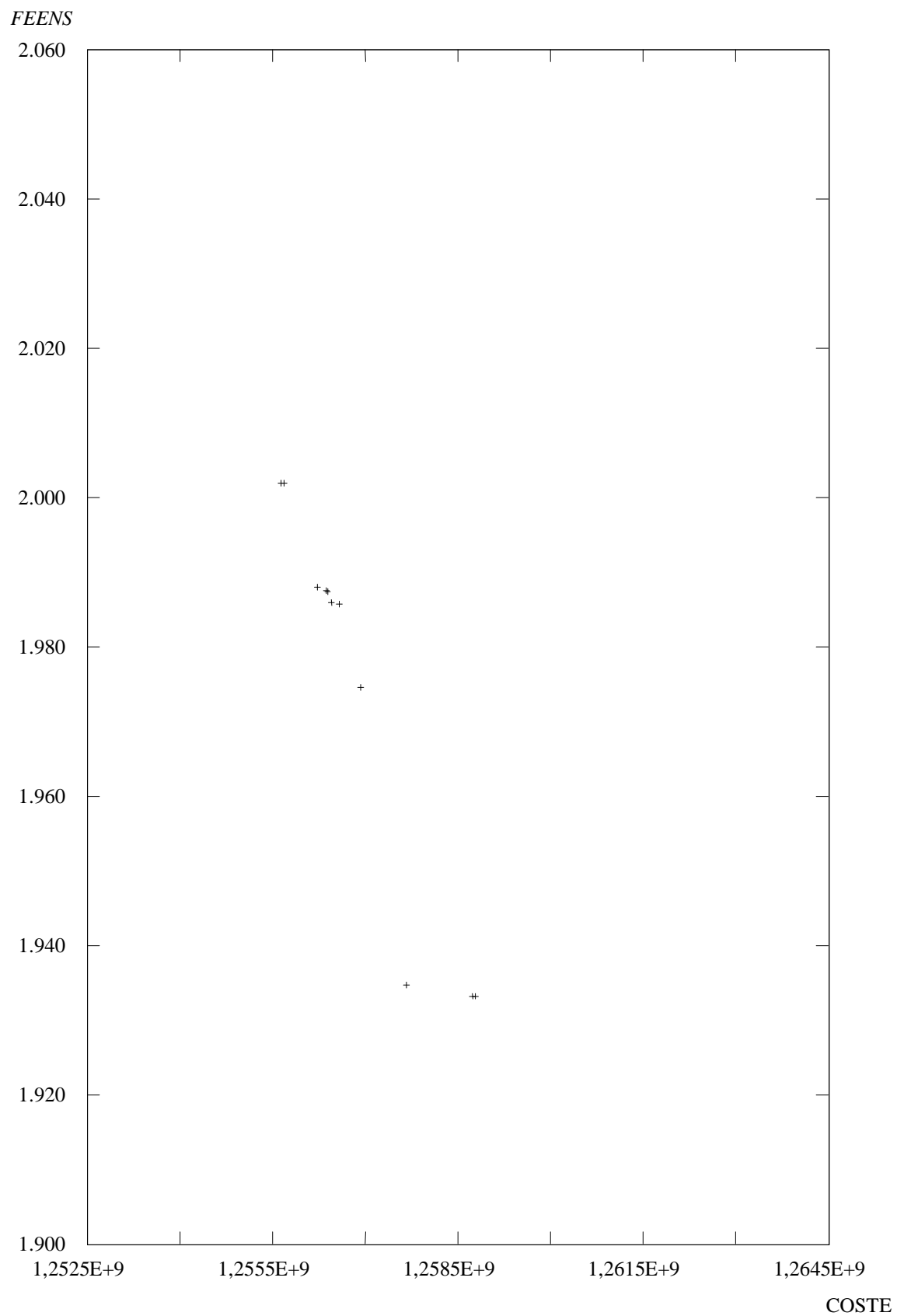


Figura 5.73. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 6 de diseño óptimo multiobjetivo.

5.3.2.2 Caso 7: Diseño óptimo multiobjetivo de las líneas y subestaciones de un sistema de distribución.

En la figura 5.74 se representa la red inicial de este caso 7. La figura 5.75 muestra la red inicial y las rutas propuestas para la construcción de subestaciones y de líneas futuras, donde con trazo grueso se han indicado aquellas líneas que pertenecen a la red inicial, y con trazo fino se han señalado las rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas.

Este caso 7 posee 182 nudos, dos subestaciones (una existente en la red inicial y otra de nueva construcción), 44 líneas existentes en la red inicial y 163 rutas propuestas para la construcción de nuevas líneas a lo largo del proceso de optimización.

La red existente presenta una subestación en el nudo 181 con una capacidad de suministro de potencia de 40 MVA, proponiéndose otra como de nueva construcción en el nudo 182, obligando al programa a que exista en el diseño de la red pero dejando que el algoritmo seleccione el tamaño más adecuado. Los tamaños de subestación propuestos son: 40 MVA y 8 MVA. En el diseño de la red, de tensión nominal 10 kV, se han propuesto 2 tamaños de conductor diferentes para la construcción de líneas: 3x1x400Al, 3x150Al. Los dos tamaños de conductor se usan para la construcción de líneas subterráneas y se utilizan, además, en las líneas eléctricas de la red existente.

La figura 5.76 y la figura 5.77 recogen la solución multiobjetivo elegida y la solución óptima monobjetivo respectivamente.

Proceso	Ideal de costes		Ideal de fiabilidad		Gen.	Tiempo (Segundos)	Mejor fiabilidad, radial	
	Coste	EENS	Coste	EENS			Coste	EENS
1	1060.78	8543	1140.19	305	150	48476	1113.49	372
2	1059.1	8611	1165.99	263	18	5264	1109.69	371
3	1058.87	8663	1168.53	248	76	19322	1132.78	288
4	1058.68	8669	1175.5	233	18	5413	1112.58	334
5	1057.9	8656	1172.7	206	48	16748	1123.03	297
6	1057.9	8656	1172.7	206	41	14531	1113.5	328
7	1057.9	8656	1166.6	200	41	14497	1108.2	333
8	1056.2	9020	1156.7	208	60	21123	1144.3	220

Tabla 5.38. Resultados de los procesos del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo de redes.

En la tabla 5.38 se indican los datos más relevantes de los ocho procesos que han sido necesarios para obtener la curva de soluciones no dominadas. Junto a los valores de las funciones objetivo para las mejores soluciones ideales se muestra el tiempo invertido durante la ejecución y el número de generaciones (Gen.) que han sido necesarias para cada uno de los procesos. Se ha indicado la solución radial con mejor función de *EENS* (mejor fiabilidad) mostrando el valor de su función objetivo de costes y de la *FEENS*. En la tabla 5.39 se indican los valores correspondientes a los parámetros utilizados en la ejecución del algoritmo genético en cada uno de los procesos llevados a cabo. El valor de “Lim. Cost.” indica el valor del tanto por ciento correspondiente al operador filtro, y que en este caso se ha mantenido en un 15% para las primeras 7 ejecuciones y se ha reducido hasta un 10 % en la octava, restringiendo menos, de esta forma, los valores que pueden alcanzar la función objetivo de costes de las soluciones en la fase final del programa.

Proceso	Población	Cruce	Mutación	Lim. cost.
1	150	0.3	0.02	15%
2	150	0.3	0.02	15%
3	150	0.3	0.02	15%
4	150	0.3	0.02	15%
5	200	0.3	0.02	15%
6	200	0.3	0.02	15%
7	200	0.3	0.02	15%
8	200	0.3	0.02	10%

Tabla 5.39. Valores de los parámetros del algoritmo genético en los procesos del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo.

En la tabla 5.40 se indican los valores numéricos correspondientes a los resultados obtenidos en la realización del diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo de la red en estudio. Todos los costes se han expresado en millones de pesetas. En esta red, donde inicialmente existen líneas construidas, se observa que se obtiene un valor máximo de fiabilidad en la red (con configuración radial en explotación) con un aumento de un 23.59 % respecto de las inversiones correspondientes a la construcción de líneas eléctricas del diseño monobjetivo, reduciendo la función de *EENS* en un 97.75 %. En cuanto al coste de inversión en líneas de explotación, existe un aumento de 50.24 millones en la solución multiobjetivo seleccionada respecto de la solución monobjetivo, suponiendo un 12.04 % de incremento, y aumentando las pérdidas en un 14.87 %. La

inversión en líneas de reserva es de 48.2 millones, resultando ser un 7.12 % del coste total de 676.42 millones del diseño multiobjetivo de la red de distribución que se está estudiando.

	Solución monobjetivo	Solución multiobjetivo elegida	Variación total	% de variación
Coste total de inversión en líneas	417.26	515.70	98.44	23.59
Coste de inversión en líneas de explotación	417.26	467.5	50.24	12.04
Coste de inversión en subestaciones	136.0	136.0	0	--
Coste de inversión en líneas de reserva	0	48.2	48.2	--
Coste variable	21.52	24.72	3.2	14.87
Coste total del diseño	574.78	676.42	101.64	17.68
Coste de las líneas existentes	167.87	167.87	0	--
Coste de las subestaciones existentes	300	300	0	--
Coste de la red existente	467.87	467.87	0	--
Función objetivo de costes	1042.67	1144.31	101.64	9.75
<i>FEENS</i> (kWh)	9803	220	9583	-97.75

Tabla 5.40. Comparación de costes y de *FEENS* entre la solución monobjetivo y multiobjetivo del caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo de redes.

Los tiempos de CPU necesarios para la ejecución del programa son mayores que los correspondientes al diseño óptimo monobjetivo. Así, en el diseño monobjetivo el algoritmo genético consumió, durante la ejecución de 2000 generaciones, un tiempo total de 5.1 horas, alcanzándose la solución óptima en 3.08 horas.

El último proceso de la optimización se ha determinado aplicando el criterio de parada basado en el estudio del desplazamiento del “centro de los ideales”. En la tabla 5.41 se indican los desplazamientos correspondientes a los diferentes procesos de este caso 7.

Como ya se indicó, la figura 5.75 representa a la red inicial con las rutas que se proponen para la nueva construcción de líneas; la figura 5.76 muestra la solución multiobjetivo seleccionada, correspondiente a la solución radial en explotación que posee la mejor fiabilidad de entre todas las que son no dominadas al finalizar el proceso número 8; y la figura 5.77 representa la solución monobjetivo de costes. En la figura 5.76 se han indicado las líneas de reserva por medio de trazos discontinuos. La figura

5.78 contiene la solución completa multiobjetivo y la solución monobjetivo correspondientes a este caso 7. Así, se pueden apreciar las diferencias topológicas entre la solución monobjetivo y la multiobjetivo elegida: En las tablas 5.42 y 5.43 se detallan cuáles son las líneas y tamaños que diferencian a ambas soluciones (multiobjetivo y monobjetivo). Se observa, por lo tanto, que la optimización simultánea de los costes y de la función de fiabilidad tiene gran influencia en el resultado de la optimización durante el proceso de diseño. Se han señalado con un asterisco aquellas rutas que en la solución monobjetivo se habían utilizado para la construcción de líneas de explotación y que en la solución multiobjetivo se han usado para la construcción de líneas de reserva. Así mismo, se han indicado con dos asteriscos a las líneas que en la solución multiobjetivo aparecen como líneas de reserva y que no forman parte de la solución monobjetivo.

Proceso	Coste correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	<i>FEENS</i> correspondiente al centro de los ideales (normalizado)	Desplazamiento del centro de los ideales
1	0.94112	0.51200	--
2	0.94041	0.51001	0.00210
3	0.94041	0.51001	0.00000
4	0.94452	0.48548	0.02487
5	0.94244	0.48213	0.00394
6	0.94342	0.48174	0.00105
7	0.94396	0.48169	0.00054
7	0.94531	0.48110	0.00147

Tabla 5.41. Desplazamiento del “centro de los ideales” en el caso 7.

En la Figura 5.79 se ha representado la evolución de la curva de soluciones no dominadas durante el proceso de optimización. Se aprecia cómo va avanzando dicha curva, representándose las soluciones no dominadas para 100 generaciones (puntos negros), para el final del proceso 2 (cuadrados), al final del proceso 4 (triángulos), al terminar el proceso 6 (cruces) y en la finalización del proceso número 8 (círculos). Se observa que las curvas determinadas por las soluciones no dominadas se desplazan a lo largo del proceso de optimización mejorando los valores de las soluciones (de las dos funciones objetivo) a medida que se suceden las generaciones. La figura 5.80 recoge las soluciones no dominadas alcanzadas finalmente en el proceso de diseño óptimo multiobjetivo.

En la figura 5.81 se indican, para el final del primer proceso, las soluciones que se guardan para volver a ejecutar el programa. Las soluciones guardadas se marcan mediante círculos que rodean a los cuadrados que señalan a cada una de las soluciones.

En la figura 5.82 se muestra una zona de las soluciones obtenidas en los procesos de optimización, zona que, por ejemplo, ha sido seleccionada inicialmente por el planificador. La figura 5.83 corresponde a las soluciones no dominadas. Así pues el planificador, tras estudiar en detalle esa zona, puede proceder a reducir aun más su extensión (figura 5.84) y continuar analizándola, o bien seleccionar ya la solución no dominada definitiva, atendiendo simultáneamente a los valores de las funciones objetivo de costes y de fiabilidad.

TOPOLOGIA	
Monobjetivo	Multiobjetivo
10-8*	50-158
48-157*	75-63
62-63*	67-66
64-65	102-103
96-95*	123-59
99-106*	123-122
109-113	64-138
113-108	169-168
121-122	80-79
122-135*	33-34
139-140*	35-7
76-78*	108-106
35-34	113-116
109-114*	117-113
24-25*	23-24
	87-99**
	133-135**
	30-31**

Tabla 5.42. Diferencias topológicas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 7).

TAMAÑOS					
Ruta	Sol. monobj.	Sol. multiobj.	Ruta	Sol. monobj.	Sol. multiobj.
3-4	3x150 AI	3x1x400 AI	181-172	3x150 AI	3x1x400 AI
8-9	3x150 AI	3x1x400 AI	84-99	3x150 AI	3x1x400 AI
174-1	3x150 AI	3x1x400 AI	100-101	3x150 AI	3x1x400 AI
172-51	3x150 AI	3x1x400 AI	104-107	3x150 AI	3x1x400 AI
151-152	3x150 AI	3x1x400 AI	109-119	3x150 AI	3x1x400 AI
152-13	3x150 AI	3x1x400 AI	116-112	3x150 AI	3x1x400 AI
156-44	3x150 AI	3x1x400 AI	114-117	3x150 AI	3x1x400 AI
45-46	3x150 AI	3x1x400 AI	95-59	3x150 AI	3x1x400 AI
46-47	3x150 AI	3x1x400 AI	59-86	3x150 AI	3x1x400 AI
157-158	3x150 AI	3x1x400 AI	65-123	3x150 AI	3x1x400 AI
158-49	3x150 AI	3x1x400 AI	123-124	3x150 AI	3x1x400 AI
160-55	3x150 AI	3x1x400 AI	95-98	3x150 AI	3x1x400 AI
56-57	3x150 AI	3x1x400 AI	128-129	3x150 AI	3x1x400 AI
173-26	3x150 AI	3x1x400 AI	129-130	3x150 AI	3x1x400 AI
182-72	3x150 AI	3x1x400 AI	128-132	3x150 AI	3x1x400 AI
182-73	3x150 AI	3x1x400 AI	135-136	3x150 AI	3x1x400 AI
63-64	3x150 AI	3x1x400 AI	136-137	3x150 AI	3x1x400 AI
164-68	3x1x400 AI	3x150 AI	137-138	3x150 AI	3x1x400 AI
164-165	3x150 AI	3x1x400 AI	64-166	3x150 AI	3x1x400 AI
162-164	3x1x400 AI	3x150 AI	140-141	3x150 AI	3x1x400 AI
163-84	3x150 AI	3x1x400 AI	133-134	3x150 AI	3x1x400 AI
67-126	3x150 AI	3x1x400 AI	167-142	3x150 AI	3x1x400 AI
126-127	3x150 AI	3x1x400 AI	144-168	3x150 AI	3x1x400 AI
67-96	3x1x400 AI	3x150 AI	50-169	3x150 AI	3x1x400 AI
95-94	3x150 AI	3x1x400 AI	7-76	3x150 AI	3x1x400 AI
95-97	3x150 AI	3x1x400 AI	76-77	3x150 AI	3x1x400 AI
94-93	3x150 AI	3x1x400 AI	78-79	3x150 AI	3x1x400 AI
91-89	3x150 AI	3x1x400 AI	20-143	3x150 AI	3x1x400 AI
89-90	3x150 AI	3x1x400 AI	177-176	3x150 AI	3x1x400 AI
89-88	3x150 AI	3x1x400 AI	103-177	3x150 AI	3x1x400 AI
99-85	3x150 AI	3x1x400 AI			

Tabla 5.43. Diferencias de tamaño de los conductores de las líneas entre las dos soluciones de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo (caso 7).

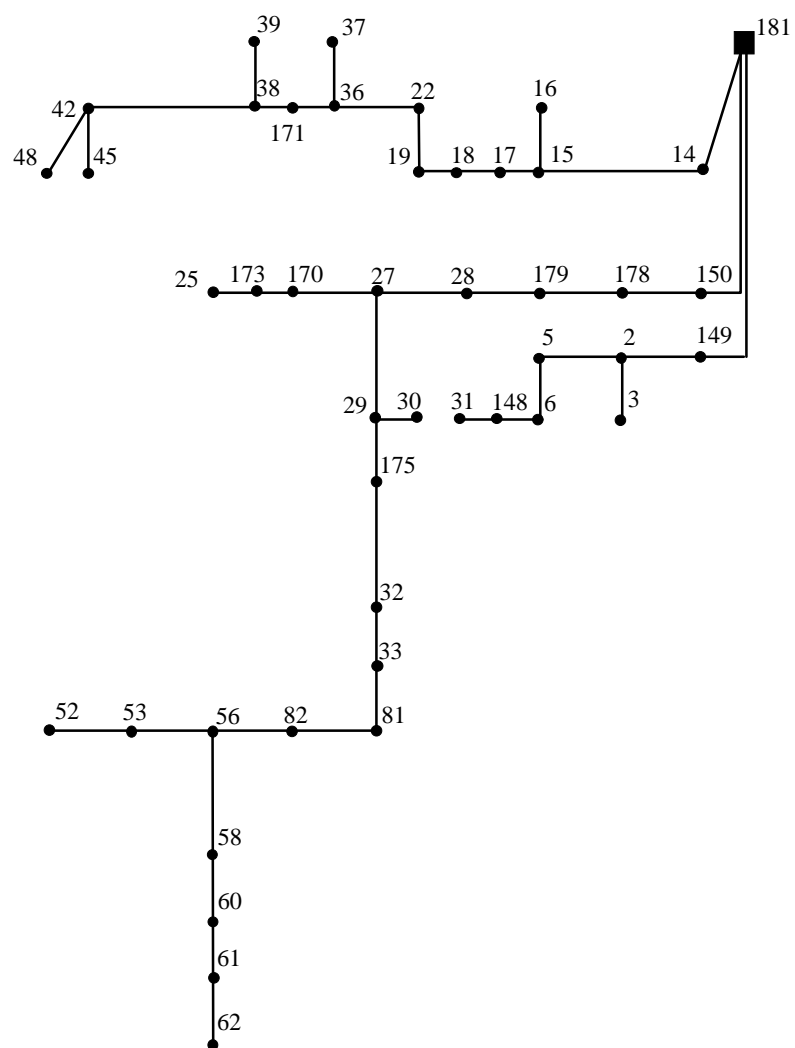


Figura 5.74. Red inicial completa del caso 7.

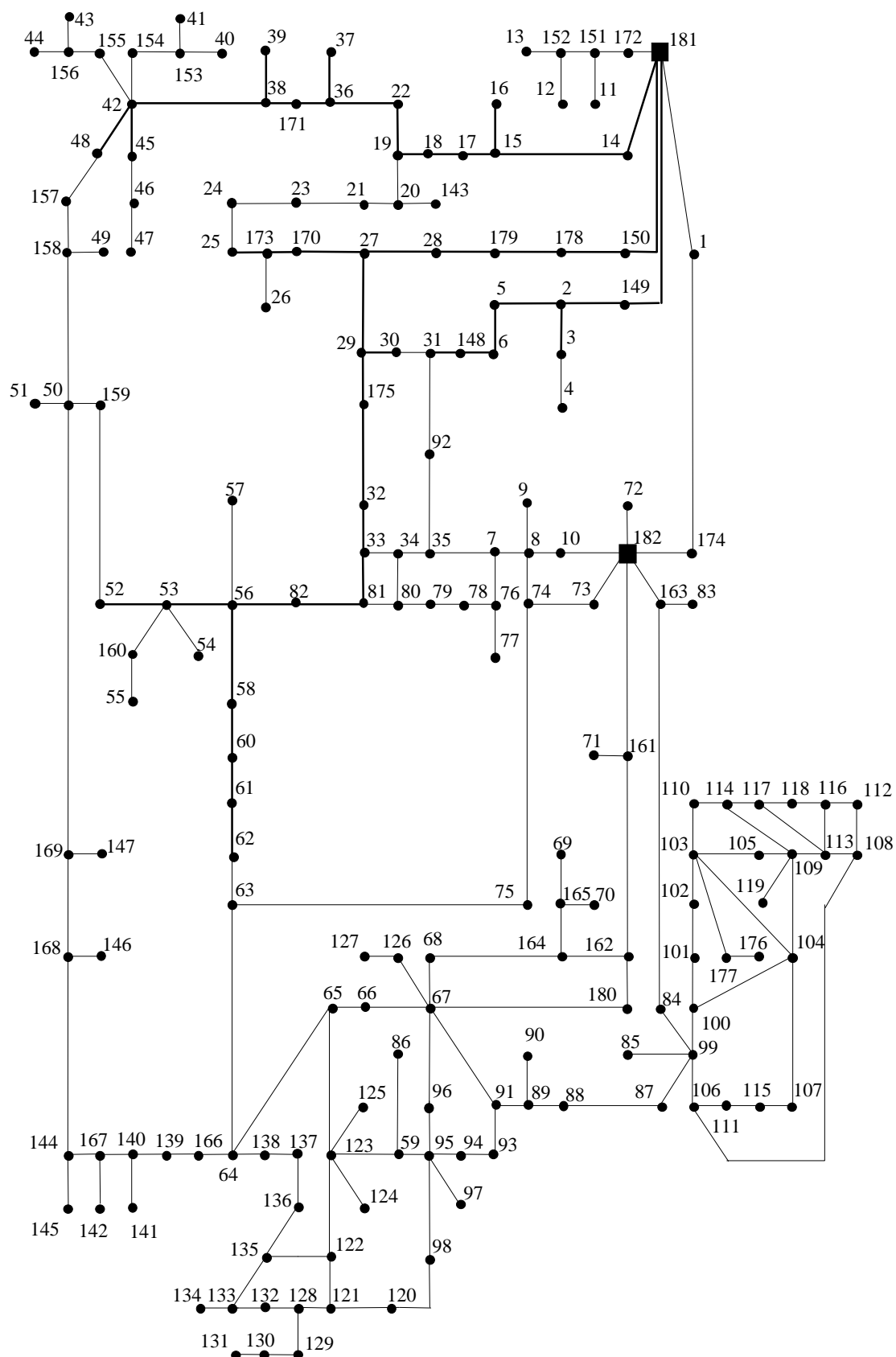


Figura 5.75. Red de líneas y subestaciones futuras propuestas para el caso 7.

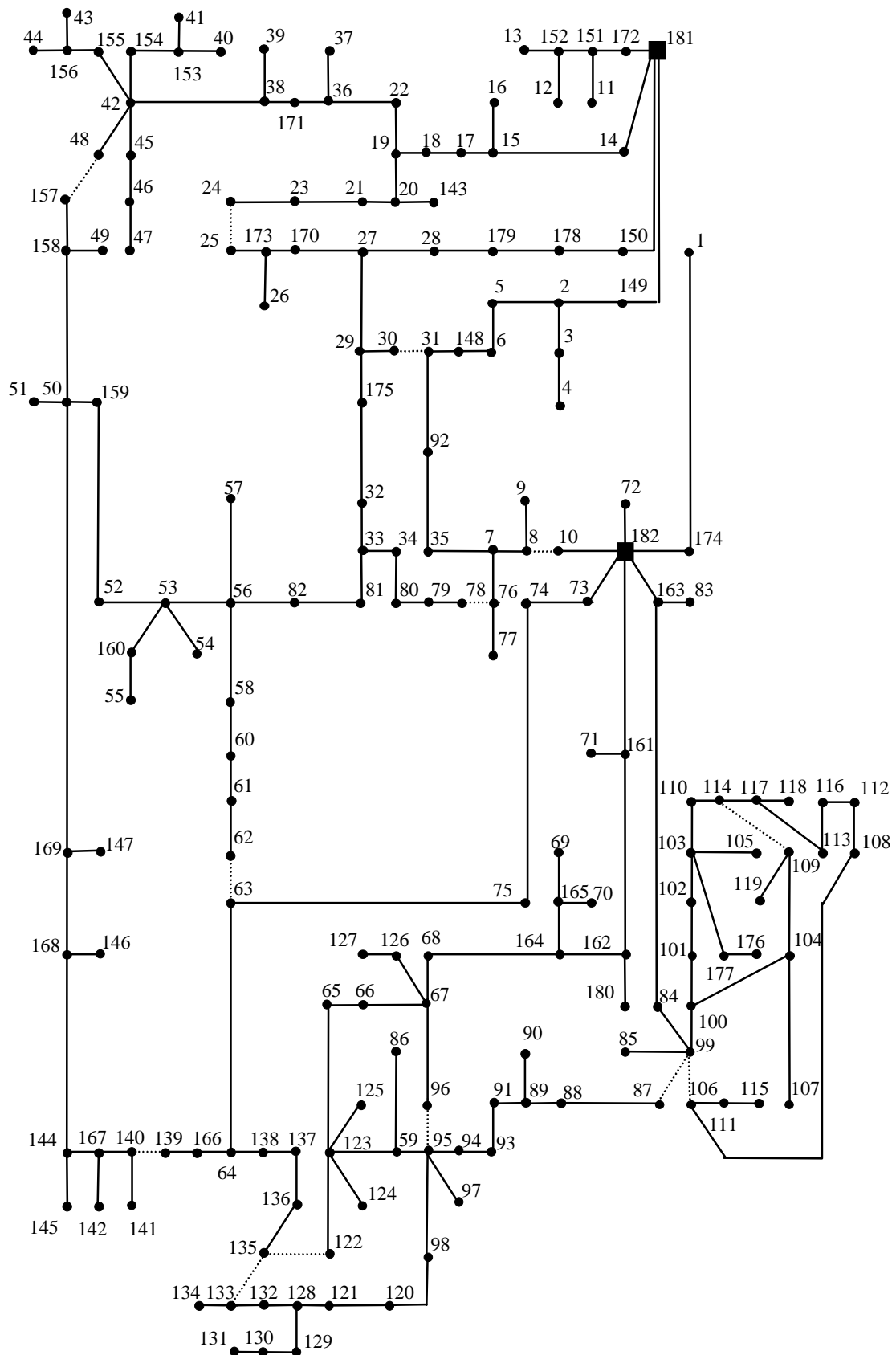


Figura 5.76. Solución multiobjetivo (caso 7).

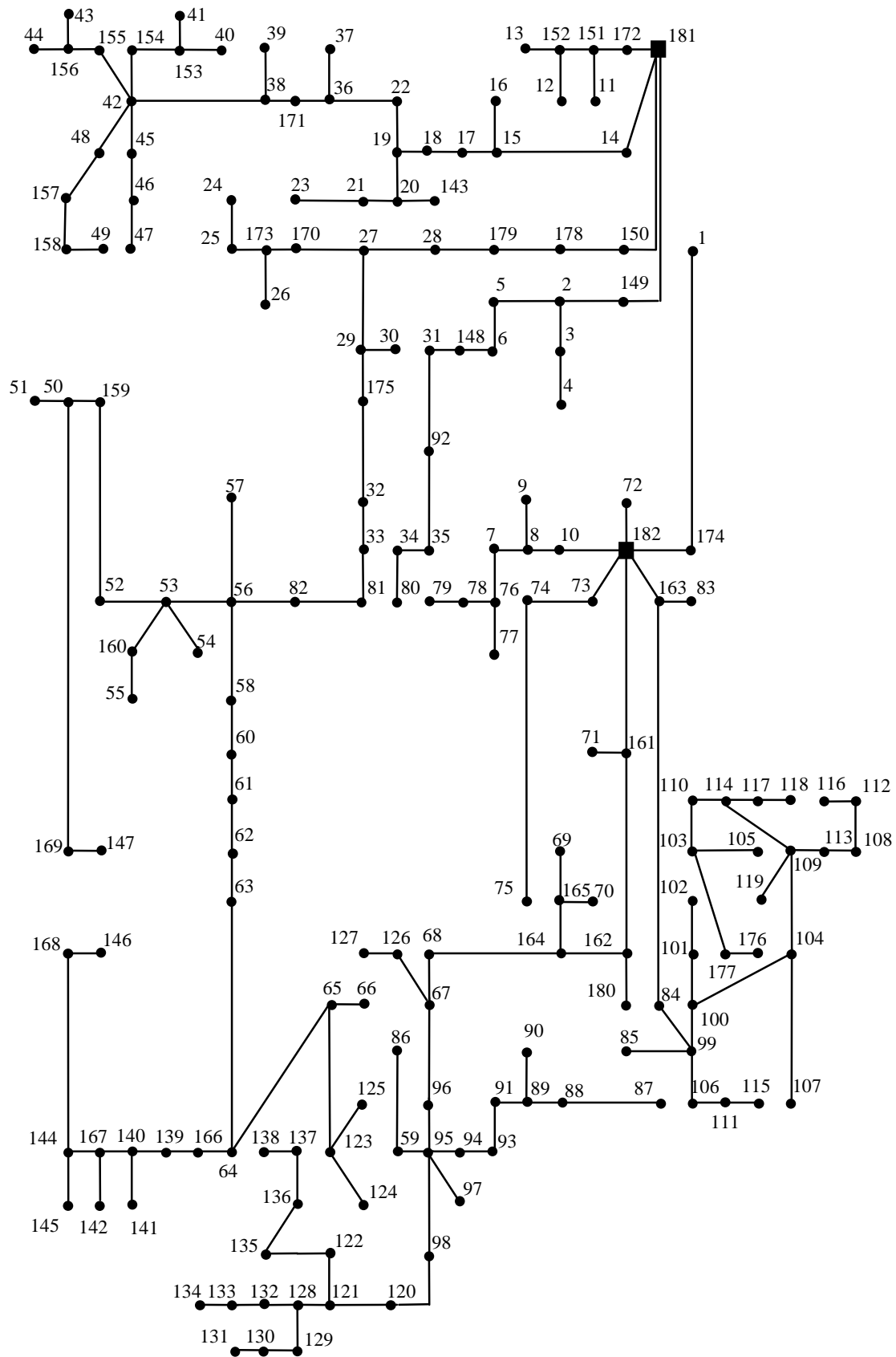


Figura 5.77. Solución monobjetivo (caso 7).

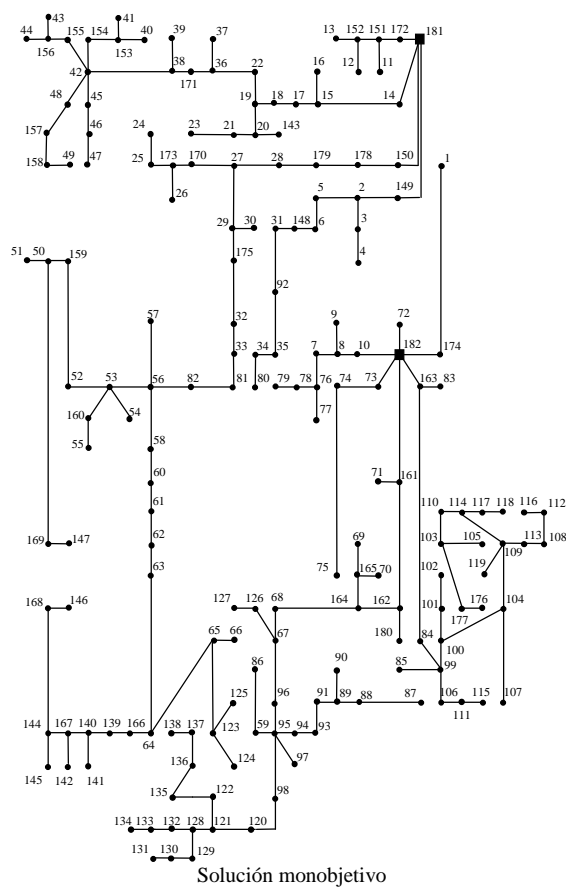
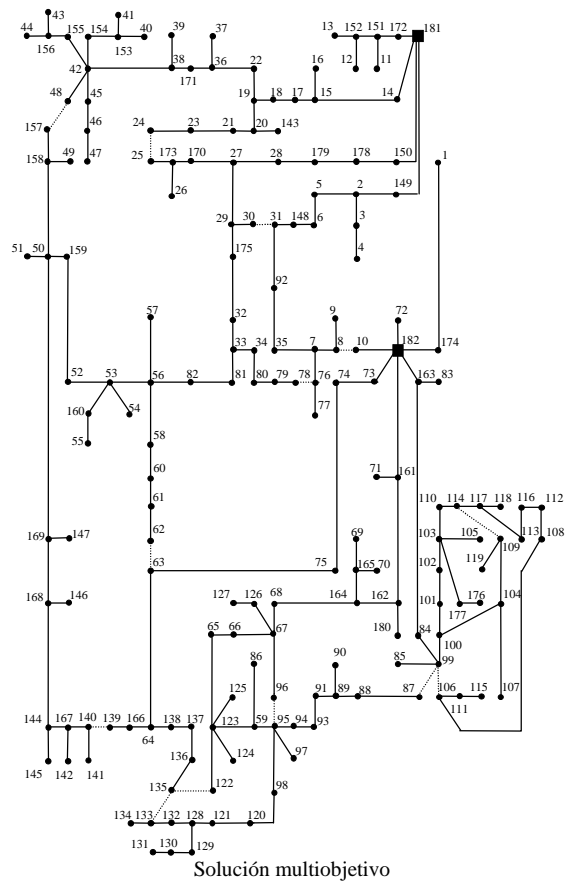


Figura 5.78. Soluciones multiobjetivo y monobjetivo alcanzadas (caso 7).

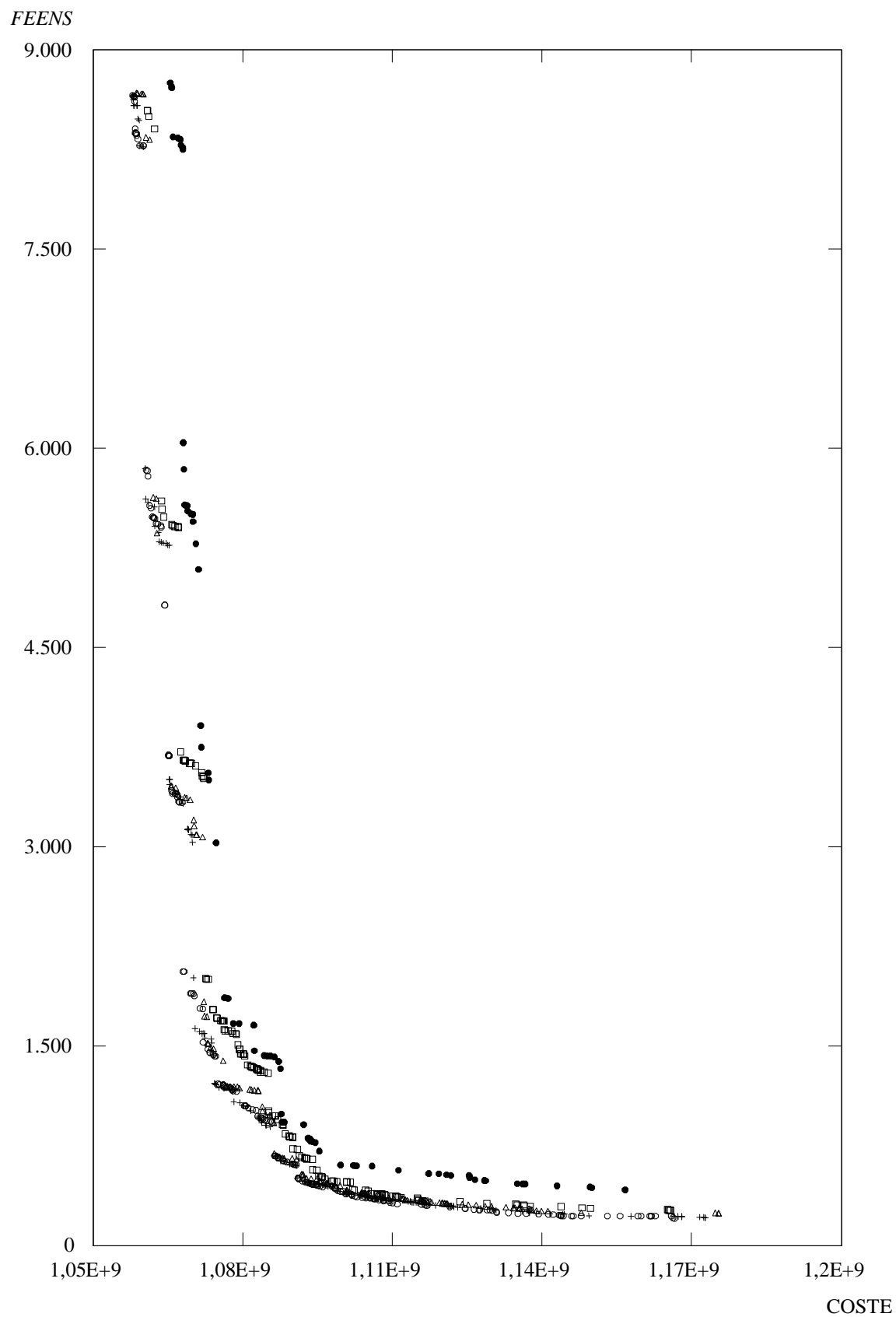


Figura 5.79. Evolución de las curvas de soluciones no dominadas (caso 7).

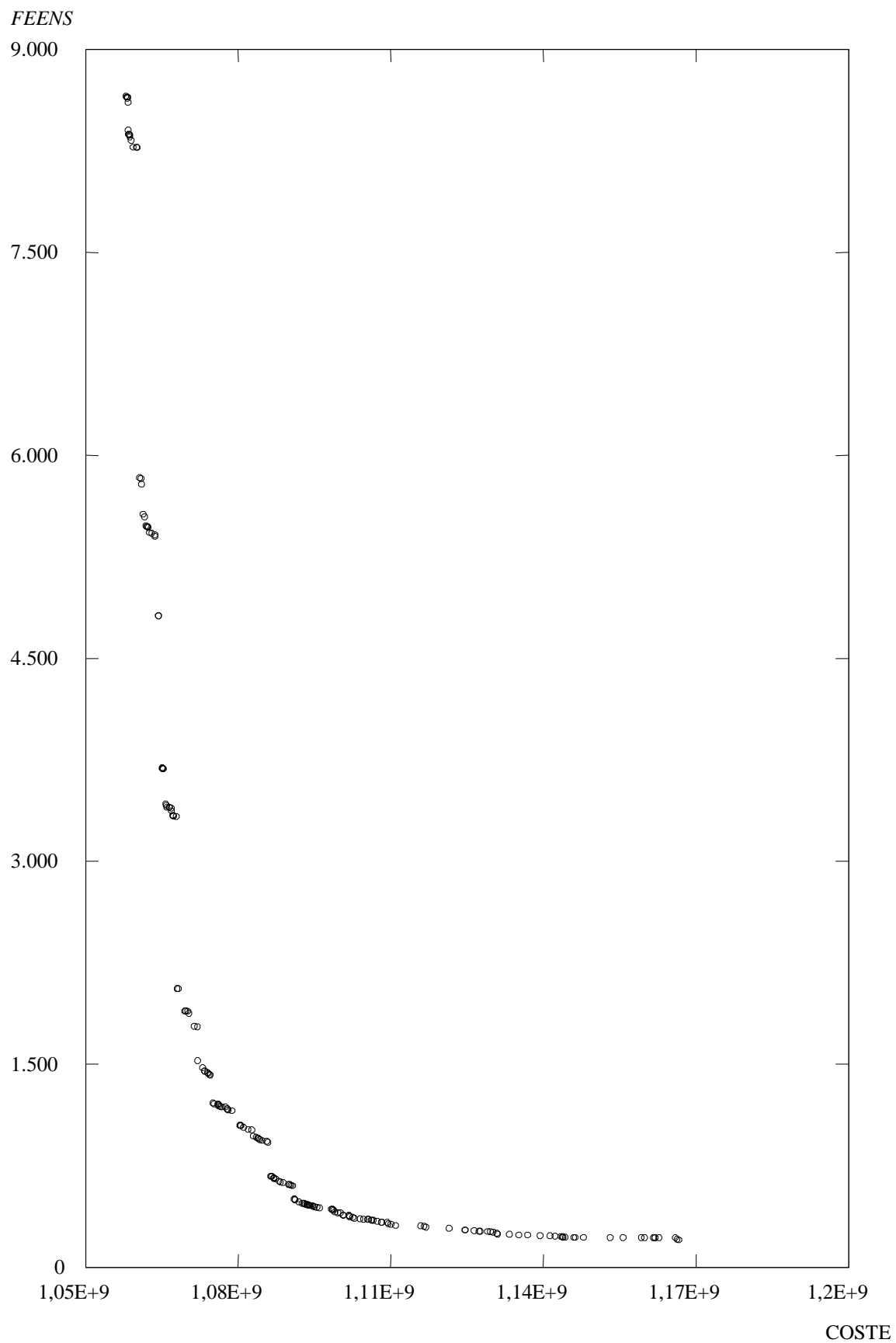


Figura 5.80. Soluciones no dominadas obtenidas al finalizar el diseño (caso 7).

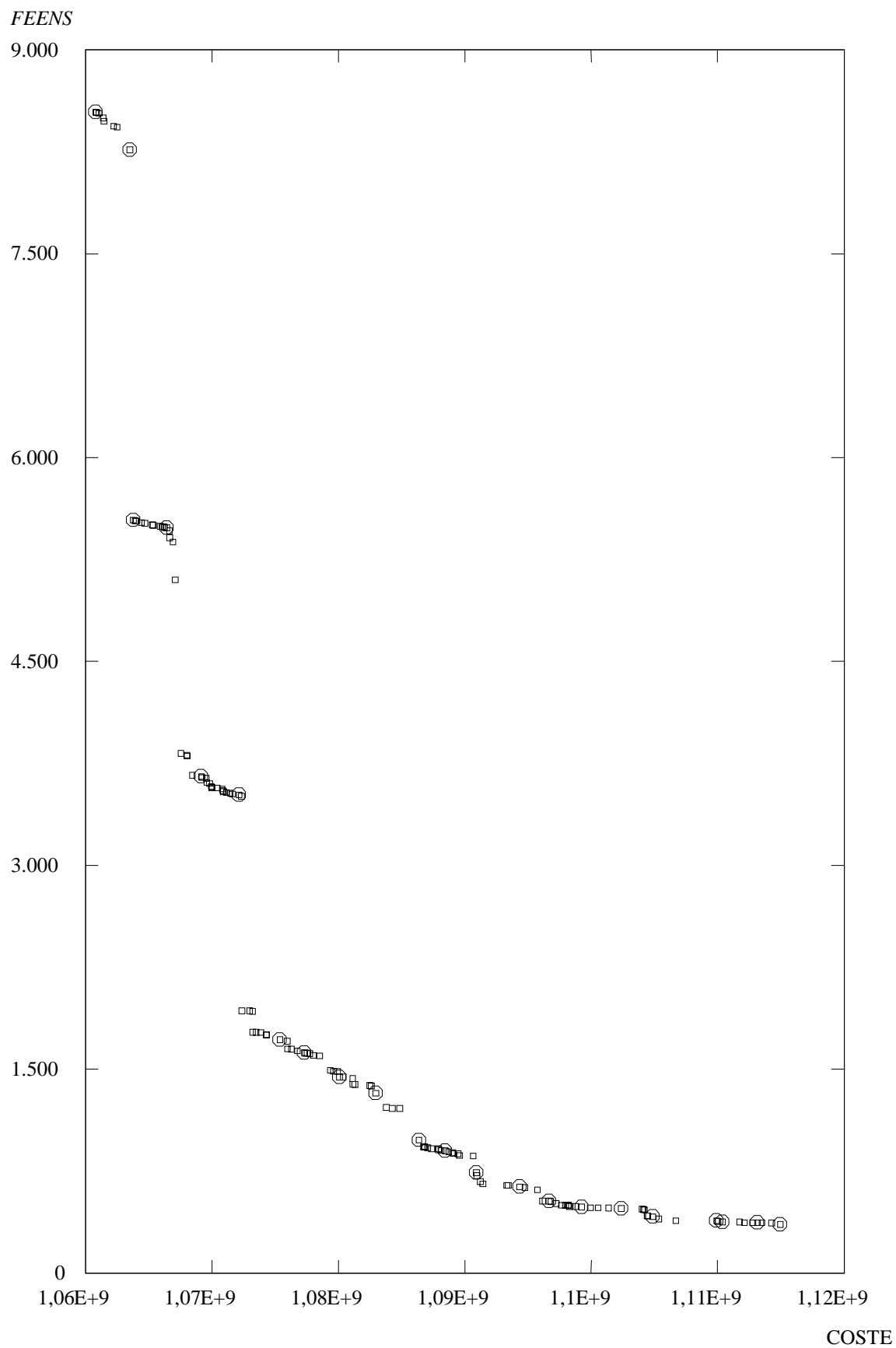


Figura 5.81. Soluciones guardadas al final del primer proceso (caso 7).

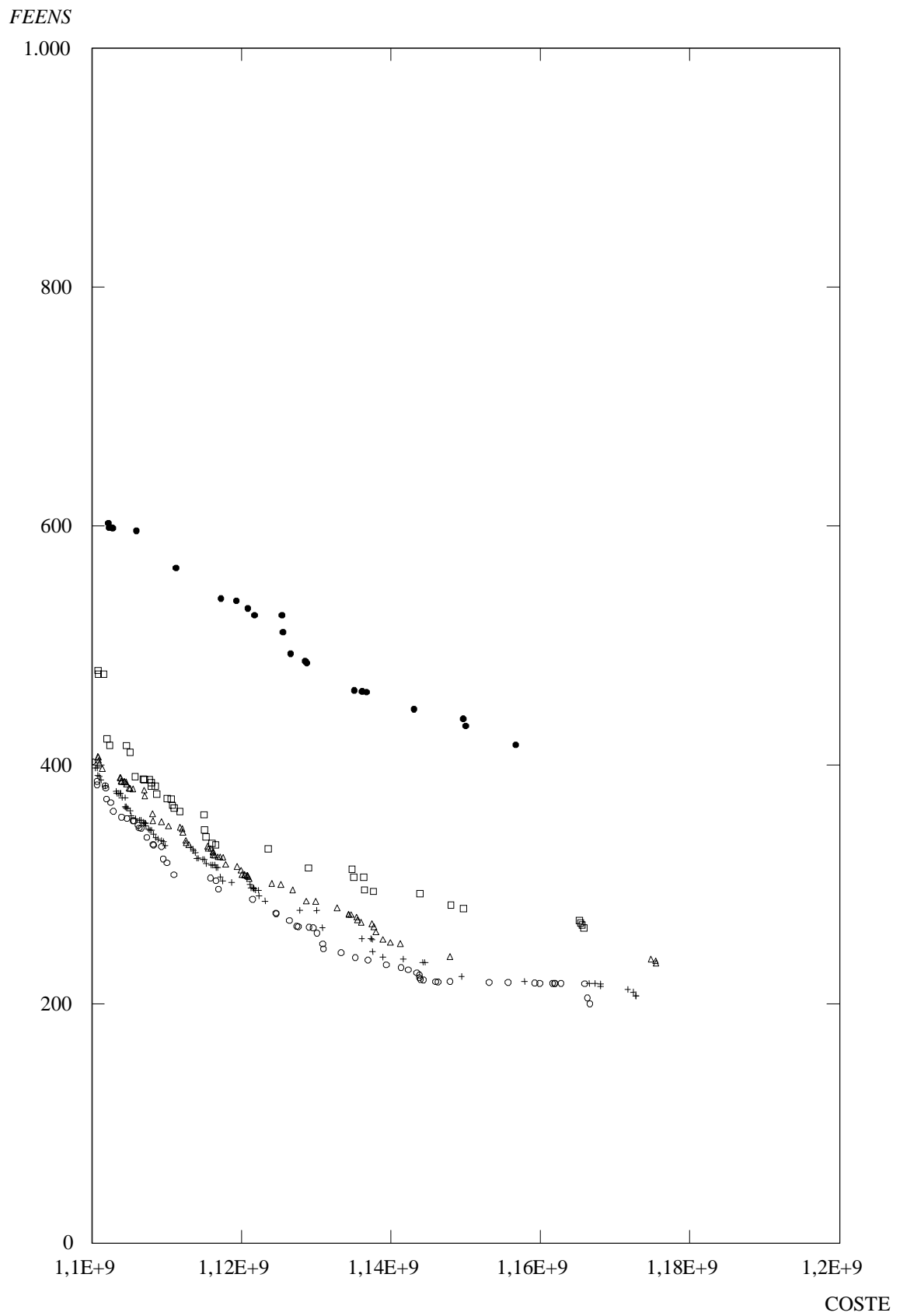


Figura 5.82. Zona seleccionada por el planificador de las curvas de soluciones no dominadas en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo.

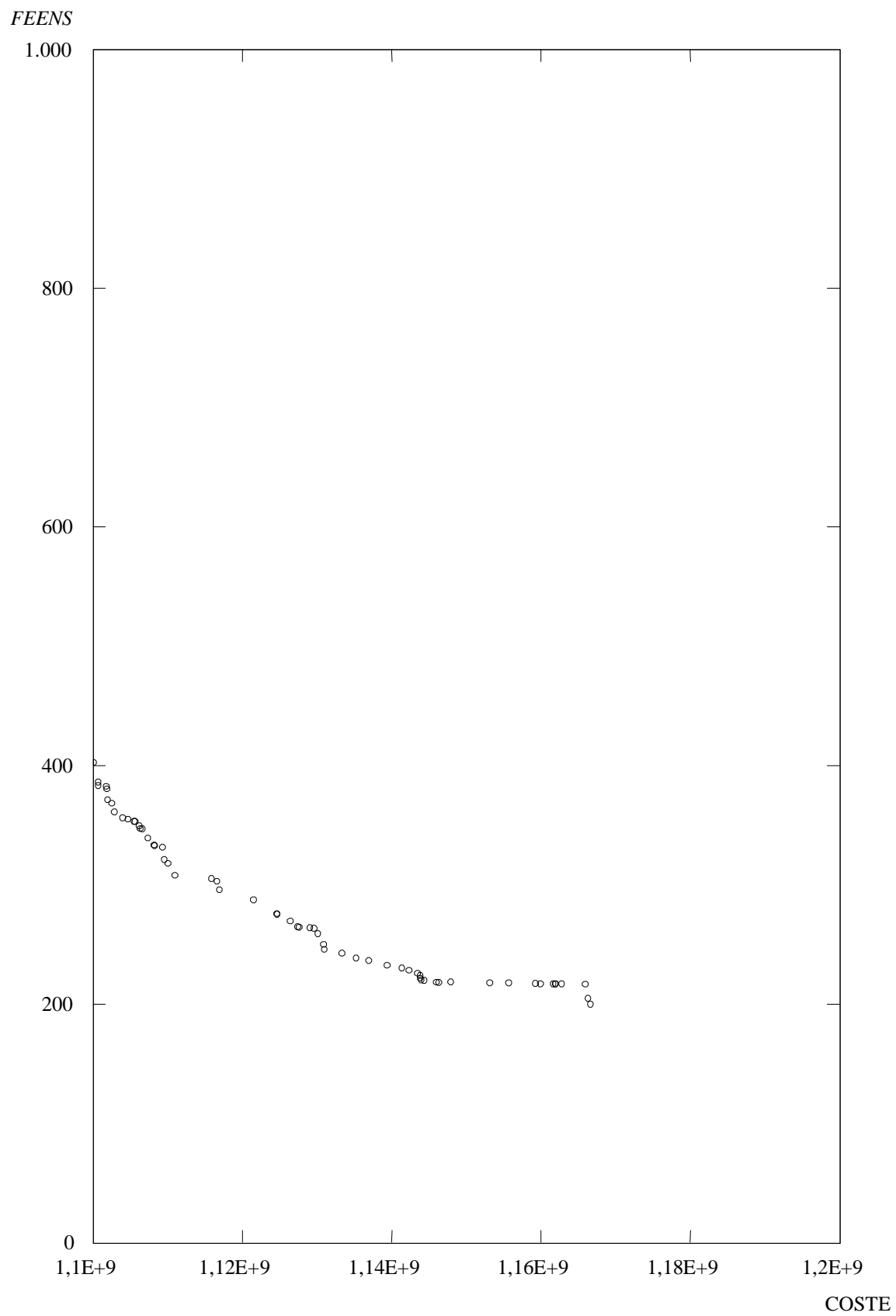


Figura 5.83. Zona seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo.

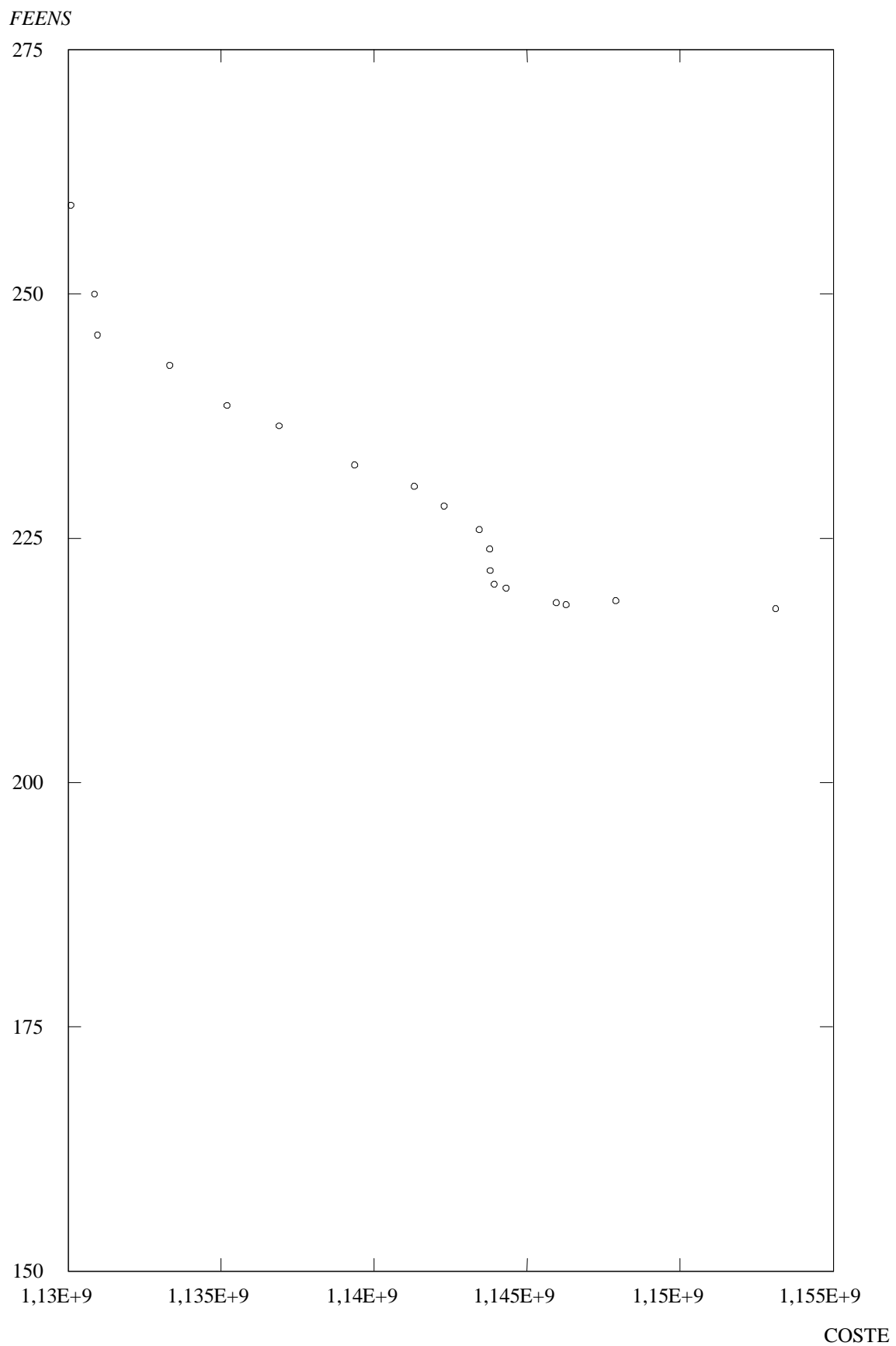


Figura 5.84. Zona final seleccionada por el planificador de la curva de soluciones no dominadas finalmente alcanzada en el caso 7 de diseño óptimo multiobjetivo.

5.3.3 Conclusiones de los casos multiobjetivo resueltos.

Se ha comprobado que el algoritmo genético desarrollado ha logrado resultados satisfactorios al ser aplicado al diseño óptimo multiobjetivo considerando dos objetivos, pero puede ser fácilmente ampliable a n objetivos tal y como se ha indicado en el correspondiente modelo matemático. En los casos resueltos se han utilizado las funciones objetivo del coste económico total y de la función de *EENS*. Para determinar si una solución es no dominada, o dominada de orden 1 ó 2, se deben comparar los valores de las funciones objetivo de cada una de ellas con los de las otras. Si se desean utilizar n objetivos, la única diferencia (respecto a la situación en que se tienen únicamente dos objetivos) consiste en que se deberán comparar más valores y evaluar más objetivos. Por lo tanto, la implementación de un diseño multiobjetivo con n objetivos se puede realizar con facilidad, siendo únicamente el aumento del tiempo (necesario para realizar las correspondientes evaluaciones y comparaciones) el único aspecto que penaliza el aumento del número de objetivos a considerar.

En la tabla 5.44 se indican los valores más relevantes en cuanto a la dimensionalidad de cada uno de los casos resueltos de diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución reales, indicándose el número de rutas propuestas y el de variables 0-1.

	Caso 6	Caso 7
Sumideros existentes	113	44
Líneas existentes	113	44
Líneas de refuerzo existentes	0	0
Rutas propuestas	113	163
Tamaños de conductor propuestos	3	2
Subestaciones Propuestas	0	1
Tamaños de subestaciones propuestos	0	2
Número de variables 0-1	339 (113x3)	328 (163x2 + 2)

Tabla 5.44. Datos relativos a las dimensiones de las redes diseñadas.

En la tabla 5.45 se han indicado los diferentes costes (en millones de pesetas) involucrados en las 2 redes de distribución con las que se ha procedido a realizar diseño óptimo multiobjetivo. Se muestran tanto los costes correspondientes a la solución alcanzada aplicando el modelo de optimización monobjetivo (MONOB) como la seleccionada con el modelo de optimización multiobjetivo (MULTI). Se ha expresado el porcentaje de variación en cada uno de los costes indicados en la tabla (%VAR), siendo

$$\%VAR = \frac{MULTI - MONOB}{MONOB} \times 100$$

MULTI = Multiobjetivo.

MONOB = Monobjetivo.

Además aparece el valor de la función de EENS para cada una de las soluciones correspondientes a cada uno de los dos diseños realizados (monobjetivo y multiobjetivo) y la variación entre ellas (%VAR).

Analizando la tabla 5.45 se aprecia que, en todos los casos de diseño multiobjetivo realizados, se produce un aumento en el coste de inversión en líneas respecto del diseño monobjetivo. Este aumento en el coste de inversión de líneas se traduce en unas importantes disminuciones en los valores de la función de *EENS*, es decir, en una mejora muy significativa de la fiabilidad de las redes diseñadas. Por otro lado, el coste variable no presenta grandes diferencias, en valor absoluto, entre la solución de diseño monobjetivo alcanzada y la solución del diseño multiobjetivo seleccionada.

El coste global de la función objetivo es menor en los casos estudiados, para la solución obtenida en el diseño óptimo monobjetivo que para la correspondiente al diseño óptimo multiobjetivo. Este resultado se explica, en parte, por la existencia de líneas de reserva en la solución seleccionada del diseño multiobjetivo realizado, con la que se pretende alcanzar un coste económico y una función de *EENS* que sean aceptables (en conjunto) para el planificador. Además, el coste de inversión en líneas de explotación en las soluciones seleccionadas en los diseños multiobjetivo de los casos estudiados, es mayor que los correspondientes a las soluciones de diseño óptimo monobjetivo. Así las soluciones de ambos diseños (monobjetivo y multiobjetivo) presentan topologías diferentes, quedando patente la influencia que puede tener la consideración simultánea de más de un objetivo en las características de las soluciones alcanzadas para el diseño óptimo de sistemas de distribución.

CASO	6			7		
MODELO	MONOB	MULTI	% VAR	MONOB	MULTI	% VAR
Coste de inversión en líneas de explotación	320.89	336.34	4.81	417.26	467.5	12.04
Coste de inversión en líneas de reserva	0	27.58	--	0	48.2	--
Coste de inversión total en líneas	320.89	363.92	13.41	417.26	515.70	23.59
Coste de inversión de subestaciones construidas.	0.00	0.00	--	136.00	136.00	--
Coste variable	60.99	60.83	-0.26	21.52	24.72	14.87
Coste total del diseño	381.88	424.75	11.23	574.78	676.42	17.68
Coste de las líneas existentes	532.91	532.91	--	167.87	167.87	--
Coste de las subestaciones existentes	300.00	300.00	--	300.00	300.00	--
Coste de inversión de la red existente	832.91	832.91	--	467.87	467.87	--
Función objetivo de costes	1214.80	1257.66	3.53	1042.67	1144.31	9.75
<i>FEENS</i> (kWh)	16760	1935	-88.45	9803	220	-97.75

Tabla 5.45. Comparación de los resultados obtenidos en las redes diseñadas.

El tiempo necesario para la obtención de las soluciones no dominadas es, lógicamente, más elevado que en el caso de realizar un diseño monobjetivo. Esto se explica a causa de la necesidad de evaluar, además del coste, la fiabilidad de cada una de las soluciones que forman parte de la población del algoritmo genético.

El modelo de diseño óptimo multiobjetivo utiliza los verdaderos costes variables no lineales. Tal y como se observó en el diseño óptimo monoetapa de redes eléctricas reales, el uso de los verdaderos costes variables no lineales de la red conducía a un mejor comportamiento del algoritmo genético, además de lograr una mejor modelización del problema de diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

Así mismo, el modelo contempla la localización y tamaños óptimos de líneas y subestaciones. El alfabeto no binario utilizado en la codificación de las soluciones ha permitido incluir fácilmente, en el modelo, el tamaño óptimo de líneas y subestaciones,

superando así las dificultades que un alfabeto binario presenta para tener en cuenta este aspecto técnico en el modelo de diseño óptimo. La codificación utilizada para las soluciones (utilizando un alfabeto no binario) permite además incluir de una forma sencilla líneas eléctricas de reserva, siendo este hecho fundamental para la evaluación de una función de la fiabilidad mediante un método original que se ha desarrollado en los trabajos de investigación. De este modo ha sido posible incorporar, de manera relativamente sencilla el objetivo de fiabilidad al diseño óptimo multiobjetivo.

Un aspecto relevante de los casos estudiados es el de la dimensionalidad de los problemas de diseño de sistemas de distribución abordados en el diseño multiobjetivo. En la bibliografía especializada no existen referencias a trabajos en los que se haya intentado obtener el diseño multiobjetivo de sistemas de distribución con dimensiones que puedan compararse con las aquí tratadas. Si ya en el diseño óptimo monobjetivo de redes de dimensiones reales, se ha logrado superar (con el presente trabajo de investigación) los desarrollos que hasta ahora se han alcanzando en ese campo, en el diseño multiobjetivo (donde la complejidad del problema a resolver es mucho mayor) los resultados obtenidos pueden considerarse exitosos y superiores a lo que, hasta este momento, se encuentran en la literatura especializada.

Con el método propuesto de diseño óptimo multiobjetivo se ha comprobado que se puede obtener la curva (superficie en caso de más de dos objetivos) formada por las soluciones no dominadas. La forma de alcanzar la no dominancia de las soluciones que la forman se ha determinado mediante la ejecución de varios procesos sucesivos (transmitiendo adecuadamente la información relevante de las soluciones alcanzadas de un proceso al siguiente) y observando empíricamente que a partir de un determinado proceso de optimización multiobjetivo ya no se aprecia mejora en las soluciones obtenidas. La selección de soluciones que se deben guardar, tras cada ejecución del programa, se realiza obteniendo una muestra de 30 de ellas de forma que se encuentren distribuidas lo más uniformemente posible a lo largo de la curva de soluciones no dominadas. Con este método se ha observado que la muestra obtenida, para los casos estudiados, es suficientemente completa para que la evolución del proceso de optimización multiobjetivo continúe satisfactoriamente y alcance excelentes resultados. En las primeras generaciones, tal y como se ha observado experimentalmente, se produce un gran avance de la curva de soluciones no dominadas, disminuyendo las distancias que recorre a medida que avanzan las generaciones. Este comportamiento (similar al observado en el diseño monobjetivo respecto de la evolución del valor de la función objetivo de la mejor solución en cada una de las generaciones) conduce a que, a partir de una determinada generación de la optimización multiobjetivo, no se aprecie

una mejora significativa en los resultados alcanzados. El criterio de parada aplicado al diseño óptimo multiobjetivo (basado en el desplazamiento del centro de los ideales), permite finalizar el conjunto de sucesivos procesos de optimización multiobjetivo determinando el último proceso a partir del cual no se van a lograr mejoras significativas en los resultados.

El algoritmo desarrollado preserva todas las soluciones no dominadas existentes durante la optimización. Por ello, en un momento determinado, el número de soluciones no dominadas llega a ser igual al número total de individuos (representación de soluciones) que forman la población, no siendo posible la generación de nuevas soluciones por medio de la aplicación de los operadores de cruce y mutación, ya que para incluirlas en el proceso de optimización se deberían eliminar otras que pertenecen a la curva de soluciones no dominadas. Para la situación citada, se ha desarrollado un mecanismo por el que el algoritmo finaliza automáticamente el proceso de optimización multiobjetivo que se esté ejecutando en ese instante y se procede, tras guardar una muestra de 30 soluciones (tal como se ha indicado en el párrafo anterior), a ejecutar otra vez el programa hasta que finalice de nuevo su ejecución a causa del crecimiento progresivo del número de las soluciones no dominadas.

Se ha introducido un operador original (operador “filtro”) extraordinariamente útil, ya que permite al planificador limitar los costes económicos de las soluciones multiobjetivo obtenidas durante los sucesivos procesos de optimización. Además, mejora el proceso de búsqueda de la curva de soluciones no dominadas disminuyendo el tiempo necesario para su obtención, ya que elimina soluciones de poco interés. El operador “filtro” desecha las soluciones que superan un determinado valor de coste económico, pero ello no da lugar a una pérdida de información relevante (en términos de esquemas) para el proceso de búsqueda de soluciones llevado a cabo por el algoritmo genético. Esto es así ya que se eliminan únicamente las soluciones excesivamente malladas en explotación (de elevado coste) y que están representadas por un número excesivo de esquemas (cada una de ellas). Algunas soluciones malladas en explotación cumplirán con los requisitos económicos dados por el operador “filtro”, y a partir de ellas (por medio de los operadores del algoritmo genético como el cruce y la mutación) se puede obtener una buena representación de la curva de soluciones no dominadas. Por otro lado, si únicamente se trabajase con soluciones estrictamente radiales desde un punto de vista topológico, entonces se obtendría solamente una muestra parcial de la curva buscada y se restringiría la libertad que un algoritmo de este tipo debe tener para evolucionar libremente e ir obteniendo las soluciones no dominadas de una forma

natural. De esta forma se superan otros trabajos presentados en la literatura especializada, en los que exclusivamente se admiten soluciones radiales en explotación.

Por lo tanto, la obtención de la curva de soluciones no dominadas presentada en este trabajo de investigación, constituye un método de diseño óptimo multiobjetivo que permite seleccionar posteriormente una o varias de estas soluciones de entre las que presenten configuración radial en explotación. Por ejemplo, el planificador puede, a la vista del conjunto total de soluciones no dominadas, establecer unos rangos, inicialmente deseables, de los valores de las funciones de coste económico y de *FEENS*, para proceder a analizar posteriormente con detalle las soluciones correspondientes. Seguidamente el planificador puede continuar con la estrategia descrita, es decir, establecer nuevos rangos de valores y continuar el análisis, o bien seleccionar ya la solución no dominada definitiva que resulte más adecuada de acuerdo a su experiencia y criterio profesional.

De esta forma el método propuesto resulta ser de gran utilidad al permitir que el planificador disponga de un número considerable de soluciones no dominadas de entre las que poder elegir una, teniendo en cuenta tanto los aspectos de fiabilidad como los económicos. Esto hace que la metodología presentada supere a las técnicas clásicas multiobjetivo con las que se logra una serie limitada de soluciones, mientras que en el presente trabajo de investigación se procede a realizar la búsqueda de un conjunto mucho más completo de soluciones no dominadas.

Adicionalmente, el análisis de la forma de las curvas de soluciones no dominadas, para los casos estudiados, pone de manifiesto que se trata, como cabría esperar, de curvas “no convexas” en general. El método propuesto permite ofrecer al planificador el conjunto total de las soluciones no dominadas, mientras que con las técnicas clásicas multiobjetivo podría ser difícil descubrir, en principio, soluciones no dominadas situadas en las “concavidades” de la curva completa alcanzada por los algoritmos genéticos, por lo que, estos últimos obviamente aventajan a dichas técnicas.

En las redes eléctricas de mayor tamaño se han obtenido (en la zona de mayor *EENS* y menor coste) “islas” de soluciones. En cada una de esas agrupaciones las soluciones poseen unas configuraciones muy similares entre sí en explotación con pocas (o ninguna) líneas eléctricas de reserva, presentando unos valores de coste y de la función de *EENS* muy similares entre sí. Este hecho puede utilizarse como ayuda en el proceso de selección de soluciones tras la realización de un diseño multiobjetivo, ya que el planificador únicamente precisa estudiar una solución de una “isla” para poder

determinar si las restantes soluciones son satisfactorias o no, ya que todas ellas presentarán unas características similares.

El diseño óptimo multiobjetivo se ha aplicado a la planificación monoetapa de sistemas de distribución de energía eléctrica, aunque puede ser utilizado directamente en la planificación multietapa bajo la metodología pseudodinámica (de forma similar a como ya se hizo en el diseño monobjetivo). Es decir, con la metodología pseudodinámica, el problema de diseño óptimo multietapa y multiobjetivo de una red eléctrica se reduce a aplicar varias veces el modelo multiobjetivo monoetapa. Además posee la ventaja de no aumentar el número de esquemas (que da lugar a un aumento del espacio de búsqueda de soluciones) y, por lo tanto, la facilidad para alcanzar la curva de soluciones no dominadas es la misma que en el caso de realizar un diseño monoetapa. De esta forma, con el modelo desarrollado se dispone de una herramienta válida para el diseño multiobjetivo multietapa pseudodinámico.

Capítulo 6 RESUMEN Y CONCLUSIONES

A continuación se indican los resultados que se han logrado y se especifican las aportaciones realizadas dentro del ámbito de los trabajos de investigación realizados. Tras comentar estos resultados y aportaciones se señalan los futuros temas de investigación que se pretenden abordar partiendo de los resultados que se han obtenido hasta este momento.

6.1 RESUMEN DE LA INVESTIGACIÓN Y CONCLUSIONES

Dentro del diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica se ha mostrado una alternativa eficiente al tradicional algoritmo de ramificación y acotamiento (de programación entera-mixta lineal habitual en los correspondientes procesos de optimización). En particular, se ha utilizado un nuevo algoritmo genético para el diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica, donde la correspondiente optimización se ha realizado empleando modelos matemáticos de programación entera-mixta tanto lineal como no lineal. Estos modelos incluyen tamaño y localización óptimos de líneas y subestaciones (cumpliendo un amplio conjunto de restricciones técnicas características del diseño óptimo) y pueden utilizarse para una única etapa o para un diseño multietapa. Además, se puede realizar un diseño óptimo monobjetivo o multiobjetivo [Bernal Agustín y Ramírez Rosado (1995a, 1995b, 1996, 1997), Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1994, 1995, 1997)].

Los algoritmos genéticos aplican los conceptos de la selección natural (reproducción y evaluación de soluciones), cruce (mezcla de soluciones) y mutación (búsqueda aleatoria). El algoritmo genético desarrollado ha conducido a excelentes resultados con un reducido esfuerzo computacional en relación a la complejidad de los modelos de diseño utilizados.

En el capítulo 1 se ha mostrado, desde el punto de vista económico, la importancia de la distribución dentro de los sistemas de energía eléctrica. Se ha indicado cómo puede aplicarse al diseño óptimo la dimensión temporal del mismo (diseño monoetapa o multietapa). Además se ha expuesto la posibilidad de utilizar ordenadores como herramientas que permitan llevar a cabo el diseño óptimo de sistemas

de distribución de energía eléctrica. Finalmente se han reseñado los objetivos que se pretendían alcanzar y que han sido superados ampliamente en los trabajos de investigación desarrollados.

En el capítulo 2 se ha procedido a la realización de la revisión bibliográfica, estudiando aquellos aspectos que, hasta ahora, han sido tratados dentro del campo del diseño de redes de distribución de energía eléctrica. Se ha observado que existían aspectos relevantes del diseño óptimo que no se habían abordado hasta estos momentos debido a la complejidad del diseño que se desea abordar. Además las dimensiones de los sistemas de distribución recogidos en la literatura especializada han sido, en consecuencia, relativamente reducidas.

El capítulo 3 detalla los modelos de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo utilizados en los trabajos de investigación que se han llevado a cabo. Inicialmente se ha definido el problema que se deseaba resolver con el fin de indicar claramente las variables básicas que han aparecido posteriormente. A continuación se ha realizado el planteamiento matemático haciendo uso de programación entera-mixta no lineal, indicando las funciones objetivo y las restricciones que se aplican. Posteriormente se ha mostrado la posibilidad de realizar un diseño multietapa de sistemas de distribución utilizando una metodología pseudodinámica. Además, se ha planteado el modelo matemático multiobjetivo que es aplicable, en general, a muy variados tipos de problemas de optimización multiobjetivo. A continuación se ha mostrado la aplicación de dicho modelo al diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución de energía eléctrica.

En el cuarto capítulo se han descrito las técnicas matemáticas de optimización que se han utilizado en la literatura especializada relativa al diseño óptimo de sistemas de distribución. Inicialmente se han presentado los algoritmos enumerativos, siendo éstos los que clásicamente se han usado en el diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica. A continuación se han indicado otras técnicas aplicables a problemas combinatoriales, en particular la técnica de Simulated Annealing, la de Tabu Search y la técnica de Branch-exchange. Tras estos dos apartados, se han expuesto los métodos de optimización multiobjetivo que usualmente se han venido utilizando. Posteriormente se ha realizado la presentación de los algoritmos genéticos, explicando su utilidad como herramientas de optimización y describiendo sus parámetros y procesos característicos. Dentro de este desarrollo se ha indicado la forma de utilizar algoritmos genéticos en problemas de optimización multiobjetivo. En otro apartado se ha descrito con detalle el nuevo algoritmo genético desarrollado durante los trabajos de investigación realizados,

describiendo las características originales y nuevos operadores que lo diferencian significativamente [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1994, 1995, 1997)] de los recogidos en el apartado correspondiente a los algoritmos genéticos en general. Por último, se han indicado algunas de las ventajas de los algoritmos genéticos frente a otras técnicas de optimización.

En el capítulo 5, correspondiente a los resultados computacionales, se ha procedido, en primer lugar, a indicar los valores más adecuados para los parámetros que controlan el algoritmo genético implementado. Para ello se han realizado una serie de experimentos con objeto de obtener, en los casos estudiados, los valores que permiten obtener un buen comportamiento del algoritmo genético en el diseño óptimo de sistemas de distribución. Posteriormente, tras conocer qué valores son los más recomendables utilizar en los operadores del algoritmo genético, se ha procedido a comparar el algoritmo genético con un algoritmo de ramificación y acotamiento con el fin de estudiar las limitaciones y posibilidades de ambos. Para estos estudios iniciales, se ha realizado una comparación entre el modelo que hace uso de costes variables linealizados y el que hace uso de los verdaderos costes variables no lineales. A continuación se han mostrado cinco casos de diseño óptimo monobjetivo de redes de distribución reales de dimensiones considerablemente superiores a las que pueden encontrarse en la literatura especializada [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín (1997)]. En uno de los ejemplos se ha procedido a la realización del diseño multietapa de una red de distribución utilizando una metodología pseudodinámica, mostrando así las posibilidades de aplicación de los algoritmos genéticos en la resolución de este tipo de problemas de diseño. En los resultados alcanzados pueden apreciarse las diferencias (en las topologías, coste y función de energía esperada no suministrada) entre las soluciones obtenidas haciendo uso del modelo que contempla los costes variables linealizados y el que aplica el modelo con los verdaderos costes variables no lineales. Todo ello pone de relieve la influencia que tiene el modelo de optimización elegido en la solución de diseño óptimo alcanzada. En los apéndices pueden encontrarse dos ejemplos ilustrativos en los que se realiza el diseño óptimo monobjetivo (con el modelo de costes variables no lineales) incluyendo la restricción de máxima caída de tensión en el primer ejemplo y la restricción de radialidad en el segundo. En estos ejemplos se comparan los resultados alcanzados cuando no se tienen en cuenta dichas restricciones y cuando sí se consideran en el problema de diseño.

Por último, en este capítulo 5, se ha realizado el diseño óptimo multiobjetivo de redes de distribución. Aunque podrían haberse tenido en cuenta fácilmente más funciones objetivo, se han utilizado dos (la función de costes económicos y una función

relacionada con la fiabilidad de la red). En primer lugar se ha mostrado un ejemplo ilustrativo en el que se han comparado los resultados obtenidos al realizar el diseño óptimo monobjetivo y el multiobjetivo, observando las diferencias alcanzadas en las soluciones obtenidas (en topologías, costes y función de energía esperada no suministrada). Posteriormente se ha procedido a la realización del diseño multiobjetivo de redes (casos sexto y séptimo de diseño óptimo de redes de distribución reales) de dimensiones significativamente mayores que las que usualmente pueden encontrarse en la literatura, comparando así mismo los resultados de diseño óptimo monobjetivo y multiobjetivo correspondientes. En las comparaciones realizadas (entre los diseños monobjetivo y multiobjetivo de los casos resueltos) se ha apreciado cómo las soluciones alcanzadas presentan diferencias en sus topologías, en los costes económicos asociados y en el valor de la función de energía esperada no suministrada. Las diferencias observadas resaltan la importancia del modelo de diseño multiobjetivo aplicado, ya que da lugar a soluciones diferentes a las obtenidas utilizando el modelo de diseño monobjetivo. Dichas soluciones multiobjetivo son más satisfactorias para el planificador ya que en ellas se ha optimizado simultáneamente los costes económicos y una función relacionada con la fiabilidad del sistema de distribución.

En los apéndices pueden encontrarse datos económicos y eléctricos relevantes correspondientes a los casos de diseño de redes de dimensiones reales que se ha llevado a cabo. También dentro de los apéndices se muestran los modelos y métodos utilizados en el diseño óptimo (cálculo de las tensiones en los nudos de la red y un novedoso método que permite obtener fácilmente una función de la fiabilidad, de un sistema de energía eléctrica, adecuada para realizar el diseño óptimo). Los apéndices finalizan con una breve descripción del programa desarrollado.

6.2 RESULTADOS Y APORTACIONES DE LA TESIS

1. Desarrollo de modelos de optimización de programación entera-mixta no lineal para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

1.1. Modelo de optimización monobjetivo contemplando los siguientes aspectos:

1.1.1. Función objetivo de costes económicos verdaderos no lineales asociados a la red eléctrica de distribución, reflejando de forma más realista los costes económicos de la planificación de la distribución respecto a los modelos que sólo utilizaban costes linealizados (aproximación de los verdaderos no

lineales). Posibilidad de simular, además, costes linealizados en la función objetivo. Esta función objetivo está sujeta a las restricciones matemáticas que reflejan los límites de capacidad de suministro de potencias de las subestaciones, los límites de capacidad de transporte de potencia de las líneas eléctricas y la primera ley de Kirchhoff en los nudos del sistema de distribución.

1.1.2. Restricciones de máximas caídas de tensión admisibles y restricción de radialidad en el diseño óptimo, permitiendo estudiar la influencia de estas restricciones en el resultado del diseño de redes de distribución.

1.1.3. Localizaciones y tamaños óptimos tanto de líneas eléctricas como de subestaciones futuras, propuestas por el planificador, para el diseño óptimo. Adicionalmente, tamaños óptimos de líneas eléctricas y de subestaciones futuras propuestas, habiendo sido fijadas sus localizaciones por el planificador, para situaciones en las que, por causas importantes de diversa naturaleza, se han de utilizar obligatoriamente determinadas rutas para instalar unas nuevas líneas eléctricas y/o construir unas nuevas subestaciones en determinados lugares.

1.1.4. Diseño óptimo de ampliación de un sistema de distribución existente incluyendo además refuerzos óptimos y/o sustituciones de las propias líneas eléctricas existentes, así como ampliaciones óptimas del tamaño de subestaciones existentes.

1.1.5. Diseño óptimo de redes de distribución monoetapa, es decir, en una etapa (un periodo de tiempo dado para la planificación), o en varias etapas (multietapa), sobre la base de una metodología pseudodinámica.

1.2. Modelo de optimización multiobjetivo incluyendo los siguientes aspectos:

1.2.1. Función objetivo de costes verdaderos no lineales (con posibilidad de utilizar también costes linealizados en dicha función objetivo), y una nueva función objetivo representando la fiabilidad de la red eléctrica a efectos del diseño óptimo. De este modo, se puede realizar un diseño óptimo multiobjetivo incluyendo estas dos funciones, la de costes económicos y la relativa a la fiabilidad, satisfaciendo las restricciones

matemáticas que reflejan los aspectos técnicos de diseño incluidos en el modelo de optimización monobjetivo. El modelo desarrollado es fácilmente aplicable a n objetivos (sin aumentar la complejidad conceptual del algoritmo correspondiente).

1.2.2. Objetivo de fiabilidad del sistema de distribución de energía eléctrica evaluado mediante una función adecuada para redes eléctricas topológicamente malladas (o radiales), teniendo en cuenta, en general, eventos (fallos) de cualquier orden en las líneas eléctricas (aplicado para los eventos de primer orden en los resultados computacionales obtenidos) a efectos del diseño óptimo de redes de distribución.

1.2.3. Diseño óptimo multiobjetivo de ampliación de un sistema de distribución existente considerando las localizaciones y tamaños óptimos de líneas eléctricas y subestaciones futuras, además de refuerzos óptimos y/o sustituciones de las líneas existentes, así como ampliación del tamaño de subestaciones existentes (de la misma forma que en el modelo de optimización monobjetivo).

1.2.4. Posibilidad de aplicar el modelo de optimización multiobjetivo monoetapa (en una etapa) a la planificación multietapa de sistemas de distribución de energía, bajo la metodología pseudodinámica.

2. Desarrollo de un nuevo algoritmo genético para el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

2.1. Utilización, en los trabajos iniciales de investigación, de un alfabeto binario, para codificar en el algoritmo genético las soluciones de diseño óptimo. Mejora muy importante de las prestaciones del algoritmo genético empleando un nuevo alfabeto no binario (utilizando números enteros) y que permite ampliar fácilmente y de forma muy ventajosa el modelo de diseño óptimo (así se incluyen varios tamaños para los conductores de las líneas y para las subestaciones, y también se incorporan líneas eléctricas de reserva para mejorar la fiabilidad de la red de distribución).

2.2. Desarrollo de métodos, criterios y operadores originales en el algoritmo genético implementado para el diseño óptimo monobjetivo de sistemas de distribución,

con el fin de alcanzar el óptimo global (o una solución muy cercana al óptimo) eludiendo mínimos locales. Estos métodos, criterios y operadores son:

2.2.1. Operador epidemia, con el que se renueva la información (en términos de esquemas) de la población, para eludir mínimos locales y que permite evolucionar al algoritmo hacia el óptimo global.

2.2.2. Operador mutación especial múltiple, controlada por medio del “factor de mutación”, con el que se logra efectuar varias mutaciones en cada una de las cadenas seleccionadas aleatoriamente.

2.2.3. Criterio práctico de finalización del algoritmo genético en la optimización monobjetivo. Si durante un número suficiente de generaciones (que depende de las dimensiones del sistema de distribución) no mejora el valor de la función objetivo de la mejor solución alcanzada en cada una de las generaciones, entonces puede darse por terminado, en la práctica, el proceso de diseño.

2.3. Aplicación de un algoritmo especialmente adecuado para lograr la optimización del problema del transporte en redes (simplex especial), mucho más rápido que los métodos simplex tradicionales, en el proceso de optimización realizado por el algoritmo genético.

2.4. Implementación de un algoritmo que permite el cálculo de las tensiones e intensidades en redes eléctricas de distribución débilmente malladas en el proceso de optimización llevado a cabo por el algoritmo genético.

2.5. Desarrollo del algoritmo genético para realizar el diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución de energía, aplicable en general a n objetivos, utilizado con los objetivos de coste y fiabilidad en los trabajos de investigación llevados a cabo.

2.6. Desarrollo de un nuevo método, e implementación del correspondiente algoritmo, (de especial utilidad en el diseño óptimo multiobjetivo) que permite evaluar, con gran rapidez, una función relativa a la fiabilidad de una red eléctrica, a efectos de la planificación óptima, teniendo en cuenta la presencia de líneas eléctricas de reserva en el sistema de distribución.

2.7. Desarrollo de métodos, criterios y operadores originales en el algoritmo genético para alcanzar el conjunto de soluciones no dominadas (o muy próximas a ellas) del diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución de energía eléctrica. Estos métodos, criterios y operadores son:

2.7.1. Operador “filtro” con el que, en el diseño multiobjetivo, se pueden limitar las inversiones en líneas eléctricas de reserva. Así se consigue que en la curva de soluciones no dominadas (no dominadas en cada generación respecto del resto de la población) se mejoren los valores de las funciones objetivo de las soluciones que la componen, a lo largo del proceso de optimización.

2.7.2. Criterio de asignación de la aptitud a cada una de las soluciones en función de su dominancia, siendo las soluciones no dominadas las que poseen mayor aptitud (a continuación se encuentran las dominadas de orden 1, tras ellas las de orden 2 y después el resto de las componentes de la población).

2.7.3. Criterio de salvaguarda de las mejores soluciones durante la ejecución de cada una de las sucesivas generaciones en proceso de optimización multiobjetivo, de forma que todas las soluciones no dominadas existentes en cada instante de la ejecución del algoritmo genético se preservan.

2.7.4. Criterio de finalización de cada uno de los sucesivos procesos de optimización multiobjetivo, deteniéndose el proceso cuando el número de estas soluciones alcanza un número de individuos igual o mayor que el de la población-10, es decir, el número de soluciones alcanzadas no dominadas es similar al de la población.

2.7.5. Método para “relanzar” cada proceso de optimización multiobjetivo usando una muestra de la población existente al finalizar cada uno de dichos procesos, lográndose así mejoras respecto de las soluciones que se alcanzan en un único proceso. Es un método de transmisión adecuada de la información de un proceso de optimización multiobjetivo al siguiente, seleccionando un conjunto adecuado de soluciones distribuidas a lo largo de la curva de soluciones no dominadas (existente al finalizar un proceso dado).

- 2.7.6. Criterio de finalización del conjunto de sucesivos procesos de optimización multiobjetivo para la obtención de la curva final de soluciones de diseño multiobjetivo. Este criterio está basado en el estudio de las “distancias recorridas” (al pasar de un proceso a otro) por el punto medio (“centro de los ideales”) de la línea que une a los “ideales” de la curva de soluciones no dominadas.
3. Resultados alcanzados mediante la aplicación del modelo de optimización monobjetivo al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.
- 3.1. Aplicación intensiva del algoritmo genético desarrollado al diseño óptimo monobjetivo de sistemas de distribución utilizando y validando el modelo mencionado.
- 3.2. Obtención, mediante múltiples experimentos, de los valores más adecuados de los parámetros que rigen el funcionamiento del algoritmo genético implementado para el diseño óptimo de sistemas de distribución.
- 3.3. Comparación entre el algoritmo genético desarrollado y un algoritmo clásico de ramificación y acotamiento (branch and bound), consumiendo el algoritmo genético comparativamente mucho menos tiempo de cálculo en el proceso de diseño óptimo de sistemas de distribución.
- 3.4. Realización del diseño óptimo monobjetivo de redes de distribución de dimensiones que exceden considerablemente a las que suelen encontrarse en la literatura especializada, obteniendo buenos resultados en unos tiempos de cálculo aceptables, tanto para costes variables linealizados como para los no lineales, teniendo en cuenta los modelos complejos usados, el tamaño de las redes de distribución reales utilizadas y teniendo en cuenta las características técnicas del computador personal empleado. Además, se ha mostrado cómo el diseñador puede obtener en la práctica soluciones muy cercanas a la solución final de diseño óptimo, en tiempos muy inferiores a los que consume el algoritmo genético para alcanzar dicha solución final.
- 3.5. Comprobación experimental del buen comportamiento del modelo de optimización entera-mixta no lineal que incluye los costes variables no lineales (costes verdaderos). Los algoritmos genéticos son capaces de incorporar más

fielmente (que otros modelos clásicos) las no linealidades al diseño óptimo, representando de una forma más realista los costes. El modelo de costes no lineales ha dado lugar a soluciones de diseño óptimo más económicas que las alcanzadas con el modelo de costes linealizados (y, en general, topológicamente diferentes) y, además, ha presentado una mejor convergencia respecto al modelo de costes linealizados sin un aumento importante, a efectos prácticos, del tiempo de cálculo para alcanzar la solución óptima de diseño.

- 3.6. Aplicación sencilla, utilizando el algoritmo genético, de las restricciones de máximas caídas de tensión y de la restricción de radialidad, observando que pueden influir en la solución de diseño óptimo (en las topologías, en los costes de inversión y en las pérdidas de la distribución óptima), y mostrando la importancia que pueden tener estas restricciones en el diseño óptimo de redes de distribución.
 - 3.7. Aplicación del modelo de optimización monobjetivo monoetapa al diseño óptimo multietapa mediante una metodología pseudodinámica, mostrando las posibilidades que presentan los algoritmos genéticos en este tipo de planificación.
 - 3.8. Comprobación experimental de que el parámetro que más afecta al tiempo utilizado por el algoritmo genético para alcanzar el diseño óptimo de un sistema de distribución es el número de rutas propuestas, siendo menos sensible al número total de variables 0-1 (aspecto que influye directamente en los algoritmos de ramificación y acotamiento). Ello es consecuencia, en parte, del alfabeto no binario empleado originalmente en el nuevo algoritmo genético, lo que conduce a disponer de una herramienta apta para abordar el diseño óptimo de sistemas de distribución de mayores dimensiones.
4. Resultados alcanzados mediante la aplicación del modelo de optimización multiobjetivo al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica.
 - 4.1. Aplicación intensiva del algoritmo genético desarrollado al diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución utilizando y validando el modelo mencionado.

- 4.2. Obtención de las localizaciones y tamaños óptimos de las líneas eléctricas de reserva teniendo en cuenta simultáneamente la función de costes económicos y la relativa a la fiabilidad del sistema de distribución de energía eléctrica.
- 4.3. Aplicación del modelo entero-mixto no lineal de diseño multiobjetivo (optimización simultánea de la función de costes económicos y de la relativa a la fiabilidad) a sistemas de distribución reales de dimensiones mucho mayores que las que se pueden encontrar en la literatura especializada.
- 4.4. Obtención experimental de una buena representación de la curva de soluciones no dominadas al finalizar el proceso de diseño óptimo multiobjetivo. La consideración de soluciones topológicamente malladas, por parte del algoritmo genético, durante el proceso de optimización permite obtener una curva mucho más completa que en el caso de utilizar únicamente (como se indica en la literatura especializada) soluciones radiales.
- 4.5. Aplicación práctica del operador “filtro”, a través del cual el planificador puede limitar el valor de la función objetivo del coste económico del sistema de distribución en el diseño multiobjetivo, lo que contribuye a limitar adecuadamente las inversiones que se pueden realizar en líneas de reserva.
- 4.6. Utilidad práctica de alcanzar una curva formada por soluciones no dominadas, permitiendo que el planificador disponga de un número abundante de soluciones óptimas multiobjetivo de entre las que poder elegir una (o varias) teniendo en cuenta, entre otros, tanto los aspectos de fiabilidad como económicos. Además, la obtención experimental de curvas no “convexas” de soluciones no dominadas permite alcanzar soluciones que, de otra forma, serían difíciles de obtener con técnicas clásicas y que, al haber usado el algoritmo genético, pueden ser estudiadas por el planificador.

6.3 FUTUROS TEMAS DE INVESTIGACIÓN

En un futuro se plantea la realización (fuera del ámbito del presente trabajo de investigación pero continuando el mismo), de mejoras en los algoritmos genéticos para tratar el diseño óptimo de redes de distribución de dimensiones progresivamente mayores, llegando a resolver problemas de gran tamaño en tiempos de cálculo reducidos y alcanzando soluciones óptimas o muy cercanas a la óptima global para el diseño de

dichas redes. Las investigaciones se centrarán en desarrollar técnicas robustas, utilizando procesos paralelos, para la búsqueda de soluciones óptimas con bajos tiempos de cálculo. Para ello se pretende implementar nuevas técnicas de computación evolutiva (dentro de las cuales se integran los algoritmos genéticos), previsiblemente en varios ordenadores en paralelo, y lograr así mejorar considerablemente los buenos resultados que hasta ahora se han alcanzado.

En este sentido, las estrategias evolutivas, que al igual que los algoritmos genéticos forman parte de la computación evolutiva, se están considerando como un elemento a incorporar en futuros trabajos de investigación a causa de los buenos resultados que han venido dando en su aplicación en muy variados campos del diseño industrial.

Otro tema de investigación que se desea continuar es el relativo al aspecto de la fiabilidad de una red de distribución utilizando algoritmos genéticos. Así, modificando el programa desarrollado, se pueden estudiar los efectos de fallos de cualquier orden (no solamente de primer orden), en dicha fiabilidad gracias al algoritmo implementado. Adicionalmente se pretende tratar el tipo y la localización óptimas de apartamento de maniobra y protección en redes de distribución de energía eléctrica

El diseño óptimo de redes eléctricas, incluyendo varios niveles de tensión es un problema extremadamente complejo y que se desea abordar modificando los programas realizados.

6.4 ÁMBITO DE APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS DESARROLLADOS

A lo largo de la realización del presente trabajo ha quedado patente el buen comportamiento de los algoritmos genéticos desarrollados al ser aplicados al diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica. Existen otros tipos de problemas industriales a los que se les podría aplicar los algoritmos que se han implementado realizando modificaciones en los mismos.

El diseño de redes de tuberías, por ejemplo de gas, es fácilmente abordable con los programas realizados. En general, el diseño de cualquier tipo de “red” con la que se deba suministrar un producto a unos determinados consumidores constituye un problema en principio resoluble con algoritmos similares a los que se han desarrollado.

En cada uno de los casos a los que se aplique se deberán calcular los costes que puedan asociarse al transporte del producto que se suministra. Por ejemplo, los costes variables asociados al transporte del producto a lo largo de la “red” corresponderían a los costes variables utilizados en una red de distribución de energía eléctrica, y los costes de inversión u otros similares corresponderían a los costes fijos utilizados en la distribución eléctrica.

Otros campos de aplicación de los algoritmos genéticos serían la operación (reconfiguración) óptima de sistemas de distribución, y la planificación óptima de redes eléctricas incorporando energías renovables o su reconfiguración/ampliación en presencia de instalaciones de cogeneración de energía eléctrica.

Adams, R.N. and M.A. Laughton, (1974). "Optimal Planning of Power Networks using Mixed-Integer Programming", *Proceedings IEE*, Vol.121, N°2, pp. 139-147.

Ajjarapu, V. and Z. Albanna, (1991). "Application of Genetic based Algorithms to Optimal Capacitor Placement", *Proceedings of ANNPS'91*, Seattle, WA, USA, July 1991, pp. 251-255.

Allan, R.N., E.N. Dialynas and I.R. Homer, (1979). "Modelling and evaluating the Reliability of Distributions Systems", *IEEE Trans. on Power, Apparatus and Systems*, 98 (6), pp. 2181-2189.

Allan, R.N., (1993). "Reliability Evaluation of Power Systems on Distribution Automation, Load Management and Quality of Supply", *Commet II, (EES-UETP)*, Alicante, Spain, (1993).

Allan, R.N. and M.G. Da Silva, (1995). "Evaluation of Reliability Indices and Outage Costs in Distribution Systems", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-10* (1), pp. 413-419.

Aoki, K., K. Nara, T. Satoh, M. Kitagawa and K. Yamanaka, (1990). "New Approximate Optimization Method for Distribution System Planning", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-5* (1), pp. 126-132.

Arthur, J.L., and A. Ravindran, (1978). "An Efficient Goal Programming Algorithm Using Constraint Partitioning and Variable Elimination", *Management Science*, Vol. 24, n.8, pp. 867-868.

Arthur, J.L., and A. Ravindran, (1980). "A Branch and Bound Constraint Partitioning for Integer Goal Programming Problems", *European Journal of Operational Research*, 4, pp.421-425.

Asgharian, R. and S. A. Tavakoli, (1996). "A Systematic Approach to Performance Weights Selection in Design of robust H^∞ PSS using Genetic Algorithms", *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 11 (1), 111-117, March 1996.

Bäck, T. (1991). "Optimization by Means of Genetic Algorithms", *36 Internacionales wissenschaftliches Kolloquium*, edited by E. Köler, Ilmenau (Germany) 21-24 October 1991, pp. 163-169. Technische Universität Ilmenau.

Bäck, T. and F. Hoffmeister, (1991). "Global Optimization by Means of Evolutionary Algorithms", *Random Search as a Method for Adaptation and Optimization of Complex Systems*, edited by A N. Antamoshkin, Divnogorsk (USSR), March 1991. Krasnoyarsk Space Technology University, 17-21.

Bäck, T., F. Hoffmeister and H.P. Schwefel, (1992). "Applications of Evolutionary Algorithms", *Technical Report SYS-2/92*, University of Dortmund, Department of Computer Science, 1992.

Bäck, T. and H.P. Schwefel, (1992). "Evolutionary Algorithms: Some Very Old Strategies for Optimization and Adaptation", *New Computing Techniques in Physics Research (II) - Proceedings of the 2nd International Workshop on Software Engineering, Artificial Intelligence and Expert Systems for High Energy and Nuclear Physics*, pp. 247-254, La Londe-Les-Maures (France), 13-18 January 1992. World Scientific, Singapore.

Bäck, T., (1993). "Optimal Mutation Rates in Genetic Search", *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, edited by Stephanie Forrest, Urbana-Champaign, IL, 17-21 July 1993. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.

Ball, M.O., (1986). "Computational Complexity of Network Reliability Analysis: An Overview", *IEEE Trans. on Reliability*, R-35 (3), pp. 230-239.

Beasley, D., D.R. Bull, and R.R. Martin, (1993a). "An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals", *University Computing*, 15 (2), pp. 58-69.

Beasley, D., D.R. Bull, and R.R. Martin, (1993b). "An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics", *University Computing*, 15 (4), 170-181.

Beasley, D., D.R. Bull, and R.R. Martin, (1993c). "A Sequential Niche Technique for Multimodal Function Optimization", *Evolutionary Computation*, 1 (2), pp. 101-125.

Benayoun, R., et. al.,(1971). "Linear Programming and Multiple Objective Functions: STEP Method (STEM)", *Mathematical Programming*, 1 (3), pp.366-375.

Ben-Dov, E., R.G. Harley and W.J. Seymore, (1987). "Design of an Reticulation System for a Residential Area", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWRS-2 (1), pp. 210-217.

Bernal Agustín, J.L. e I.J. Ramírez Rosado, (1995a). "*Diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica utilizando algoritmos genéticos*", Primer Informe de Investigación para Iberdrola S.A., Ref. IB95-1, Zaragoza, 1995, 75 p.

Bernal Agustín, J.L. e I.J. Ramírez Rosado, (1995b). "*Diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica utilizando algoritmos genéticos*", Segundo Informe de Investigación para Iberdrola S.A., Ref. IB95-3, Zaragoza, 1995, 146 p.

Bernal Agustín, J.L. e I.J. Ramírez Rosado, (1996). "*Diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica utilizando algoritmos genéticos*", Tercer Informe de Investigación para Iberdrola S.A., Ref. IB96-2, Zaragoza, 1996, 211 p.

Bernal Agustín J.L. e I.J. Ramírez Rosado, (1997). "*Diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica utilizando algoritmos genéticos*", Cuarto Informe e Informe Final de Investigación para Iberdrola S.A., Ref. IB97-1, Zaragoza, 1997, 247 p.

- Bertoni, A. and M. Dorigo, (1994). "Implicit Parallelism in Genetic Algorithms", *Artificial Intelligence*, 61 (2), 1994, pp. 307-314.
- Billinton, R., G. Wacker and R.K. Subramaniam, (1987). "Factors Affecting the Development of a Residential Customer Damage Function", *IEEE Trans. on Power System*, PWR-2 (1), pp. 204-209.
- Blanchard, M., L. Delorme and C. Simard, (1996). "Experience with Optimization Software for Distribution System Planning", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWR-11 (4), pp. 11891-11898.
- Blanco, A., (1987). "*Dirigir con Inflación*" (Bilbao: Deusto, Spain, 1.987).
- Boardman, J.T. and C.C:Meckiff, (1985). "A Branch and Bound Formulation to an electricity Distribution Planning Problems", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-104 (8), pp. 2112-2118.
- Boch, G., (1996). "*Análisis y diseño orientado a objetos con aplicaciones*" (Madrid: Addison-Wesley/Díaz de Santos,USA/Spain,1.996).
- Brown, R.E., S. Gupta, R.D. Christie and S.S. Venkata, (1996). "A Genetic Algorithm for Reliable Distribution System Design", *Proceedings of the international Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems (ISAP'96)*, Orlando (Florida), January 28-February 2, 1996, pp. 29-34.
- Brown, R.E., S. Gupta, R.D. Christie and S.S. Venkata, (1997). "Automated Primary Distribution System Design: Reliability and Cost Optimization", *IEEE Trans. on Power Delivery*, PWRD-12 (2), pp. 1017-1022.
- Carvalho, P.M.S., L.A.F.M. Ferreira, F.G. Lobo and L.M.F. Barruncho, (1997). "Distribution Network Expansion Planning Under Uncertainty: a Hedging Algorithm in an Evolutionary Approach", *Proceedings of the 20th International Conference on Power Industry Computer Applications (PICA 97)*, Columbus (Ohio), May 11-16, 1997, pp. 10-15.
- Chankong, V., Y.Y. Haimes and D.M. Gemperline, (1981). "A Multiobjective Dynamic Programming Method for Capacity Expansion", *IEEE Trans. on Automatic Control*, AC-26 (5), 1195-1207.
- Chen, P.H. and H. C. Chang, (1995). "Large-Scale Economic Dispatch by Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Power Systems*, 10 (4), pp. 1919-1926.
- Cohon, L.J., (1978). "*Multiobjective Programming and Planning*", Academic Press, New York.
- Crawford, D.L. and S.B. Holt, (1974). "A Mathematical Optimization Technique for Locating and Sizing Distribution Substations, and Deriving their Optimal Service Areas", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems* PAS-94 (2), pp. 230-235.

Crousillat, E.O., P. Dörfner, P. Alvarado and H.M. Merrill, (1993). "Conflicting objectives and risk in power system planning", *IEEE Trans. on Power Systems*, 8 (3), pp. 887-893.

De La Fuente O'connor, J.L., (1993). "*Tecnologías computacionales para sistemas de Ecuaciones, Optimización Lineal y Entera*". (Barcelona: Reverté, Spain,1993).

De La Fuente O'connor, J.L., (1997). "*Técnicas de cálculo para sistemas de Ecuaciones, Programación Lineal y Entera*". (Barcelona: Reverté, Spain,1997).

Dimeo, R. and K. Y. Lee, (1995). "Boiler-Turbine Control System Design Using a Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 10 (4), pp. 752-759.

Duckstein, L. and S. Opricovic, (1980). "Multiobjective Optimization in River Basin Development", *Water Resources Research*, 16 (1), pp.14-20.

El-Hawary, M.E. and K.M. Ravindranath, (1991). "Combining loss and cost objectives in daily hydro-thermal economic scheduling", *IEEE Trans. on Power Systems*, 6 (3), pp. 1106-1112.

El-Kady, M.A., (1984). "Computer-Aided Planning of Distribution Substation and Primary Feeders", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-103 (6), pp.1183-1189.

Endrenyi, J., (1978). "*Reliability Modeling in Electric Power Systems*", Jonh Wiley and Sons, Chichester, (1978).

Espinosa, R., (1990). "*Sistemas de Distribución*", Limusa, Mexico, (1990).

Fang, H.L., P. Ross and D. Corne, (1993). "A Promising Genetic Algorithm Approach to Job-Shop Scheduling, Rescheduling, and Open-Shop Scheduling Problems", *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, edited by Stephanie Forrest, Urbana-Champaign, IL, 17-21 July 1993. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA., pp. 375-382.

Fawzi, T.H., K.F. Ali and S.M. El-Sobki, (1982). "Routing Optimization of Primary Rural Distribution Feeders", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-101 (5), pp. 1129-1133.

Fawzi, T.H., K.F. Ali and S.M. El-Sobki, (1983). "A New Planning Model for Distribution Systems", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-102 (9), pp. 3010-3017.

Fogel, D.B., (1994). "An introduction to Simulated Evolutionary Optimization", *IEEE Trans. on Neural Networks*, January 1994, pp. 3-14.

- Fonseca, C.M. and P.J. Fleming, (1993). "Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization", *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, edited by Stephanie Forrest, Urbana-Champaign, IL, 17-21 July 1993, pp. 416-423.
- Forrest, S., (1993). "Genetic Algorithms: Principles of Natural Selection Applied to Computation", *Science*, August 1993. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA., pp.872-878.
- Fukuyama, Y. and H.D. Chiang, (1994). "A Parallel Genetic Algorithm for Generation Expansion Planning", *Proceedings of the international Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems (ISAP'94)*, France, 1994, pp. 161-167.
- Glamocanin, V., (1993). "Open Loop Distribution System Design", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWRS-7 (1), pp. 1900-1906.
- Goicoechea, A., D.R. Hansen and L. Duckstein, (1982). "*Multiobjective Decision Analysis with Engineering and Business Applications*", John Wiley and Sons, Inc., New York, 1982.
- Goicoechea, A., L. Duckstein and M.M. Fogel, (1976). "Multiobjective Programming in Watershed Management: A Case Study of the Charleston Watershed", *Water Resources Research*, 12 (6), pp.1085-1092.
- Goldberg, D.E., (1989). "*Genetic Algorithms in optimization and Machine Learning*". (New York: Addison Wesley Publishing Inc., 1989).
- Gönen, T. and B.L. Foote, (1981). "Distribution-System Planning using Mixed-Integer Programming", *Proceedings IEE*, Vol.128, Pt. C, N°2, pp.70-79.
- Gönen, T., (1986). "*Electric Power Distribution Systems Engineering*", McGraw-Hill, New York, 1986.
- Gönen, T. and I.J. Ramírez-Rosado, (1986). "Review of Distribution System Planning Models: A Model for Optimal Multistage Planning", *IEE Proceedings Part. C*, Vol. 133, N°7, pp. 397-408.
- Gönen, T. and I.J. Ramírez-Rosado, (1987). "Optimal Multi-Stage Planning of Power Distribution Systems", *IEEE Trans. on Power Delivery*, PWRD-2 (2), pp. 512-519.
- Gönen, T., (1990). "*Engineering Economy for Engineering Managers*". John Wiley and Sons, New York, 1990.
- Goswami, S.K., (1997). "Distribution System Planning using Branch Exchange Technique", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWRS-12 (2), pp. 718-723.
- Grefenstette, J.J., (1986). "Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, January/February 1986, pp. 122-128.
- Grefenstette, J.J., (1993). "Genetic Algorithms", *IEEE Expert*, 8 (5), pp. 5-8.

Grigoriadis, M.D., (1986). "An efficient Implementation of the Network Simplex Method", *Mathematical Programming Study* 26, pp. 83-111.

Heslin, J.S. and B.F. Hobbs, (1989). "A multiobjective production costing model for analyzing emissions dispatching and fuel switching", *IEEE Trans. on Power Systems*, 4 (3), pp. 836-842.

Hillier, F.S., and G.J. Lieberman, (1991). "*Introducción a la Investigación de Operaciones*", McGraw-Hill, Mexico, (1991).

Hindi, K.S. and A. Brameller, (1977). "Design of Low-Voltage Distribution Networks: A Mathematical Programming Method", *Proceedings IEE*, Vol.124, N°1, pp. 54-58.

Holland, J.H., (1992a). "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*". (London: MIT Press, 1992).

Holland, J.H., (1992b). "Algoritmos genéticos", *Investigación y Ciencia*, Septiembre 1992, pp. 38-45.

Horn, J., N. Nafpliotis and D.E. Goldberg, (1994). "A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization", *Proceedings of the First IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'94)*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Orlando (FL), 27-29 June 1994, pp. 82-87.

Hsu, Y.Y., and J.L. Chen, (1990). "Distribution planning using a knowledge-based expert system", *IEEE Trans. on Power Delivery, PWRD-5* (3), pp. 1514-1519.

Hu, T.C., (1969). "*Integer Programming and Network Flows*", Addison Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, (1969).

Iba, K., (1994). "Reactive Power Optimization by Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Power Systems*, 9 (2), pp. 685-692.

Ignizio, J.P., (1976). "*Goal Programming and Extensions*", Lexington Books, London, 1976.

Jenkins, M. and J. Glasgow, (1986).). "Programming Styles in Nial", *IEEE Software*, Vol 3 (1), p. 48.

Kaplan, M. and A. Braunstein, (1981). "Contribution to the Determination of the Optimum Site for Substation", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-100* (5), pp. 2263-2270.

Kermanshahi, B.S., Y. Wu, K. Yasuda and R. Yokoyama. (1990). "Environmental Marginal Cost Evaluation By Non-inferiority Surface" *IEEE Trans. on Power Systems*, 5 (4), 1151-1159.

Khator S.K. and L.C. Leung, (1997). "Power Distribution Planning: A Review of Models and Issues", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRD-12* (3), pp. 1151-1159.

- Khuri, S., T. Bäck and J. Heitkötter, (1994). "An Evolutionary Approach to Combinatorial Optimization Problems", *Proceedings of the 22nd, Annual ACM Computer Science Conference*, edited by D. Cizmar, Phoenix (Arizona) 8-10 March 1994, ACM press, New York, pp. 66-73.
- Khuri, S., T. Bäck and J. Heitkötter, (1994). "The Zero/One Multiple Knapsack Problem and Genetic Algorithms", *Proceedings of the 1994 ACM Symposium on Applied Computing*, edited by E. Deaton, D. Oppenheim, J. Urban, and H. Berghel, 1994, ACM press, New York, pp. 188-193.
- Knight, U.G., (1960). "The Logical Design of Electrical Networks Using Linear Programming Methods", *Proceedings IEE*, Vol.33A, pp. 306-319.
- Kuwabara, H. and K. Nara, (1997). "Multi-Year and Multi-State Distribution System Expansion Planning by Multi-Stage Branch Exchange", *IEEE Trans. on Power Delivery*, PWRD-12 (1), pp. 457-463.
- Lai, L.L. and J. T. Ma, (1997). "Application of Evolutionary Programming to reactive Power Planning-Comparison with Nonlinear Programming Approach", *IEEE Trans. on Power Systems*, 12 (1), pp.198-206.
- Lakervi, E. and E.J. Holmes, "*Electricity Distribution Network Design*", Peter Peregrinus Ltd., London, 1995.
- Lansberry, J.E. and L. Wozniak, "Optimal Hydrogenerator Governor Tuning with a Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Energy Conversion*, 7 (4), pp.623-630.
- Lee, K.Y., X. Bai, and Y. M. Park, (1995). "Optimization Method for Reactive Power Planning by Using a Modified Simple Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Power Systems*, 10 (4), pp. 1843-1849.
- Lee, S.H., (1980). "Reliability Evaluation of a Flow Network", *IEEE Trans. on Reliability*, R-29 (1), pp. 24-26.
- Lee, S.M., (1972). "*Goal Programming for Decision Analysis*", Auerbach, Philadelphia, 1972.
- Leung, L.C., Khator, S.K. and J.C. Schnepp, (1995). "Planning Substation Capacity Under the Single-Contingency Scenario", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWRD-10 (3), pp. 1442-1447.
- Lo, K.L. and I. Nashid, (1996). "Interactive expert system for optimal design of electricity distribution systems", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 143, N° 2, pp. 151-156.
- Ma, J.T. and L.L. Lai, (1996). "Evolutionary programming approach to reactive power planning", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 143 (4), pp. 365-370.

- Mäkinen, A., J. Partanen, and E. Lakervi, (1990). "A practical Approach for estimating future outage costs in Power Distributions Networks", *IEEE Trans. on Power Delivery*, 5 (1), pp. 311-316.
- Marshall, A.C., T.B. Boffey, J.R. Green and H. Hague, (1991). "Optimal Design of Electricity Distribution Networks", *Proceedings IEE, Vol.138, Pt. C, N°1*, pp. 69-77.
- Masud, E., (1974). "An Interactive Procedure for Sizing and Timing Distribution Substations Using Optimization Techniques", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems PAS-93* (5), pp. 1281-1286.
- Mikic, O.M., (1986). "Mathematical Dynamic Model for Long-Term Distribution System Planning", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-1* (1), pp. 34-40.
- Miranda, V., (1991). "Using Fuzzy Reliability Indices in a Decision AID Environment for Establishing Interconnection and Switching Location Policies", *Proceedings CIRED '91*, Lieje, Belgium, (1991).
- Miranda, V., J.V. Ranito and L.M. Proença, (1994). "Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-9* (4), pp. 1927-1933.
- Munasinghe, M. and W.G. Scott, (1978). "Long Range Distribution System Planning Based on Optimum Economic Reliability Levels", Paper N. A 78 576-1 presented at *IEEE PES Summer Meeting*, Los Angeles, California, (July 16-21, 1978).
- Muslu, M. and Anderson, M.D, (1989). "A multiobjective Optimization Method for Electrical Power Distribution System with Load Control Alternatives", *Electric Power System Research*, 16, pp. 1-9.
- Nara, K., T. Satoh, H. Kuwabara, K. Aoki and M. Kitagawa, (1991). "Multi-Year Expansion Planning for Distribution Systems", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS*, 6 (3), pp. 952-958.
- Nara, K., T. Satoh, H. Kuwabara, K. Aoki, M. Kitagawa and T. Ishihara., (1992). "Distribution Systems Expansion Planning by Multi-Stage Branch Exchange", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-7* (1), pp. 208-214.
- Nara, K., A. Shiose, M. Kitagawa, T. Ishihara., (1992). "Implementation of Genetic Algorithm for Distribution Systems Loss Minimum Re-configuration", *IEEE Trans. on Power Systems*, 7 (3), pp. 1044-1051.
- Nara, K., H. Kuwabara, M. Kitagawa and K. Ohtaka., (1994). "Algorithm for Expansion Planning in Distribution Systems Taking Faults into Consideration", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-9* (1), pp. 324-330.
- Oliveira, M.F. and V. Miranda, (1979). "Optimization Studies in Distribution Networks Including Reliability Evaluations", *CIRED*, Liege, (1979).

- Orero, S.O. and M.R. Irving, (1996). "Economic dispatch of generators with prohibited operating zones: a genetic algorithm approach", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 143 (6), pp. 529-534.
- Pabla, A.S., (1983). "*Electric Power Distribution Systems*", Tata McGraw-Hill, New Delhi, (1983).
- Painton. L. and J. Campbell, "Genetic Algorithms in Optimization of System Reliability", *IEEE Trans. on Reliability*, 44 (2), pp. 172-178.
- Palmer, C.C. and A. Kershenbaum, (1994). "Representing Trees in Genetic Algorithms", *Proceedings of the First IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'94)*, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Orlando (FL), 27-29 June 1994, pp. 379-384.
- Pansini, A.J., (1983). "*Electrical Distribution Engineering*", McGraw-Hill, New York, (1983).
- Partanen, J. et al., (1990). "A Practical Approach for Estimating Future Outage Costs in Power Distribution Networks", *IEEE Trans. on Power Delivery*, 1 (5), pp. 311-316.
- Partanen, J., (1990). "A Modified Dynamic Programming Algorithm for Sizing Locating and Timing of Feeder Reinforcements", *IEEE Trans. on Power Delivery, PWRD-5* (1), pp. 277-283.
- Ponnaivaikko, M. and K.S. Rao, (1981). "Optimal Distribution System Planning", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-100* (6), pp. 2969-2977.
- Ponnaivaikko, M., K.S.P. Rao and S.S. Venkata, (1987). "Distribution System Planning through a Quadratic Mixed Integer Programming Approach", *IEEE Trans. on Power Delivery, PWRD-2* (4), pp. 1157-1163.
- Ramírez-Rosado, I.J. and T. Gönen, (1991a). "Pseudodynamic Planning for Expansion of Power Distribution Systems.", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRD-6* (1), pp. 245-254.
- Ramírez-Rosado, I.J., (1991b). "*Computer Aided Design of Electric Power Distribution Networks: Solutions Via Multiobjective Optimization*", Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Zaragoza, 1991.
- Ramírez-Rosado, I.J., (1992). "*Planificación de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica Mediante Técnicas de Optimización Avanzadas*", Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Zaragoza, 1992.
- Ramírez-Rosado, I.J. and J.L. Bernal-Agustín, (1994). "Genetic Algorithms Applications to the Optimal Power Distribution Systems Design", *Proceedings of the International Conference on Applied Modelling and Simulation*, Lugano, Switzerland, June 1994, pp. 74-78.

Ramírez-Rosado, I.J., R.N. Adams and T. Gönen, (1994). "Computer Aided Design of Power Distribution Systems: Multiobjective Mathematical Simulations", *International Journal of Power and Energy Systems*, 14, (1), pp. 9-12.

Ramírez-Rosado, I.J., and C. Alvarez-Bel, (1995a), "Applications of Multiobjective Models to Power-Distribution Systems Design", *International Journal of Power and Energy Systems*, 15 (2), pp. 54-60.

Ramírez-Rosado, I.J., and José L. Bernal-Agustín, (1995b). "Optimization of the Power Distribution Network Design by Applications of Genetic Algorithms", *International Journal of Power and Energy Systems*, 15 (3), pp. 104-110.

Ramírez-Rosado, I.J., and J.L. Bernal-Agustín, (1997), "Genetic Algorithms Applied to the Design of Large Power Distribution Systems", *IEEE/PES 1997 Summer Meeting*, Berlin, Germany, July 1997, 7 p.

Richards, G.G. and H. Yang, (1993). "Distribution System Harmonic Worst Case Design Using a Genetic Algorithm", *IEEE Trans. on Power Delivery*, 8 (3), pp. 1484-1491.

Roldán Porta, C. y A. Borjes Alejo, (1990). "Programa de Ayuda para la Supervisión y Planificación de Redes de Distribución", *Jornadas Hispano-Lusas de Ingeniería Eléctrica*, Vigo, Julio 1990, pp.597-606.

Saravanan, N., and D.B. Fogel, (1993). "A Bibliography of Evolutionary Computation & Applications", *Technical Report FAU-ME-93-100*, Florida Atlantic University, Department of Mechanical Engineering, 1993, 36 p.

Shao, J., N.D. Rao and Y. Zhang, (1991). "An expert system for distribution system design", *IEEE Trans. on Power Delivery*, PWRD-6 (4), pp. 1607-1615.

Sheble G.B. and K. Brittig, (1995). "Refined Genetic Algorithm - Economic Dispatch Example", *IEEE Trans. on Power Systems*, 10 (1), pp. 117-124.

Shirmohammadi, D., H. W. Hong, A. Semlyen, G. X. Luo, (1988). "A Compensation-based Power Flow Method for Weakly Meshed Distribution and Transmission Networks", *IEEE Trans. on Power Systems*, 2 (3), pp. 753-762.

Song, Y.H. and C.S.V. Chou, (1997). "Advanced engineered-conditioning approach to power economic dispatch", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 144 (3), pp. 285-292.

Song, Y.H., G.S. Wang, A.T. Johns and P.Y. Wang, (1997). "Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 144 (4), pp. 345-350.

Song, Y.H., G.S. Wang, P.Y. Wang and A.T. Johns, (1997). "Environmental/economic dispatch using fuzzy logic controlled genetic algorithms", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, 144 (4), pp. 377-382.

Srinivasan, D., Sundhararajan and A. Pahwa, (1994). "Optimal Selection of Capacitors for Radial Distribution Systems using a Genetic Algorithm" *IEEE Trans. on Power Systems*, 9 (3), pp. 1499-1507.

Srinivasan, D., F. Wen, C.S. Chang and A.C. Liew, (1996). "A Survey of Applications of Evolutionary Computing to Power Systems", Proceedings of the *international Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems (ISAP'96)*, Orlando (Florida), January 28-February 2, pp. 35-41.

Srinivasan, D. and A.G.B. Tettamanzi, (1997). "An Evolutionary Algorithm For Evaluation Of Emission Compliance Options in view of the Clean Air Act Amendments", *IEEE Trans. on Power Systems*, 12 (1), pp. 336-341.

Sun, D.I., D.R. Farris, P.J. Cote, R.R. Shoults and M.S. Chen, (1982). "Optimal Distribution Substation and Primary Feeder Planning Via the Fixed Charge Network Formulation", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-101 (3), pp. 602-609.

Taha, H.A., (1975). "*Integer Programming Theory*", Applications and Computations, Academic Press, New York, (1975).

Tang, Y., (1995). "Power Distribution System Planning with Reliability Modeling and Optimization", *IEEE/PES 1995 Winter Meeting*, New York, January 29-February 2, 1995, pp. 1-7.

Thompson, G.L. and D.L. Wall, (1981). "A Branch and Bound Model for Choosing Optimal Substation Locations", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-100 (5), pp. 2683-2688.

Tram, H.N. and D.L. Wall, (1988). "Optimal Conductor Selection in Planning Radial Distribution Systems", *IEEE Trans. on Power Systems*, PWR-3 (1), pp. 200-206.

UNESA (1997). "*Evolución económico-financiera del sector eléctrico 1988-1995*", 93 p.

Varšek, A.L. et. al., (1993). "Genetic Algorithms in Controller Design and Tuning", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 23 (5), pp. 1330-1339.

Vignaux, G.A. and Z. Michalewicz, (1991). "A Genetic Algorithm for the Linear Transportation Problem" *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, March/April 1991, pp. 445-452.

Wacker, G. and R. Billinton, (1989). "Customer Cost of Electric Service Interruptions." *Proceedings of the IEEE*, 77 (6), pp. 919-930.

Wall, D.L., G.L. Thompson and J.E.D. Northcote-Green, (1979). "An optimization Model for Planning Radial Distribution Networks", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, PAS-98 (3), pp. 1061-1068.

Wayner, P., (1991). "Genetic Algorithms", *Byte*, 16 (1), pp. 361-368

Westinghouse Electric Corporation, (1965). "*Electric Utility Engineering Reference Book. Vol. 3. Distribution Systems*". Pittsburgh, Pennsylvania, 1965.

Whitley, D., (1993). "A Genetic Algorithm Tutorial", Technical Report CS-93-103, *Colorado State University, Department of Computer Science, Fort Collins*, 1993. 37 p.

Willis, H.L. and Northcote-Green, (1985). "Comparison of Several Computerized Distribution Planning Methods", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-104* (1), pp. 233-240.

Willis, H.L., H.N. Tram and R.W. Powell, (1987). "Substation Site and Capacity Selection Based on Diversity Maximization", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-2* (3), pp. 210-217.

Willis, H.L., H. Tram, M. V. Engel and L. Finley, (1995). "Optimization Applications to Power Distribution", *IEEE Computer Applications in Power, 1* (5), pp. 12-17.

Wong, K.P. and Y.W.W. Suzannah, (1996). "Combined Genetic Algorithm/Simulated Annealing/Fuzzy Set Approach to Short-Term Generation Scheduling with Take-Or-Pay Fuel Contract", *IEEE Trans. on Power Systems, 11* (1), pp. 128-136.

Wu, Q.H. and J. T. Ma, (1995). "Power System Optimal Reactive Power Dispatch using Evolutionary Programming", *IEEE Trans. on Power Systems, 10* (3), pp. 1243-1249.

Xu, J.X., C.S. Chang and X.W. Wang, (1996). "Constrained multiobjective global optimisation of longitudinal interconnected power system by genetic algorithm" *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, 143* (5), pp. 435-446.

Yang, H.T. and S.L. Chen, (1989). "Incorporating a multi-criteria decision procedure into the combined dynamic programming/production simulation algorithm for expansion planning", *IEEE Trans. on Power Systems, 4* (1), pp. 165-175.

Yang, H.T., P. C. Yang and C. L. Huang, (1996). "Evolutionary Programming Based Economic Dispatch for Units with Non-Smooth Fuel Cost Functions", *IEEE Trans. on Power Systems, 11* (1), pp. 112-118.

Yang, P.C., H.T. Yang and C.L. Huang, (1996). "Scheduling short-term hydrothermal generation using evolutionary programming techniques" *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, 143* (4), pp. 371-376.

Yeh, E.-C., S.S. Venkata and Z. Sumi, (1996). "Improved Distribution System Planning Using Computational Evolution", *IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-11* (2), pp. 668-674.

Yin, X. and N. Germany, (1991). "Investigations on Solving the Load flow Problem by Genetic Algorithms", *Electric Power Systems Research, 22*, pp. 151-163.

Yokoyama, R., S.H. Bae, T. Morita and H. Sasaki, (1988). "Multiobjective optimal generation dispatch based on probability security criteria", *IEEE Trans. on Power Systems*, 3 (1), pp. 317-324.

Youssef, H.K., et. al., (1985). "Novel Optimization Model for Long Range Distribution Planning", *IEEE Trans. PAS-104* (11), pp. 3195-3202.

Youssef, H.K. and R. Hackam, (1988). "Dynamic Solution of Distribution Planning in Intermediate Time Range", *IEEE Trans. on Power Delivery, PWRD-2* (4), pp. 341-348.

Zeleny, M., (1973). "Compromise Programming", in J.L. Cochrane and M. Zeleny(eds.), "Multiple Criteria Decision Making", University of South Carolina Press, Columbia, 1973.

Zeleny, M., (1982). "Multiple Criteria Decision Making", McGraw-Hill, New York, 1982.

Zoka, Y., H. Sasaki and J. Kubokawa, (1994). "An Optimal Deployment of Fuel Cells in a Distribution System by Means of a Genetic Algorithm", *Proceedings of the international Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems (ISAP'94)*, France, 1994, pp. 153-160.

I.- DATOS ECONÓMICOS Y ELÉCTRICOS PARA LA PLANIFICACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

I.1 Costes económicos fijos.

Los costes fijos se calculan en este modelo como la suma de los costes de materiales para cada tramo más los costes correspondientes a la construcción o ampliación de las subestaciones suministradoras.

Costes económicos fijos de las líneas.

Se han utilizado los siguientes datos:

Costes de cables aislados subterráneos:

Costes fijos de obra (acera, calzada, jardín o similar):

acera	10952 pts/m
calzada	11796 pts/m
jardín	4232 pts/m

Coste fijo de los conductores por unidad de longitud (de tendido):

3x50 Cu	8161 pts/m
3x95 Cu	10549 pts/m
3x150 Al	10092 pts/m
3x1x95 Al	7963 pts/m
3x1x240 Al	10693 pts/m
3x1x400 Al	11945 pts/m

Coste de conductores utilizados en líneas aéreas:

LA 30	2.200.000 pts/km.
LA 56	2.500.000 pts/km.
LA 110	3.100.000 pts/km.
LA 180	4.500.000 pts/km.

Costes económicos fijos de las subestaciones.

El cálculo de estos costes incluye numerosos factores. Se han utilizado los valores correspondientes a unas ciertas subestaciones típicas. Los términos que se deben tener en cuenta son:

Construcción de una nueva subestación:

132 kV.

Terrenos	12000000 pts
Posición exterior	35000000 pts
Trafo 132/45/15 31,5 MVA	67000000 pts

45 kV.

Terrenos intemperie	4000000 pts
Edificio intemperie	10000000 pts
Terrenos interior	30000000 pts
Edificio interior	12000000 pts
Posición exterior	14000000 pts
Posición interior	22000000 pts
Trafo 45/15 6,3 MVA	19000000 pts
Trafo 45/15 12,5 MVA	29000000 pts
Trafo 45/15 25 MVA	48000000 pts

15 kV.

Posición celda metálica	6000000 pts
-------------------------	-------------

Posición SF6	8000000 pts
Fijos	
Servicios Auxiliares	3000000 pts
Obra civil	5000000 pts
Condensadores 2 MVar	3000000 pts
Ingeniería	7%
Supervisión	8%

Con estos datos pueden calcularse los costes de cualquier subestación. Como ejemplo:

SET 132/45/10 kV., 31,5 MVA exterior

(3 posiciones en 132 y en 45kV, y 5 en 10kV)	300.150.000 pts
--	-----------------

SET 45/10 kV., 25 MVA exterior

(3 posiciones en 45kV y 5 en 10kV)	166.750.000 pts
------------------------------------	-----------------

SET 45/10 kV., 25 MVA interior

(3 posiciones en 45kV y 5 en 10kV)	215.050.000 pts
------------------------------------	-----------------

I.2 Costes económicos variables.

Demanda eléctrica. Factor de carga y factor de pérdidas.

En este trabajo se han utilizado principalmente demandas de potencia aparente punta en los nudos representativos de los centros de demanda de los sistemas de distribución.

Se entiende como factor de carga F_c el valor de la relación entre la demanda media y la demanda máxima (potencia aparente punta). Dicho factor es mayor que cero y menor o igual que la unidad.

El factor de pérdidas F_p es el valor de la relación entre la potencia de pérdidas media y la potencia de pérdidas máximas (durante la demanda máxima). Indica el grado de la potencia perdida durante la demanda punta que equivale a la potencia perdida media a través del periodo en que se consideran las pérdidas. A pesar de que no se puede expresar fácilmente a partir del factor de carga, sí se pueden establecer relaciones empíricas entre estos factores [Lakervi (1995), Gönen (1986)].

El factor de pérdidas está comprendido entre el valor del factor de carga y el factor de carga al cuadrado.

Una relación empírica, ampliamente utilizada para el cálculo del factor de pérdidas es la siguiente:

$$F_p = (k_c)F_c + (1 - k_c)(F_c)^2 \quad (\text{I-1})$$

siendo $0 < k_c < 1$

La representación gráfica de los límites superior e inferior para F_p , así como su aproximación empírica, se representan en la figura I.1.

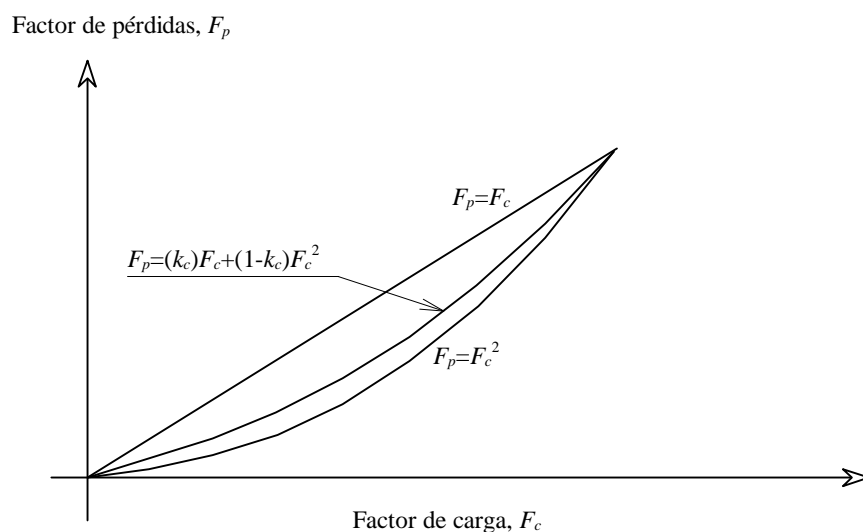


Figura I.1. Relación entre F_c y F_p .

Costes variables.

Los costes variables dependerán de la energía que se espera transmitir por cada línea, estando asociados principalmente a las pérdidas de energía por efecto Joule en los conductores de las líneas eléctricas [Willis et al. (1995), Lakervi (1995), Gönen (1986)]. Análogamente se pueden considerar los costes variables asociados a las subestaciones.

Los costes variables se van produciendo durante toda la vida de la instalación, por lo que para poder comparar estos costes con los costes fijos se debe proceder a calcular el valor actual del coste asociado a dichas pérdidas.

El valor de la potencia de pérdidas máxima en un conductor sigue la siguiente expresión:

$$P_{pjh \max} = 3R_{jh} I_{jh \max}^2 \quad (\text{I-2})$$

donde R_{jh} la resistencia del conductor h de una fase de la línea j en ohmios e $I_{jh \max}$ es la intensidad punta transportada por esa línea.

La potencia de pérdidas media es:

$$P_{pjh \text{ med}} = F_p P_{pjh \max} = F_p 3R_{jh} I_{jh \max}^2 \quad (\text{I-3})$$

La potencia aparente punta transportada por la línea es aproximadamente (a efectos de diseño óptimo) es:

$$S_{jh} = \sqrt{3} I_{jh \max} V \quad (\text{I-4})$$

siendo V la tensión de línea (tomada aproximadamente como tensión nominal).

La expresión de la potencia de pérdidas media es:

$$P_{pjh \text{ med}} = F_p R_{jh} \frac{S_{jh}^2}{V^2} \quad (\text{I-5})$$

Nótese que en el proceso de optimización se manejan los valores de potencias aparentes máximas transportadas por las líneas.

Se utiliza como valor para el coste del kWh perdido el precio facilitado por la compañía eléctrica, de 9,6 pts/kWh, (precio con el que se contabilizan las pérdidas de energía). De esta forma, y durante un año (8760 horas) el coste de la energía perdida en la línea j es:

$$\text{Coste variable anual} = C_{jh} = 8760(9.6)F_p R_{jh} \frac{S_{jh}^2}{V^2} = c_{jh} S_{jh}^2 \quad (\text{I-6})$$

Para toda la red de estudio:

$$\text{Coste variable anual} = C_{va} = \sum_{j,h} C_{jh} \quad (\text{I-7})$$

Valor actualizado de los costes variables.

Para poder sumar el valor de las pérdidas de energía de una red, que se producen a lo largo de su vida útil, al valor monetario de las inversiones realizadas en el momento inicial, y de esta forma evaluar las diversas alternativas, debe emplearse un método que calcule su valor económico referido a un momento dado, que suele ser el inicial. Para considerar el valor económico actualizado de las pérdidas de energía durante la vida útil de la instalación se ha empleado el método del valor actualizado neto (VAN) [Gönen (1990), Blanco (1995)].

Finalmente, el coste variable actualizado se obtiene a partir del coste variable anual multiplicado por el correspondiente coeficiente de actualización. Es decir:

$$C_{vVAN} = C_{va} (Coef_{VAN}) \quad (\text{I-8})$$

El cálculo de este coeficiente debe tener en cuenta el ritmo de crecimiento de la demanda. Este crecimiento se puede modelar de varias formas (crecimiento lineal, gaussiano, etc.). Así mismo se debe realizar una previsión de las tasas económicas de inflación y descuento.

El coste de las pérdidas de energía durante la vida de la instalación, en pesetas para cada línea eléctrica, es decir, el coste variable no lineal, resulta ser:

$$Coef_{VAN} C_{jh} S_{jh}^2 \quad (I-9)$$

y utilizando el modelo con aproximación lineal de los costes variables resulta:

$$Coef_{VAN} C_{ij} (0.75)(S_{max\ h}) S_{jh} \quad (I-10)$$

siendo $S_{max\ h}$ el límite térmico del conductor h , con lo que la expresión total de los costes variables linealizados queda:

$$\sum_{j,h} Coef_{VAN} C_{ij} (0.75)(S_{max\ h}) S_{jh} \quad (I-11)$$

y los no lineales:

$$\sum_{j,h} Coef_{VAN} C_{ij} S_{jh}^2 \quad (I-12)$$

I.3 Datos eléctricos.

Tasas de fallo y tiempos medios de parada.

Se han utilizado las tasas de fallo indicadas en la tabla I.1 (para las líneas eléctricas con los tamaños de conductor usados en los casos y ejemplos resueltos), expresadas en fallos/km y año, para calcular la función de energía esperada no suministrada. Así mismo, se han usado los tiempos medio de parada recogidos en las tablas I.2 e I.3. En la tabla I.2 se indican los tiempos medios de parada para las líneas subterráneas (en horas). Estos tiempos se han indicado diferenciando, para las líneas subterráneas, entre un tendido por acera, calzada o jardín. En la tabla I.3 se han indicado los tiempos medios de parada para las líneas aéreas construídas con los tamaños de conductor utilizados en los ejemplos y casos resueltos.

Conductor	Tasa de fallo
3X150 Al	0.096
3X1X400 Al	0.064
3X1X240 Al	0.078
3X16 Cu	1.449
3X95 Al	0.171
3X50 Cu	1.113
3X95 Cu	0.054
LA 30	0.769
LA 56	0.140
LA 80	0.184
LA 110	0.232
LA 180	0.111

Tabla I.1. Tasas de fallo de los conductores utilizados.

Conductor	Acera	Calzada	Jardín
3X150 Al	11.05	10.75	8.65
3X1X400 Al	9.25	8.95	6.85
3X1X240 Al	9.25	8.95	6.85
3X95 Al	11.05	10.75	8.65
3X50 Cu	11.05	10.75	8.65
3X95 Cu	11.05	10.75	8.65

Tabla I.2. Tiempo medio de parada para líneas subterráneas.

Conductor	T. medio
3x16 Cu	2.0
LA 30	2.5
LA 56	3.0
LA 80	3.0
LA 110	3.5
LA 180	4.0

Tabla I.3. Tiempo medio de parada para líneas aéreas.

Características eléctricas.

En la tabla I.4 se recogen los límites térmicos, tanto en amperios como en kVA, correspondientes a los tamaños de conductor utilizados en los ejemplos y casos de diseño óptimo de sistemas de distribución realizados.

Conductor	Límite (A)	Límite(kVA)*
3x150 Al	255.00	4416.73
3x1x400 Al	515.00	8920.06
3x1x240 Al	415.00	7188.01
3x95 Al	200.00	3464.10
3x16 Cu	120.00	2078.46
3x50 Cu	170.00	2944.48
3x95 Cu	255.00	4416.73
LA 30	137.00	2372.91
LA 56	197.00	3412.14
LA 80	250.00	4330.13
LA 110	314.00	5438.64
LA 180	425.00	7361.22

*La potencia aparente corresponde a una tensión nominal de 10 kV.

Tabla I.4. Límites térmicos de los conductores utilizados en la construcción de líneas.

II.- ECUACIÓN DE LA RECTA UTILIZADA COMO APROXIMACIÓN DE LOS COSTES VARIABLES NO LINEALES

Como se ha visto, el coste variable en los conductores se puede expresar aproximadamente como una constante por la potencia aparente punta transportada al cuadrado.

$$Q S^2 \quad (II-1)$$

Una forma posible de linealizar esta expresión es la siguiente:

$$k Q S_{\max} \quad (II-2)$$

donde

S_{\max} = Potencia aparente máxima transportable por el conductor

k = constante

Para determinar el valor de k que minimice las “desviaciones” entre la curva verdadera y la aproximación lineal se procede a calcular dichas desviaciones y luego se hacen mínimas. Así resulta:

$$\begin{aligned} \text{Desviaciones} &= \int_0^{S_{\max}} (QkS_{\max}S - QS^2)^2 dS = Q^2 \int_0^{S_{\max}} (k^2 S_{\max}^2 S^2 + S^4 - 2kS_{\max}S^3) dS = \\ &= Q^2 \left(k^2 S_{\max}^2 \frac{S^3}{3} + \frac{S^5}{5} - 2kS_{\max} \frac{S^4}{4} \right) \Big|_0^{S_{\max}} = Q^2 S_{\max}^5 \left(\frac{k^2}{3} + \frac{1}{5} - \frac{k}{2} \right) \end{aligned} \quad (II-3)$$

Al minimizar las desviaciones se tiene que:

$$\frac{\partial \text{Desviaciones}}{\partial k} = 0, \text{ por lo que } Q^2 S_{\max}^5 \left(\frac{2 \cdot k}{3} - \frac{1}{2} \right) = 0 \quad (II-4)$$

de donde se deduce que $k = \frac{1}{2} \cdot \frac{3}{2} = 0.75$

Por tanto el valor de k , que minimiza las desviaciones citadas, es igual a 0.75.

III.- MÉTODOS Y MODELOS UTILIZADOS PARA EL CÁLCULO DE LAS POTENCIAS, TENSIONES E INTENSIDADES

El algoritmo utilizado para el cálculo de tensiones posee como característica principal un buen comportamiento en cuanto a la convergencia. Además, no precisa de la utilización de matrices dispersas ni de una gran cantidad de memoria para almacenar los datos necesarios para la resolución del problema.

Al aplicarlo conviene realizar una numeración de las ramas de forma que queden ordenadas por niveles a partir de cada una de las subestaciones existentes. En la figura III.1 se muestra una porción pequeña de una posible red de distribución radial en operación.

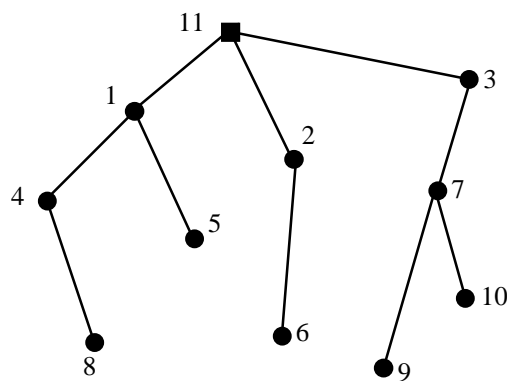


Figura III.1. Porción de una red radial en operación.

Conviene agrupar las ramas que componen la red como se indica en la figura III.2. Así, se han indicado por medio de líneas de puntos la separación entre los diferentes niveles que se consideran para las ramas existentes. En el primer nivel, que comprende a las ramas que poseen uno de sus extremos conectado con la subestación, se encuentran tres ramas {11-1,11-2,11-3}. En el segundo existen cuatro {1-4,1-5,2-6,3-7}. En el tercero y último aparecen tres ramas {4-8,7-9,7-10}. Cada rama puede identificarse por medio de los dos nudos extremos que la limitan, considerando en primer lugar el nudo que se encuentra más cercano a la subestación, siguiendo la metodología de separación por niveles que se ha indicado en el ejemplo.

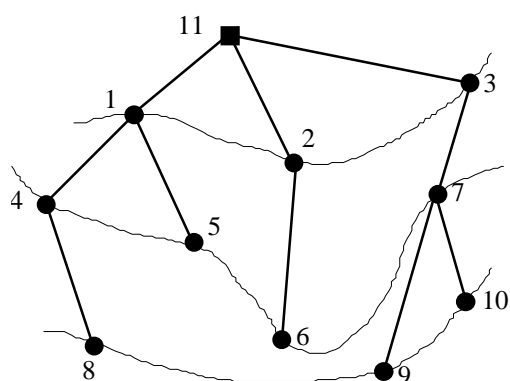


Figura III.2. Agrupación de ramas por niveles en una red.

Tras la clasificación indicada, se procede a la numeración de las ramas como se indica en la Tabla III.1.

Nudos de la rama	Número de la rama
11-1	1
11-2	2
11-3	3
1-4	4
1-5	5
2-6	6
3-7	7
4-8	8
7-9	9
7-10	10

Tabla III.1. Numeración de las ramas de la figura III.2.

Se ha de seleccionar un modelo para representar las líneas eléctricas. En este caso se ha optado por un modelo de parámetros concentrados (con configuración de cuadripolo en π) en el que se tengan en cuenta los parámetros eléctricos de resistencia, reactancia y capacidad de las líneas (posibilidad de incluir la capacidad si el diseñador lo considera conveniente en algún caso).

Para una determinada línea, un posible modelo de parámetros concentrados

corresponde a la configuración indicada en la figura III.3.

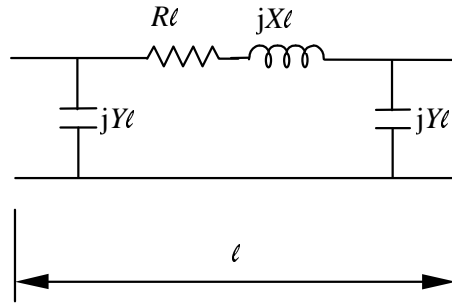


Figura III.3. Modelo de las líneas (parámetros concentrados).

donde:

R es la resistencia por unidad de longitud de la línea.

X es la reactancia por unidad de longitud de la línea. Se calcula como $X=\omega \cdot L$, donde $\omega =2 \cdot \pi \cdot f$, f = frecuencia y L el coeficiente de autoinducción por unidad de longitud de la línea eléctrica.

Y es la mitad de la admitancia asociada a la capacidad por unidad de longitud de la línea. Se calcula como $Y=\omega \cdot C/2$, donde C representa la capacidad por unidad de longitud presente en la línea.

ℓ es la longitud de la línea.

Inicialmente, antes de proceder a realizar los cálculos de las tensiones en el sistema de distribución, se considera que en todos los nudos existen unos valores de tensión igual al valor de la tensión nominal (que será en todo momento la de las subestaciones). En las sucesivas iteraciones se calcula la intensidad consumida por cada uno de los nudos. En la iteración k -ésima, para la intensidad $I_i^{(k)}$ (vector en el campo complejo) consumida en el nudo i , se tendrá:

$$I_i^{(k)} = (S_i / V_{fi}^{(k-1)})^* \quad (\text{III-1})$$

para el nudo i -ésimo (excluidos los nudos donde se sitúan las subestaciones)

donde:

el asterisco representa la operación de “conjugar” un vector en el campo complejo.

$V_{fi}^{(k-1)}$ es la tensión de fase (vector en el campo complejo) en el nudo i calculada en la iteración $(k-1)$ -ésima.

S_i es la potencia aparente punta por fase (vector en el campo complejo) que se consume en el nudo i .

Tras el cálculo de las intensidades nodales se procede al cálculo de las intensidades de rama en cada una de las iteraciones. Se parte de los nudos que se encuentran más alejados de la subestación, es decir, de las ramas que poseen numeración más elevada. Se calculará según la siguiente expresión:

$$J_{Lr}^{(k)} = I_{L2}^{(k)} + jY_{Lr} V_{fL2}^{(k-1)} + \sum J_x^{(k)} + \sum jY_{Lr} V_{fL2}^{(k-1)} \quad (\text{III-2})$$

estando representadas las magnitudes de la ecuación anterior en la figura III.4

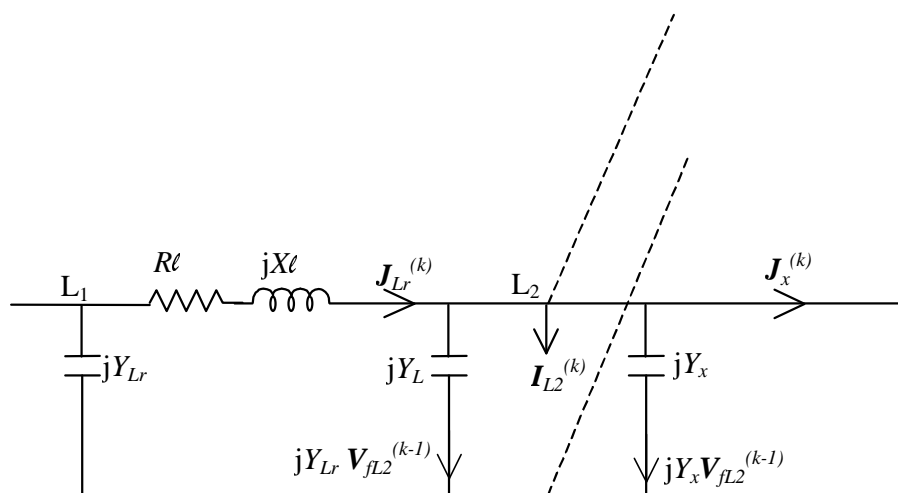


Figura III.4. Representación de las intensidades nodales y de rama.

donde:

$\mathbf{J}_{Lr}^{(k)}$ es la intensidad (vector en el campo complejo) en la rama Lr en la iteración k -ésima.

I_{L2} es la intensidad consumida en el nudo L_2 , siendo L_2 uno de los nudos que limita a la rama Lr y que está más alejado de la subestación. Por ejemplo, para la rama 7 (figura III.1, tabla III.1) el valor de L_2 será 7 (nudo 7). Existirá un valor denominado L_1 que será el otro nudo que limita a la rama Lr . En el caso de la rama 7 el valor de L_1 será 3 (nudo 3).

Y_{Lr} es la mitad de la admitancia de la línea Lr .

$\mathbf{J}_x^{(k)}$ representa cada uno de los valores de las intensidades en las ramas que están conectadas al nudo L_2 aguas abajo. En el caso de la rama 7 (nudo 7) los valores de \mathbf{J}_x serán los de las intensidades correspondientes a las ramas 9 y 10.

Y_x representa cada uno de los valores de la admitancia (la mitad de ella) de las ramas que están conectadas al nudo L_2 aguas abajo.

$V_{fL2}^{(k-1)}$ es la tensión de fase en el nudo L_2 en la iteración $(k-1)$ -ésima.

Este cálculo se ha realizado “de delante hacia atrás” para las corrientes de rama. El cálculo de las tensiones en los nudos, en la iteración k -ésima se realiza “de atrás hacia delante”, es decir desde la subestación hasta los nudos finales, estos últimos conectados a la red por una sola rama en explotación.

Para calcular la tensión en cada uno de los nudos, se utiliza la siguiente ecuación:

$$V_{L2}^{(k)} = V_{L1}^{(k)} - \mathbf{Z}_{Lr} \mathbf{J}_{Lr}^{(k)} \quad (\text{III-3})$$

donde:

$V_{fL2}^{(k)}$ es la tensión de fase (vector en el campo complejo) en el nudo L_2 calculado para

la iteración k -ésima.

$V_{fLi}^{(k)}$ es la tensión de fase (vector en el campo complejo) en el nudo L_i calculado en la iteración k -ésima.

$Z_{Lr}=R\ell+jX\ell$ es la impedancia serie (vector en el campo complejo) de la rama Lr de la línea.

$J_{Lr}^{(k)}$ es la intensidad (vector en el campo complejo) en la rama Lr calculada con la fórmula vista en el paso anterior.

En cada una de las iteraciones se calcula el valor de la potencia activa y reactiva consumida en cada nudo y se compara con las que, según los datos de las demandas de potencia en ese nudo, debería consumirse. Si la diferencia es muy pequeña (menor que un valor predeterminado) el programa finaliza.

La potencia aparente punta por fase consumida en un nudo i se puede calcular por medio de:

$$S_i^{(k)} = V_{fi}^{(k)} \left(I_i^{(k)} \right)^* \quad (\text{III-4})$$

Finalmente se obtienen los valores $\Delta P_i^{(k)}$ y $\Delta Q_i^{(k)}$ que permitan decidir si el algoritmo ha convergido a una solución suficientemente aceptable.

$$\Delta P_i^{(k)} = \text{Re}[S_i^{(k)} - S_i] \quad (\text{III-5})$$

$$\Delta Q_i^{(k)} = \text{Im}[S_i^{(k)} - S_i] \quad (\text{III-6})$$

donde S_i es el dato de potencia aparente punta por fase (vector en el campo complejo) demandada en el nudo i -ésimo.

IV.- MÉTODO DESARROLLADO PARA LA EVALUACIÓN DE LA FIABILIDAD EN EL PROCESO DE DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

Seguidamente se ilustra el método desarrollado para la evaluación de la función de *EENS* (*FEENS*), para una porción de una red (conjunto de líneas eléctricas) topológicamente mallada, mediante un ejemplo elemental. El método se puede extender, fácilmente, para considerar, además, la influencia de las subestaciones en la *FEENS*.

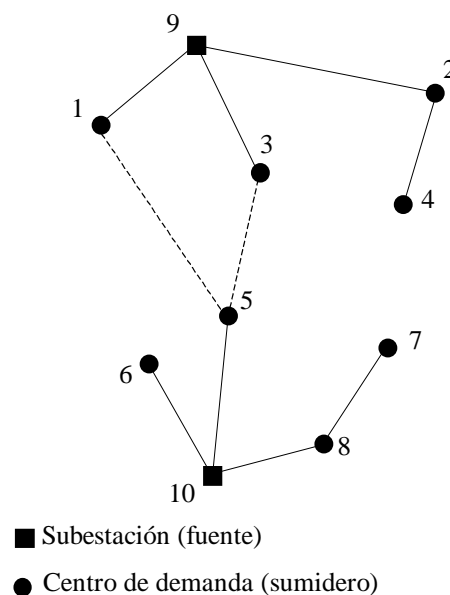


Figura IV.1. Porción de una red de distribución con dos líneas de reserva.

En la Figura IV.1 los segmentos rectilíneos representan líneas eléctricas que habitualmente suministran las potencias necesarias para abastecer a los centros de demanda. Las líneas discontinuas representan dos líneas eléctricas construidas, (que habitualmente no transportan potencia) entre los nudos 1 y 5 y los nudos 3 y 5.

En el método original de cálculo de la función de *EENS*, se añade una subestación ficticia (realmente no pertenece a la red), y líneas ficticias (rutas ficticias) que unen dicha subestación con todos los sumideros, como se representa en la Figura IV.2.

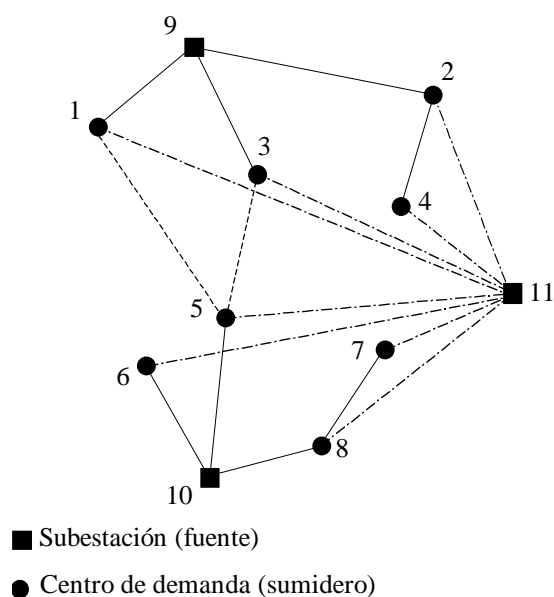


Figura IV.2. Representación de las líneas ficticias y subestación ficticia necesarias para realizar el cálculo de la función de energía esperada no suministrada.

Las líneas ficticias se han indicado por medio de tramos de rayas y puntos, y a la subestación ficticia se le ha asignado el número 11 (en la figura IV.2).

Ahora es preciso eliminar, sucesivamente, cada una de las líneas eléctricas (que habitualmente suministran potencias a los centros de demanda de la red eléctrica estudiada), con ello se pretende emular aproximadamente fallos de primer orden en dichas líneas eléctricas. Por ejemplo, si se produce un fallo entre la línea eléctrica que une a la subestación número 9 con el nudo número 1, es posible que se le pueda suministrar la potencia que demanda dicho nudo de demanda a través de la línea eléctrica que le llega desde el nudo número cinco, pero también puede suceder que esto no sea posible (por ejemplo, debido a los límites máximos de transporte de potencia en las líneas eléctricas restantes). En este último caso, si sólo se puede suministrar una parte de la potencia que demanda el nudo 1, entonces la subestación ficticia número once (a través de la línea ficticia que la une con el sumidero número 1) suministrará el resto de la demanda en el nudo 1 (no satisfecha por la red eléctrica en estudio).

En otros casos las posibilidades de suministro eléctrico pueden ser más complejas y utilizar necesariamente, para satisfacer las demandas eléctricas, más de una de las líneas ficticias indicadas. En cualquier caso, la suma de las potencias suministradas (por la subestación ficticia) a los sumideros de la red eléctrica a través de

todas las líneas ficticias (para un fallo de una línea eléctrica dada) representa la potencia aparente buscada (correspondiente al fallo de dicha línea eléctrica). En este caso, se puede calcular la función de *EENS* (*FEENS*) por medio de la siguiente expresión:

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} \sum_{f \in N_f} (u_{ij})_E (X_f)_{(i,j)E} + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} \sum_{f \in N_f} (u_{ij})_a (X_f)_{(i,j)a} \quad (IV-1)$$

donde :

N_f es el conjunto de rutas ficticias (líneas ficticias) que se añaden para unir los sumideros con la subestación ficticia. (Este conjunto contiene un número de rutas ficticias igual al número de centros de demanda).

$(X_f)_{(i,j)E}$ representa la potencia aparente punta que circula por la ruta ficticia $f \in N_f$. Se calcula para cada ruta ficticia y para cada uno de los posibles fallos de las líneas eléctricas existentes (habitualmente en operación) sobre las rutas $(i,j) \in N_{FE}$, utilizando, en este caso, simultáneamente las líneas eléctricas de “reserva” para satisfacer las demandas.

$(X_f)_{(i,j)a}$ representa la potencia aparente punta que circula por la ruta ficticia $f \in N_f$. Se calcula para cada ruta ficticia y para cada uno de los posibles fallos de las líneas eléctricas futuras (construidas, habitualmente en operación), con tamaño de conductor a , sobre las rutas $(i,j) \in N_F$, utilizando, en este caso, simultáneamente las líneas eléctricas de “reserva” para satisfacer las demandas.

$(u_{ij})_E, (u_{ij})_a$ se indicaron en el apartado 3.2.2 del capítulo 3.

Un detalle fundamental del algoritmo desarrollado es que solamente se suministren potencias a través de las líneas ficticias cuando sea estrictamente necesario (es decir, cuando sea totalmente imposible a través de las líneas eléctricas que realmente forman parte de la red de distribución en estudio). En este sentido, para la obtención de los flujos de potencia se utiliza un algoritmo que resuelve el “problema del transporte” en redes, minimizando una función objetivo de un coste global ficticio, donde cada línea (eléctrica o ficticia) posee un determinado coste ficticio variable asociado a cada unidad de potencia transportada. Si dicho coste unitario es mucho mayor en el caso de las líneas

ficticias que en el de las líneas eléctricas que realmente constituyen la red de distribución en estudio, entonces el algoritmo simplex (que resuelve el problema del transporte) evita utilizar las líneas ficticias salvo en caso de verdadera necesidad, ya que utilizarlas daría lugar a un incremento de la función objetivo, es decir, no se minimizaría la función objetivo de coste global ficticio. De este modo, se asigna a las líneas eléctricas de la red un coste de 1 unidades/kVA , mientras que a las líneas ficticias se les asigna un coste de 100 unidades/kVA.

El algoritmo descrito se ha desarrollado y probado, observando que realiza cálculos correctos, tanto para redes topológicamente radiales como malladas (estas últimas pueden ser radiales en explotación, junto con líneas “de reserva” instaladas, normalmente fuera de servicio). Sin embargo, en el primer caso (redes topológicamente radiales) no se utiliza el algoritmo descrito por precisar más esfuerzo computacional que la aplicación directa del cálculo de la función de *EENS* a través de la fórmula (3-16) indicada en el capítulo correspondiente al modelo matemático.

V.- DATOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 5

A continuación se recogen, en tablas, los datos básicos que definen la topología y demandas de los casos de diseño de redes de distribución llevados a cabo en el capítulo 5.

En las tablas correspondientes a los datos de las topologías se utilizan los siguientes símbolos:

Ti = tipo de conductor (S = subterráneo, A = aéreo).

N1 = uno de los extremos de una ruta.

N2 = uno de los extremos de una ruta (el otro es N1).

ℓ = longitud (en metros) de la ruta.

Co = conductor utilizado (para rutas existentes):

1 = 3x1x400 Al

2 = 3x150 Al

3 = 3x95 Al

4 = 3x50 Cu

5 = 3x95 Cu

6 = 3x1x240 Al

7 = 3x16 Cu

8 = LA 80

9 = LA 110

10 = LA 180

11 = LA 30

12 = LA 56

13 = 3x1x400 Al (Doble circuito)

14 = LA 180 (Doble circuito)

Cuando no se indica nada se trata de una ruta propuesta.

En las tablas correspondientes a los datos de las demandas se utilizan los siguientes símbolos:

N = nudo al que hace referencia la demanda.

D = demanda (en kVA).

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	65	67	180	2	S	19	50	240		S	198	191	40		S	75	71	150	2
S	69	65	175	2	S	50	51	190		S	198	196	190		S	74	80	230	
S	58	69	147	2	S	51	55	320		S	158	198	740		S	80	75	145	2
S	67	84	80	2	S	55	26	260		S	196	190	30		S	73	74	290	2
S	67	92	230	2	S	26	30	280		S	158	189	1000	14	S	71	72	270	1
S	59	57	30	2	S	30	39	290		S	158	160	230		S	72	79	200	2
S	64	70	195	2	S	39	46	250		S	160	171	240		S	72	76	210	1
S	68	64	85	2	S	50	53	150		S	171	187	250		S	76	77	140	2
S	58	68	58	2	S	53	23	200		S	187	167	250		S	78	82	660	2
S	62	60	300	2	S	23	28	260		S	175	178	180		S	81	79	200	2
S	70	62	62	2	S	28	33	315		S	167	175	310		S	77	78	60	2
S	60	59	120	2	S	33	46	475		S	160	184	360		S	82	89	331	2
S	57	61	354	2	S	46	20	230		S	184	163	250		S	76	58	1060	1
S	63	66	123	2	S	19	43	40		S	161	182	230		S	122	201	70	13
S	66	67	236	2	S	43	24	350		S	182	181	90		S	119	93	1076	13
S	61	63	165	2	S	24	34	350		S	159	180	250	1	A	119	122	1250	14
S	57	19	1620	1	S	34	37	220		S	180	177	160	2	S	113	114	130	2
S	201	91	1064	1	S	37	40	285		S	170	162	220	2	S	114	111	110	2
S	91	1	933	1	S	40	42	320		S	162	183	260	2	S	93	112	90	6
S	91	86	44	2	S	42	47	220		S	159	128	780	1	S	112	113	210	2
S	1	16	240		S	47	49	200	2	S	128	140	110	1	S	105	94	230	2
S	5	6	110		S	19	32	180	1	S	130	156	100	2	S	94	111	90	2
S	6	2	142		S	83	32	115		S	129	130	150	2	S	93	110	180	6
S	17	4	335		S	27	35	250		S	140	129	160	2	S	110	105	180	2
S	4	5	135		S	35	44	360		S	156	132	310	2	S	118	120	35	
S	16	17	320		S	48	44	120		S	134	194	25	2	S	93	118	290	1
S	1	13	45		S	54	22	210		S	150	151	150	2	S	117	83	110	
S	7	8	260		S	22	27	190		A	201	189	600	14	S	118	121	140	
S	8	2	40		S	32	54	120		S	189	188	200		S	121	117	550	
S	15	18	430		S	20	49	100		S	188	197	300		S	103	104	170	2
S	18	7	60		S	31	43	700		S	197	195	100		S	83	103	200	1
S	13	15	270		S	36	31	290		S	188	192	64		S	104	107	180	2
S	1	12	110		S	41	36	185		S	148	137	350		S	108	107	170	2
S	3	11	230		S	45	41	70		S	137	154	290		S	83	108	130	6
S	11	14	360		S	45	49	100		S	137	193	35		S	109	83	120	6
S	14	10	455		S	20	48	370		S	154	150	190	2	S	102	109	210	2
S	12	3	155		S	38	29	320		S	125	123	80		S	106	102	150	2
S	10	85	120		S	48	38	240		S	126	123	80		S	83	106	180	2
S	85	90	260		S	52	21	110		S	127	126	740		S	96	115	120	6
S	9	10	160	2	S	29	25	150		S	124	127	60		S	83	98	360	1
S	2	9	295	2	S	25	52	275		S	199	118	210		S	100	95	290	6
S	9	87	375	2	S	21	32	120		S	199	200	20		S	99	100	160	6
S	87	88	220	2	S	20	56	590		S	157	199	60		S	101	99	150	6
S	88	66	295	2	S	20	71	530		S	123	157	280		S	98	101	140	6
S	2	19	1670		S	71	73	60	2	S	183	186	120	2	S	95	116	215	6
S	116	96	110	6	S	163	164	90		S	186	166	290	2	S	132	139	290	2
S	97	93	110	1	S	164	172	380		S	166	174	310	2	S	139	146	420	2
S	115	97	170	6	S	172	178	310		S	174	180	290	2	S	128	153	120	1
S	56	146	430	1	S	178	159	190		S	159	179	120		S	136	143	260	
S	152	140	250	2	S	158	181	280		S	179	176	150		S	143	147	260	
S	146	141	290	2	S	181	185	250		S	168	161	210		S	153	155	110	2
S	141	135	220	2	S	185	165	160		S	153	133	270	2	S	155	136	230	
S	131	152	240	2	S	165	169	160		S	147	56	400		S	142	149	270	
S	135	131	410	2	S	169	173	100		S	128	150	90	1	S	149	147	60	
S	56	148	190		S	173	179	270		S	144	145	90		S	133	138	410	2
S	56	124	250		S	158	183	620	1	S	145	148	150		S	138	142	170	2
S	151	134	210	2	S	134	144	390	2										

Tabla V.1. Datos de la topología del caso 1.

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	181	150	620	1	S	48	157	118		S	128	129	73		S	67	68	233	
S	181	149	620	1	S	157	158	15		S	129	130	114		S	68	164	300	
S	149	2	64	1	S	158	49	55		S	130	131	75		S	164	165	70	
S	150	178	64	1	S	158	50	385		S	128	132	160		S	165	69	275	
S	2	3	175	2	S	50	51	515		S	169	147	325		S	165	70	45	
S	3	4	170		S	50	159	270		S	169	50	80		S	164	162	205	
S	2	5	354	2	S	159	52	136		S	7	76	184		S	162	161	80	
S	178	179	354	2	S	52	53	157	2	S	76	77	90		S	162	180	720	
S	5	6	205	2	S	53	160	161		S	113	117	198		S	161	71	45	
S	182	174	30		S	160	55	110		S	100	104	120		S	161	182	125	
S	7	8	105		S	53	54	75		S	109	114	168		S	182	163	780	
S	8	9	320		S	53	56	270	2	S	109	104	226		S	163	83	285	
S	8	10	153		S	56	57	290		S	110	103	288		S	163	84	160	
S	10	182	154		S	56	82	184	2	S	95	59	131		S	180	67	847	
S	174	1	410		S	82	81	227	2	S	59	86	98		S	67	126	105	
S	1	181	1320		S	81	33	190	2	S	59	123	295		S	126	127	150	
S	172	151	285		S	33	32	95	2	S	123	125	15		S	67	96	138	
S	151	11	311		S	32	175	40	2	S	123	65	284		S	96	95	138	
S	151	152	585		S	29	30	156	2	S	123	124	132		S	95	94	203	
S	152	12	550		S	29	27	90	2	S	123	122	240		S	95	97	103	
S	152	13	137		S	27	170	160	2	S	122	121	185		S	94	93	62	
S	181	14	951	1	S	170	173	135	2	S	121	120	260		S	93	91	251	
S	14	15	290	1	S	173	26	10		S	120	98	192		S	67	91	270	
S	15	16	340	2	S	173	25	8	2	S	98	95	104		S	91	89	46	
S	15	17	180	1	S	25	24	75		S	121	128	86		S	89	90	15	
S	17	18	8	1	S	24	23	190		S	64	166	24		S	89	88	172	
S	18	19	220	1	S	23	21	190		S	166	139	3		S	88	87	128	
S	19	22	243	2	S	21	20	240		S	139	140	75		S	87	99	511	
S	22	36	280	2	S	20	19	230		S	140	141	310		S	99	85	300	
S	36	37	213	2	S	182	72	39		S	133	134	153		S	181	172	76	
S	36	171	184	2	S	182	73	316		S	140	167	490		S	99	84	222	
S	38	39	20	2	S	73	74	229		S	175	29	95	2	S	99	100	255	
S	38	42	286	2	S	74	8	382		S	167	142	25		S	100	101	152	
S	42	154	15		S	74	75	317		S	167	144	315		S	101	102	124	
S	154	153	350		S	75	63	315		S	144	145	160		S	102	103	272	
S	153	41	50		S	62	63	188		S	144	168	145		S	103	104	570	
S	153	40	200		S	61	62	216	2	S	168	146	360		S	104	107	138	
S	42	155	25		S	60	61	130	2	S	168	169	570		S	107	115	607	
S	155	156	140		S	58	60	175	2	S	34	35	115		S	115	111	288	
S	156	43	35		S	56	58	188	2	S	7	35	210		S	111	106	198	
S	156	44	15		S	171	38	91	2	S	31	148	260	2	S	106	99	214	
S	42	45	125	2	S	63	64	198		S	148	6	110	2	S	103	105	190	
S	45	46	144		S	64	65	295		S	179	28	141	2	S	105	109	346	
S	46	47	199		S	65	66	272		S	28	27	216	2	S	109	119	35	
S	42	48	167	2	S	66	67	428		S	31	30	265	2	S	109	113	198	
S	113	108	191		S	132	133	114		S	31	92	205		S	76	78	132	
S	108	112	215		S	133	135	195		S	92	35	190		S	78	79	94	
S	112	116	187		S	135	122	150		S	20	143	80		S	79	80	170	
S	116	118	338		S	135	136	177		S	177	176	305		S	80	34	135	
S	118	117	182		S	136	137	80		S	103	177	161		S	80	81	147	
S	117	114	190		S	137	138	115		S	108	106	270		S	34	33	228	
S	114	110	228		S	138	64	186		S	113	116	223						

Tabla.V.2. Datos de la topología del caso 2.

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	65	67	180		S	19	50	240		S	124	127	60		S	75	71	150	
S	69	65	175		S	50	51	190		S	199	118	210		S	74	80	230	
S	58	69	147		S	51	55	320		S	199	200	20		S	80	75	145	
S	67	84	80		S	55	26	260		S	157	199	60		S	73	74	290	
S	67	92	230		S	26	30	280		S	123	157	280		S	71	72	270	
S	59	57	30		S	30	39	290		S	198	191	40		S	72	79	200	
S	64	70	195		S	39	46	250		S	198	196	190		S	72	76	210	
S	68	64	85		S	50	53	150		S	158	198	740		S	76	77	140	
S	58	68	58		S	53	23	200		S	196	190	30		S	78	82	660	
S	62	60	300		S	23	28	260		S	158	189	1000	13	S	81	79	200	
S	70	62	62		S	28	33	315		S	158	160	230		S	77	78	60	
S	60	59	120		S	33	46	475		S	160	171	240		S	82	89	331	
S	57	61	354		S	46	20	230		S	171	187	250		S	76	58	1060	
S	63	66	123		S	19	43	40		S	187	167	250		S	122	201	70	13
S	66	67	236		S	43	24	350		S	175	178	180		S	119	93	1076	13
S	61	63	165		S	24	34	350		S	167	175	310		S	119	122	1250	13
S	57	19	1620		S	34	37	220		S	160	184	360		S	113	114	130	
S	201	91	1064	1	S	37	40	285		S	184	163	250		S	114	111	110	
S	91	1	933	1	S	40	42	320		S	166	174	310	1	S	93	112	90	
S	91	86	44	2	S	42	47	220		S	174	180	290	1	S	112	113	210	
S	1	16	240		S	47	49	200		S	159	179	120		S	105	94	230	
S	5	6	110		S	19	32	180		S	179	176	150		S	94	111	90	
S	6	2	142		S	83	32	115	1	S	168	161	210		S	93	110	180	
S	17	4	335		S	27	35	250		S	161	182	230		S	110	105	180	
S	4	5	135		S	35	44	360		S	182	181	90		S	118	120	35	2
S	16	17	320		S	48	44	120		S	159	180	250	1	S	93	118	290	1
S	1	13	45		S	54	22	210		S	180	177	160		S	117	83	110	1
S	7	8	260		S	22	27	190		S	170	162	220	2	S	118	121	140	1
S	8	2	40		S	32	54	120		S	162	183	260	2	S	121	117	550	1
S	15	18	430		S	20	49	100		S	159	128	780	2	S	103	104	170	2
S	18	7	60		S	31	43	700		S	128	140	110	2	S	83	103	200	1
S	13	15	270		S	36	31	290		S	130	156	100		S	104	107	180	2
S	1	12	110	2	S	41	36	185		S	129	130	150		S	108	107	170	2
S	3	11	230	2	S	45	41	70		S	140	129	160	2	S	83	108	130	1
S	11	14	360	2	S	45	49	100		S	156	132	310		S	109	83	120	
S	14	10	455	2	S	20	48	370		S	128	150	90		S	102	109	210	
S	12	3	155	2	S	38	29	320		S	144	145	90		S	106	102	150	
S	10	85	120	2	S	48	38	240		S	145	148	150		S	83	106	180	
S	85	90	260		S	52	21	110		S	151	134	210		S	96	115	120	
S	9	10	160	2	S	29	25	150		S	134	144	390		S	83	98	360	
S	2	9	295		S	25	52	275		S	134	194	25		S	100	95	290	
S	9	87	375	2	S	21	32	120		S	150	151	150		S	99	100	160	
S	87	88	220		S	20	56	590		S	201	189	600	13	S	101	99	150	
S	88	66	295		S	20	71	530		S	189	188	200		S	98	101	140	
S	2	19	1670		S	71	73	60		S	188	197	300		S	95	116	215	
S	116	96	110		S	163	164	90		S	197	195	100		S	132	139	290	
S	97	93	110		S	164	172	380		S	188	192	64		S	139	146	420	
S	115	97	170		S	172	178	310		S	148	137	350		S	128	153	120	2
S	56	146	430		S	178	159	190		S	137	154	290		S	136	143	260	
S	152	140	250	2	S	158	181	280		S	137	193	35		S	143	147	260	
S	146	141	290		S	181	185	250		S	154	150	190		S	153	155	110	2
S	141	135	220		S	185	165	160		S	125	123	80		S	155	136	230	
S	131	152	240		S	165	169	160		S	153	133	270	2	S	142	149	270	
S	135	131	410		S	169	173	100		S	147	56	400		S	149	147	60	
S	56	148	190		S	173	179	270		S	183	186	120	1	S	133	138	410	2
S	56	124	250		S	158	183	620	1	S	186	166	290	1	S	138	142	170	
S	126	123	80		S	127	126	740											

Tabla V.3. Datos de la topología del caso 3.

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
A	181	150	620	10	S	48	157	118	2	S	114	110	228		S	67	68	233	2
A	181	149	620	10	A	157	158	15	9	S	110	103	288		A	68	164	300	12
S	149	2	64	2	A	158	49	55	9	S	95	59	131	3	A	164	165	70	12
S	150	178	64	2	A	158	50	385	8	S	59	86	98	2	A	165	69	275	12
S	2	3	175	2	A	50	51	515	11	S	59	123	295	2	A	165	70	45	12
S	3	4	170	2	A	50	159	270	12	S	123	125	15	4	A	164	162	205	12
S	2	5	354	2	S	159	52	136	4	S	123	65	284	2	A	162	161	80	8
S	178	179	354	2	S	52	53	157	2	S	123	124	132	4	A	162	180	720	8
S	5	6	205	4	S	53	160	161	2	S	123	122	240	2	A	161	71	45	8
S	182	174	30	6	A	160	55	110	8	S	122	121	185	4	A	161	182	125	8
S	7	8	105	1	S	53	54	75	3	S	121	120	260	4	A	182	163	780	8
S	8	9	320	2	S	53	56	270	3	S	120	98	192	4	A	163	83	285	8
S	8	10	153	2	S	56	57	290	2	S	98	95	104	2	A	163	84	160	8
S	10	182	154	2	S	56	82	184	3	S	121	128	86	3	S	180	67	847	8
A	174	1	410	10	S	82	81	227	3	S	128	129	73	3	S	67	126	105	3
A	1	181	1320	10	S	81	33	190	4	S	129	130	114	2	S	126	127	150	3
A	172	151	285	10	S	33	32	95	4	S	130	131	75	2	S	67	96	138	4
A	151	11	311	10	S	32	175	40	4	S	128	132	160	3	S	96	95	138	3
A	151	152	585	10	S	29	30	156	2	S	138	64	186	3	S	95	94	203	4
A	152	12	550	10	S	29	27	90	4	S	64	166	24	3	S	95	97	103	6
A	152	13	137	10	S	27	170	160	3	A	166	139	3	9	S	94	93	62	2
A	181	14	951	10	A	170	173	135	11	A	139	140	75	9	S	93	91	251	2
S	14	15	290	6	A	173	26	10	11	S	140	141	310	4	S	67	91	270	2
S	15	16	340	2	A	173	25	8	11	S	133	134	153	2	S	91	89	46	2
S	15	17	180	6	S	25	24	75	2	A	140	167	490	9	S	89	90	15	2
S	17	18	8	6	S	24	23	190	2	S	175	29	95	4	S	89	88	172	2
S	18	19	220	6	S	23	21	190	2	A	167	142	25	9	S	88	87	128	2
S	19	22	243	2	S	21	20	240	2	A	167	144	315	9	S	87	99	511	2
S	22	36	280	2	S	20	19	230	2	S	144	145	160	4	A	99	85	300	7
S	36	37	213	2	S	182	72	39	2	A	144	168	145	9	S	181	172	76	6
S	36	171	184	2	S	182	73	316	2	A	168	146	360	9	S	99	84	222	2
S	38	39	20	3	S	73	74	229	2	A	168	169	570	9	S	99	100	255	
S	38	42	286	5	S	74	8	382	2	A	169	147	325	9	S	100	101	152	
S	42	154	15	4	S	74	75	317	2	A	169	50	80	12	S	101	102	124	
A	154	153	350	11	S	75	63	315	2	S	7	76	184	4	S	102	103	272	
A	153	41	50	11	S	62	63	188	2	S	76	77	90	4	S	103	104	570	
A	153	40	200	11	S	61	62	216	2	S	34	35	115	4	S	104	107	138	
S	42	155	25	4	S	60	61	130	2	S	7	35	210	4	S	107	115	607	
A	155	156	140	11	S	58	60	175	2	S	31	148	260	3	S	115	111	288	
A	156	43	35	11	S	56	58	188	2	S	148	6	110	4	S	111	106	198	
A	156	44	15	11	S	171	38	91	3	S	179	28	141	4	S	106	99	214	
S	42	45	125	4	S	63	64	198	2	S	28	27	216	3	S	103	105	190	
S	45	46	144	2	S	64	65	295	2	S	31	30	265	2	S	105	109	346	
S	46	47	199	2	S	65	66	272	2	S	31	92	205	4	S	109	119	35	
S	42	48	167	2	S	66	67	428	2	S	92	35	190	4	S	109	113	198	
S	113	108	191		S	132	133	114	2	S	20	143	80	2	S	76	78	132	4
S	108	112	215		S	133	135	195	2	S	177	176	305		S	78	79	94	4
S	112	116	187		S	135	122	150	2	S	103	177	161		S	79	80	170	4
S	116	118	338		S	135	136	177	2	S	108	106	270		S	80	34	135	2
S	118	117	182		S	136	137	80	2	S	113	116	223		S	80	81	147	4
S	117	114	190		S	137	138	115	2	S	113	117	198		S	34	33	228	4
S	109	104	226		S	109	114	168		S	100	104	120						

Tabla V.4. Datos de la topología del caso 4.

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	383	67	85		S	88	66	295		S	224	223	190		S	20	71	530	
S	65	383	95		S	2	19	1670		S	223	221	190		S	71	73	60	
S	69	381	85		S	19	50	240		S	221	220	240		S	75	71	150	
S	381	65	90		S	50	51	190		S	220	219	230		S	74	80	230	
S	58	69	147		S	51	55	320		S	416	272	39		S	80	75	145	
S	67	84	80		S	55	26	260		S	416	273	316		S	73	74	290	
S	67	92	230		S	26	30	280		S	273	274	229		S	71	72	270	
S	59	57	30		S	30	39	290		S	274	208	382		S	72	79	200	
S	64	70	195		S	39	46	250		S	274	275	317		S	72	76	210	
S	68	64	85		S	50	53	150		S	275	263	315		S	76	77	140	
S	58	68	58		S	53	23	200		S	262	263	188		S	78	82	660	
S	62	60	300		S	23	28	260		S	261	262	216	2	S	81	79	200	
S	70	62	62		S	28	33	315		S	260	261	130	2	S	77	78	60	
S	60	59	120		S	33	46	475		S	258	260	175	2	S	82	89	331	
S	57	61	354		S	46	20	230		S	256	258	188	2	S	76	58	1060	
S	63	66	123		S	19	43	40		S	371	238	91	2	S	122	417	70	13
S	66	67	236		S	43	24	350		S	263	264	198		S	119	93	1076	13
S	61	63	165		S	24	34	350		S	368	346	360		S	119	122	1250	13
S	57	19	1620		S	34	37	220		S	368	369	570		S	113	114	130	
S	417	91	1064	1	S	37	40	285		S	369	347	325		S	114	111	110	
S	91	1	933	1	S	40	42	320		S	382	250	30		S	93	112	90	
S	91	86	44	2	S	42	47	220		S	382	369	50		S	112	113	210	
S	1	16	240		S	47	49	200		S	207	276	184		S	105	94	230	
S	5	6	110		S	19	32	180		S	276	277	90		S	94	111	90	
S	6	2	142		S	83	32	115	1	S	276	278	132		S	93	110	180	
S	17	4	335		S	27	35	250		S	278	279	94		S	110	105	180	
S	4	5	135		S	35	44	360		S	279	280	170		S	118	120	35	2
S	16	17	320		S	48	44	120		S	280	234	135		S	93	118	290	1
S	1	13	45		S	54	22	210		S	280	281	147		S	117	83	110	1
S	7	8	260		S	22	27	190		S	234	233	228		S	118	121	140	1
S	8	2	40		S	32	54	120		S	234	235	115		S	121	117	550	1
S	15	18	430		S	20	49	100		S	207	235	210		S	103	104	170	2
S	18	7	60		S	31	43	700		S	231	348	260	2	S	83	103	200	1
S	13	15	270		S	36	31	290		S	348	206	110	2	S	104	107	180	2
S	1	12	110	2	S	41	36	185		S	379	228	141	2	S	108	107	170	2
S	3	11	230	2	S	45	41	70		S	228	227	216	2	S	83	108	130	1
S	11	14	360	2	S	45	49	100		S	231	230	265	2	S	109	83	120	
S	14	10	455	2	S	20	48	370		S	231	292	205		S	102	109	210	
S	12	3	155	2	S	38	29	320		S	292	235	190		S	106	102	150	
S	10	85	120	2	S	48	38	240		S	220	343	80		S	83	106	180	
S	85	90	260		S	52	21	110		S	303	305	190		S	96	115	120	
S	9	10	160	2	S	29	25	150		S	377	376	305		S	83	98	360	
S	2	9	295		S	25	52	275		S	303	377	161		S	100	95	290	
S	9	87	375	2	S	21	32	120		S	308	306	270		S	99	100	160	
S	87	88	220		S	20	56	590		S	313	316	223		S	101	99	150	
S	98	101	140		S	186	166	290	2	S	313	317	198		S	137	193	35	
S	95	116	215		S	166	174	310	2	S	300	304	120		S	154	150	190	
S	116	96	110		S	174	180	290	2	S	309	314	168		S	125	123	80	
S	97	93	110		S	159	179	120		S	309	304	226		S	415	350	620	1
S	115	97	170		S	179	176	150		S	128	345	716		S	415	349	620	1
S	56	146	430		S	168	161	210		S	89	369	432		S	349	202	64	1
S	152	140	250	2	S	161	182	230		S	381	382	411		S	350	378	64	1
S	146	141	290		S	182	181	90		S	65	251	528		S	202	203	175	2
S	141	135	220		S	159	180	250	2	S	383	242	622		S	203	204	170	
S	131	152	240		S	180	177	160		S	84	243	383		S	202	205	354	2
S	135	131	410		S	170	162	220	2	S	351	413	193		S	378	379	354	2
S	56	148	190		S	162	183	260	2	S	413	384	197		S	205	206	205	2
S	56	124	250		S	159	128	780	2	S	413	400	199		S	416	374	30	
S	126	123	80		S	128	140	110	2	S	400	385	162		S	207	208	105	
S	127	126	740		S	130	156	100		S	400	401	194		S	208	209	320	
S	124	127	60		S	129	130	150		S	401	386	155		S	208	210	153	
S	199	118	210		S	140	129	160	2	S	401	402	163		S	210	416	154	
S	199	200	20		S	156	132	310		S	402	387	228		S	374	201	410	
S	157	199	60		S	132	139	290		S	402	403	187		S	201	415	1320	
S	123	157	280		S	139	146	420		S	367	344	315		S	372	351	285	
S	198	191	40		S	128	153	120	2	S	344	345	160		S	351	211	311	
S	198	196	190		S	136	143	260		S	344	368	145		S	351	352	585	
S	158	198	740		S	143	147	260		S	399	403	130		S	352	212	550	

Tabla V.5. Datos de la topología del caso 5 (Continúa en la siguiente hoja).

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	196	190	30	13	S	153	155	110	2	S	403	404	110	2	S	352	213	137	1
S	158	189	1000		S	155	136	230	2	S	404	388	161		S	415	214	951	
S	158	160	230		S	142	149	270		S	404	405	196		S	214	215	290	
S	160	171	240		S	149	147	60		S	405	389	124		S	215	216	340	
S	171	187	250		S	133	138	410		S	405	390	200		S	215	217	180	
S	187	167	250		S	138	142	170		S	403	406	228		S	217	218	8	
S	175	178	180		S	153	133	270		S	406	391	215		S	218	219	220	
S	167	175	310		S	147	56	400		S	406	407	134		S	219	222	243	
S	160	184	360		S	128	150	90		S	407	408	183		S	222	236	280	
S	184	163	250		S	144	145	90		S	408	392	202		S	236	237	213	
S	163	164	90		S	145	148	150		S	408	393	189		S	236	371	184	
S	164	172	380		S	151	134	210		S	407	409	151		S	238	239	20	
S	172	178	310		S	134	144	390		S	409	414	180		S	238	242	286	
S	178	159	190	1	S	134	194	25	13	S	409	410	176	2	S	242	354	15	2
S	158	181	280		S	150	151	150		S	410	394	163		S	354	353	350	
S	181	185	250		S	417	189	600		S	410	411	185		S	353	241	50	
S	185	165	160		S	189	188	200		S	411	398	155		S	353	240	200	
S	165	169	160		S	188	197	300		S	411	397	196		S	242	355	25	
S	169	173	100		S	197	195	100		S	411	412	239		S	355	356	140	
S	173	179	270		S	188	192	64		S	412	396	193		S	356	243	35	
S	158	183	620		S	148	137	350		S	412	395	190		S	356	244	15	
S	183	186	120		S	137	154	290		S	289	288	172		S	242	245	125	
S	245	246	144		S	264	265	295		S	288	287	128		S	305	309	346	
S	246	247	199		S	265	266	272		S	287	299	511		S	309	319	35	
S	242	248	167		S	266	267	428		S	299	285	300		S	309	313	198	
S	248	357	118		S	267	268	233		S	415	372	76		S	313	308	191	
S	357	358	15	2	S	268	364	300	2	S	299	284	222	2	S	308	312	215	2
S	358	249	55		S	364	365	70		S	299	300	255		S	312	316	187	
S	358	250	385		S	365	269	275		S	300	301	152		S	316	318	338	
S	250	251	515		S	365	270	45		S	301	302	124		S	318	317	182	
S	250	359	270		S	364	362	205		S	302	303	534		S	317	314	190	
S	359	252	136		S	362	361	80		S	303	304	570		S	314	310	228	
S	252	253	157		S	362	380	720		S	304	307	138		S	310	303	288	
S	253	360	161		S	361	271	45		S	307	315	607		S	295	259	131	
S	360	255	110		S	361	416	125		S	315	311	288		S	259	286	98	
S	253	254	75		S	416	363	780		S	311	306	198		S	259	323	295	
S	253	256	270		S	363	283	285		S	306	299	214		S	323	325	15	
S	256	257	290		S	363	284	160		S	333	335	195		S	323	265	284	
S	256	282	184		S	380	267	847		S	335	322	150		S	323	324	132	
S	282	281	227	2	S	267	326	105	2	S	335	336	177	2	S	323	322	240	2
S	281	233	190		S	326	327	150		S	336	337	80		S	322	321	185	
S	233	232	95		S	267	296	138		S	337	338	115		S	321	320	260	
S	232	375	40		S	296	295	138		S	338	264	186		S	320	298	192	
S	229	230	156		S	295	294	203		S	264	366	24		S	298	295	104	
S	229	227	90		S	295	297	103		S	366	339	3		S	321	328	86	
S	227	370	160		S	294	293	62		S	339	340	75		S	328	329	73	
S	370	373	135		S	293	291	251		S	340	341	310		S	329	330	114	
S	373	226	10		S	267	291	270		S	333	334	153		S	330	331	75	
S	373	225	8		S	291	289	46		S	340	367	490		S	328	332	160	
S	225	224	75		S	289	290	15		S	375	229	95		S	332	333	114	
S	367	342	25											2					

Tabla V.5. Datos de la topología del caso 5 (Viene de la hoja anterior).

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	65	67	180	2	S	19	50	240		S	198	191	40		S	75	71	150	2
S	69	65	175	2	S	50	51	190		S	198	196	190		S	74	80	230	
S	58	69	147	2	S	51	55	320		S	158	198	740		S	80	75	145	2
S	67	84	80	2	S	55	26	260		S	196	190	30		S	73	74	290	2
S	67	92	230	2	S	26	30	280		S	158	189	1000	14	S	71	72	270	1
S	59	57	30	2	S	30	39	290		S	158	160	230		S	72	79	200	2
S	64	70	195	2	S	39	46	250		S	160	171	240		S	72	76	210	1
S	68	64	85	2	S	50	53	150		S	171	187	250		S	76	77	140	2
S	58	68	58	2	S	53	23	200		S	187	167	250		S	78	82	660	2
S	62	60	300	2	S	23	28	260		S	175	178	180		S	81	79	200	2
S	70	62	62		S	28	33	315		S	167	175	310		S	77	78	60	2
S	60	59	120	2	S	33	46	475		S	160	184	360		S	82	89	331	2
S	57	61	354	2	S	46	20	230		S	184	163	250		S	76	58	1060	1
S	63	66	123	2	S	19	43	40		S	161	182	230		S	122	201	70	13
S	66	67	236	2	S	43	24	350		S	182	181	90		S	119	93	1076	13
S	61	63	165	2	S	24	34	350		S	159	180	250		A	119	122	1250	14
S	57	19	1620		S	34	37	220		S	180	177	160	2	S	113	114	130	2
S	201	91	1064	1	S	37	40	285		S	170	162	220	2	S	114	111	110	2
S	91	1	933	1	S	40	42	320		S	162	183	260	2	S	93	112	90	6
S	91	86	44	2	S	42	47	220		S	159	128	780	1	S	112	113	210	2
S	1	16	240	1	S	47	49	200		S	128	140	110	1	S	105	94	230	2
S	5	6	110	1	S	19	32	180	1	S	130	156	100	2	S	94	111	90	
S	6	2	142	1	S	83	32	115	1	S	129	130	150	2	S	93	110	180	6
S	17	4	335	6	S	27	35	250		S	140	129	160	2	S	110	105	180	2
S	4	5	135	1	S	35	44	360		S	156	132	310	2	S	118	120	35	
S	16	17	320	1	S	48	44	120		S	134	194	25	2	S	93	118	290	1
S	1	13	45		S	54	22	210		S	150	151	150	2	S	117	83	110	
S	7	8	260		S	22	27	190		A	201	189	600	14	S	118	121	140	
S	8	2	40		S	32	54	120		S	189	188	200		S	121	117	550	
S	15	18	430		S	20	49	100		S	188	197	300		S	103	104	170	2
S	18	7	60		S	31	43	700		S	197	195	100		S	83	103	200	1
S	13	15	270		S	36	31	290		S	188	192	64		S	104	107	180	
S	1	12	110		S	41	36	185		S	148	137	350		S	108	107	170	2
S	3	11	230		S	45	41	70		S	137	154	290		S	83	108	130	6
S	11	14	360		S	45	49	100		S	137	193	35		S	109	83	120	6
S	14	10	455		S	20	48	370		S	154	150	190	2	S	102	109	210	
S	12	3	155		S	38	29	320		S	125	123	80		S	106	102	150	2
S	10	85	120		S	48	38	240		S	126	123	80		S	83	106	180	2
S	85	90	260		S	52	21	110		S	127	126	740		S	96	115	120	6
S	9	10	160	2	S	29	25	150		S	124	127	60		S	83	98	360	1
S	2	9	295	2	S	25	52	275		S	199	118	210		S	100	95	290	6
S	9	87	375	2	S	21	32	120		S	199	200	20		S	99	100	160	6
S	87	88	220	2	S	20	56	590		S	157	199	60		S	101	99	150	6
S	88	66	295	2	S	20	71	530		S	123	157	280		S	98	101	140	6
S	2	19	1670		S	71	73	60	2	S	183	186	120	2	S	95	116	215	6
S	116	96	110	6	S	163	164	90		S	186	166	290	2	S	132	139	290	2
S	97	93	110	1	S	164	172	380		S	166	174	310	2	S	139	146	420	
S	115	97	170	6	S	172	178	310		S	174	180	290	2	S	128	153	120	1
S	56	146	430	1	S	178	159	190		S	159	179	120	6	S	136	143	260	
S	152	140	250	2	S	158	181	280	1	S	179	176	150		S	143	147	260	
S	146	141	290	2	S	181	185	250	1	S	168	161	210		S	153	155	110	2
S	141	135	220	2	S	185	165	160	1	S	153	133	270	2	S	155	136	230	
S	131	152	240	2	S	165	169	160	1	S	147	56	400		S	142	149	270	
S	135	131	410	2	S	169	173	100	6	S	128	150	90	1	S	149	147	60	
S	56	148	190		S	173	179	270	1	S	144	145	90		S	133	138	410	2
S	56	124	250		S	158	183	620	1	S	145	148	150		S	138	142	170	2
S	151	134	210	2	S	134	144	390	2										

Tabla V.6. Datos de la topología del caso 6.

Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co	Ti	N1	N2	ℓ	Co
S	181	150	620	1	S	48	157	118		S	128	129	73		S	67	68	233	
S	181	149	620	1	S	157	158	15		S	129	130	114		S	68	164	300	
S	149	2	64	1	S	158	49	55		S	130	131	75		S	164	165	70	
S	150	178	64	1	S	158	50	385		S	128	132	160		S	165	69	275	
S	2	3	175	2	S	50	51	515		S	169	147	325		S	165	70	45	
S	3	4	170		S	50	159	270		S	169	50	80		S	164	162	205	
S	2	5	354	2	S	159	52	136		S	7	76	184		S	162	161	80	
S	178	179	354	2	S	52	53	157	2	S	76	77	90		S	162	180	720	
S	5	6	205	2	S	53	160	161		S	113	117	198		S	161	71	45	
S	182	174	30		S	160	55	110		S	100	104	120		S	161	182	125	
S	7	8	105		S	53	54	75		S	109	114	168		S	182	163	780	
S	8	9	320		S	53	56	270	2	S	109	104	226		S	163	83	285	
S	8	10	153		S	56	57	290		S	110	103	288		S	163	84	160	
S	10	182	154		S	56	82	184	2	S	95	59	131		S	180	67	847	
S	174	1	410		S	82	81	227	2	S	59	86	98		S	67	126	105	
S	1	181	1320		S	81	33	190	2	S	59	123	295		S	126	127	150	
S	172	151	285		S	33	32	95	2	S	123	125	15		S	67	96	138	
S	151	11	311		S	32	175	40	2	S	123	65	284		S	96	95	138	
S	151	152	585		S	29	30	156	2	S	123	124	132		S	95	94	203	
S	152	12	550		S	29	27	90	2	S	123	122	240		S	95	97	103	
S	152	13	137		S	27	170	160	2	S	122	121	185		S	94	93	62	
S	181	14	951	1	S	170	173	135	2	S	121	120	260		S	93	91	251	
S	14	15	290	1	S	173	26	10		S	120	98	192		S	67	91	270	
S	15	16	340	2	S	173	25	8	2	S	98	95	104		S	91	89	46	
S	15	17	180	1	S	25	24	75		S	121	128	86		S	89	90	15	
S	17	18	8	1	S	24	23	190		S	64	166	24		S	89	88	172	
S	18	19	220	1	S	23	21	190		S	166	139	3		S	88	87	128	
S	19	22	243	2	S	21	20	240		S	139	140	75		S	87	99	511	
S	22	36	280	2	S	20	19	230		S	140	141	310		S	99	85	300	
S	36	37	213	2	S	182	72	39		S	133	134	153		S	181	172	76	
S	36	171	184	2	S	182	73	316		S	140	167	490		S	99	84	222	
S	38	39	20	2	S	73	74	229		S	175	29	95	2	S	99	100	255	
S	38	42	286	2	S	74	8	382		S	167	142	25		S	100	101	152	
S	42	154	15		S	74	75	317		S	167	144	315		S	101	102	124	
S	154	153	350		S	75	63	315		S	144	145	160		S	102	103	272	
S	153	41	50		S	62	63	188		S	144	168	145		S	103	104	570	
S	153	40	200		S	61	62	216	2	S	168	146	360		S	104	107	138	
S	42	155	25		S	60	61	130	2	S	168	169	570		S	107	115	607	
S	155	156	140		S	58	60	175	2	S	34	35	115		S	115	111	288	
S	156	43	35		S	56	58	188	2	S	7	35	210		S	111	106	198	
S	156	44	15		S	171	38	91	2	S	31	148	260	2	S	106	99	214	
S	42	45	125	2	S	63	64	198		S	148	6	110	2	S	103	105	190	
S	45	46	144		S	64	65	295		S	179	28	141	2	S	105	109	346	
S	46	47	199		S	65	66	272		S	28	27	216	2	S	109	119	35	
S	42	48	167	2	S	66	67	428		S	31	30	265		S	109	113	198	
S	113	108	191		S	132	133	114		S	31	92	205		S	76	78	132	
S	108	112	215		S	133	135	195		S	92	35	190		S	78	79	94	
S	112	116	187		S	135	122	150		S	20	143	80		S	79	80	170	
S	116	118	338		S	135	136	177		S	177	176	305		S	80	34	135	
S	118	117	182		S	136	137	80		S	103	177	161		S	80	81	147	
S	117	114	190		S	137	138	115		S	108	106	270		S	34	33	228	
S	114	110	228		S	138	64	186		S	113	116	223						

Tabla.V.7. Datos de la topología del caso 7.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	60	81	70	70	80	204	92	23	102	88	112	14	130	31	142	149	158	2	189	0
2	135	61	45	71	88	81	0	93	7	103	49	113	56	131	84	144	21	159	1	194	23
9	131	62	104	72	59	82	52	94	76	104	131	114	13	132	52	146	66	162	9		
10	93	63	53	73	74	83	1	95	42	105	105	115	71	133	86	150	107	166	169		
19	14	64	79	74	48	84	58	96	3	106	31	116	0	134	48	151	70	170	0		
32	0	65	93	75	0	86	23	97	71	107	72	118	0	135	0	152	52	174	39		
56	14	66	52	76	72	87	23	98	26	108	31	119	0	138	94	153	86	177	141		
57	67	67	99	77	106	88	23	99	6	109	0	122	0	139	68	154	113	180	97		
58	35	68	71	78	97	89	6	100	50	110	79	128	67	140	72	155	76	183	71		
59	0	69	81	79	49	91	0	101	43	111	90	129	97	141	119	156	95	186	0		

Tabla V.8. Demandas existentes del caso 1.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
2	172	14	109	18	14	27	157	31	102	37	155	45	29	56	123	62	40	149	0	173	0
3	65	15	58	19	155	28	122	32	224	38	0	48	88	58	0	81	92	150	0	175	0
5	85	16	47	22	55	29	125	33	0	39	32	52	129	60	46	82	140	170	0	178	0
6	113	17	0	25	0	30	197	36	148	42	0	53	6	61	0	148	152	171	0	179	0

Tabla V.9. Demandas existentes de los casos 2 y 7.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	11	34	83	2	91	0	107	72	119	0	128	67	140	72	158	2	166	169	183	71
3	0	12	0	85	0	93	7	108	31	120	0	129	97	152	52	159	1	174	39	186	0
9	131	14	34	86	23	103	49	117	0	121	0	133	86	153	86	162	0	180	97	189	0
10	93	32	0	87	23	104	131	118	0	122	0	138	94	155	76						

Tabla V.10. Demandas existentes del caso 3.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	184	16	47	31	102	46	52	61	0	76	235	91	71	126	70	141	15	156	0	171	0
2	172	17	0	32	224	47	90	62	40	77	11	92	66	127	172	142	25	157	0	172	0
3	65	18	14	33	0	48	88	63	31	78	137	93	111	128	27	143	50	158	0	173	0
4	88	19	155	34	224	49	25	64	69	79	224	94	137	129	46	144	0	159	0	174	0
5	85	20	106	35	345	50	15	65	197	80	268	95	148	130	132	145	40	160	0	175	0
6	113	21	181	36	148	51	20	66	303	81	92	96	56	131	20	146	5	161	0	178	0
7	339	22	55	37	155	52	129	67	174	82	140	97	70	132	62	147	10	162	0	179	0
8	179	23	90	38	0	53	6	68	130	83	24	98	188	133	139	148	152	163	0	180	0
9	140	24	140	39	32	54	29	69	7	84	15	99	0	134	78	149	0	164	0		
10	51	25	105	40	10	55	20	70	34	85	79	120	120	135	300	150	0	165	0		
11	27	26	20	41	5	56	123	71	67	86	112	121	84	136	82	151	0	166	0		
12	27	27	157	42	0	57	89	72	62	87	73	122	199	137	197	152	0	167	0		
13	5	28	122	43	20	58	0	73	132	88	132	123	120	138	151	153	0	168	0		
14	109	29	125	44	50	59	139	74	74	89	0	124	27	139	10	154	0	169	0		
15	58	30	197	45	29	60	46	75	73	90	38	125	112	140	32	155	0	170	0		

Tabla V.11. Demandas existentes del caso 4.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	83	2	107	72	128	67	158	2	186	0	216	47	230	197	242	0	261	0	371	0
3	0	85	0	108	31	129	97	159	1	189	0	217	0	231	102	245	29	262	40	373	0
9	131	86	23	117	0	133	86	162	0	202	172	218	14	232	224	248	88	281	92	375	0
10	93	87	23	118	0	138	94	166	169	203	65	219	155	233	0	252	129	282	140	378	0
11	34	91	0	119	0	140	72	170	0	205	85	222	55	236	148	253	6	348	152	379	0
12	0	93	7	120	0	152	52	174	39	206	113	227	157	237	155	256	123	349	0		
14	34	103	49	121	0	153	86	180	97	214	109	228	122	238	0	258	0	350	0		
32	0	104	131	122	0	155	76	183	71	215	58	229	125	239	32	260	46	370	0		

Tabla V.12. Demandas existentes del caso 5.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	56	14	67	99	78	97	91	0	102	88	113	56	132	52	150	107	166	169	186	0
2	135	57	67	68	71	79	49	92	23	103	49	114	13	133	86	151	70	169	0	189	0
4	0	58	35	69	81	80	204	93	7	104	131	115	71	134	48	152	52	170	0	194	23
5	0	59	0	70	70	81	0	94	76	105	105	116	0	135	0	153	86	173	0		
6	0	60	81	71	88	82	52	95	42	106	31	118	0	138	94	154	113	174	39		
9	131	61	45	72	59	83	1	96	3	107	72	119	0	139	68	155	76	177	141		
10	93	62	104	73	74	84	58	97	71	108	31	122	0	140	72	156	95	179	0		
16	0	63	53	74	48	86	23	98	26	109	0	128	67	141	119	158	2	180	97		
17	0	64	79	75	0	87	23	99	6	110	79	129	97	142	149	159	1	181	0		
19	14	65	93	76	72	88	23	100	50	111	90	130	31	144	21	162	9	183	71		
32	0	66	52	77	106	89	6	101	43	112	14	131	84	146	66	165	0	185	0		

Tabla V.13. Demandas existentes del caso 6.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	18	33	35	135	52	135	69	63	86	23	103	86	120	88	137	9	154	216	171	30	188	0
2	135	19	14	36	86	53	0	70	190	87	23	104	216	121	274	138	135	155	62	172	114	189	0
3	0	20	1	37	0	54	47	71	134	88	23	105	135	122	0	139	39	156	135	173	135	190	146
4	0	21	216	38	0	55	135	72	43	89	6	106	61	123	0	140	61	157	0	174	80	191	23
5	127	22	86	39	107	56	14	73	132	90	0	107	42	124	0	141	170	158	3	175	0	192	23
6	57	23	86	40	135	57	86	74	54	91	0	108	24	125	0	142	351	159	1	176	135	193	23
7	92	24	86	41	78	58	55	75	0	92	23	109	0	126	0	143	117	160	58	177	216	194	23
8	0	25	135	42	64	59	0	76	55	93	20	110	86	127	0	144	22	161	216	178	0	195	0
9	135	26	116	43	0	60	67	77	49	94	135	111	135	128	86	145	105	162	11	179	86	196	0
10	23	27	0	44	135	61	79	78	91	95	129	112	42	129	135	146	42	163	142	180	91	197	0
11	86	28	86	45	135	62	135	79	147	96	8	113	135	130	69	147	92	164	18	181	59	198	0
12	0	29	270	46	135	63	86	80	216	97	71	114	30	131	117	148	56	165	41	182	135	199	0
13	75	30	86	47	96	64	106	81	0	98	54	115	71	132	135	149	86	166	171	183	71	200	58
14	79	31	86	48	86	65	134	82	135	99	18	116	0	133	86	150	135	167	0	184	96		
15	0	32	0	49	0	66	86	83	3	100	86	117	0	134	86	151	113	168	0	185	91		
16	0	33	134	50	135	67	114	84	58	101	132	118	0	135	0	152	67	169	87	186	0		
17	86	34	216	51	135	68	58	85	114	102	79	119	0	136	94	153	86	170	0	187	186		

Tabla V.14. Demandas finales de los casos 1, 3 y 6.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	224	17	0	33	0	49	25	65	220	81	83	97	56	114	0	135	389	151	0	167	0	174	0
2	224	18	27	34	224	50	15	66	353	82	140	98	224	117	0	136	90	152	0	168	0	175	0
3	79	19	176	35	433	51	20	67	196	83	24	99	93	121	99	137	197	153	0	169	0	176	95
4	90	20	128	36	224	52	138	68	140	84	13	119	48	122	221	138	168	154	0	170	0	177	95
5	108	21	224	37	140	53	6	69	7	85	79	120	140	123	140	139	10	155	0	171	0	178	0
6	122	22	50	38	0	54	29	70	34	86	112	100	132	124	27	140	32	156	0	172	0	179	0
7	353	23	90	39	32	55	20	71	67	87	98	101	384	125	112	141	15	157	0	173	0	180	0
8	179	24	140	40	10	56	140	72	62	88	140	102	75	126	86	142	25	158	0				
9	140	25	212	41	5	57	90	73	140	89	0	103	7	127	172	143	50	159	0				
10	58	26	20	42	0	58	0	74	105	90	38	104	0	128	24	144	0	160	0				
11	27	27	224	43	20	59	140	75	114	91	78	106	37	129	38	145	40	161	0				
12	27	28	119	44	50	60	46	76	224	92	66	108	70	130	140	146	5	162	0				
13	5	29	160	45	32	61	0	77	11	93	134	109	80	131	19	147	10	163	0				
14	140	30	197	46	63	62	35	78	139	94	145	110	0	132	62	148	115	164	0				
15	61	31	122	47	90	63	32	79	224	95	224	111	16	133	130	149	0	165	0				
16	59	32	224	48	140	64	90	80	353	96	56	113	12	134	140	150	0	166	0				

Tabla V.15. Demandas intermedias del caso 4.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	224	18	35	35	448	52	140	69	7	86	112	103	15	120	140	137	197	154	0	171	0		
2	224	19	176	36	224	53	6	70	34	87	125	104	4	121	119	138	168	155	0	172	0		
3	81	20	140	37	140	54	29	71	67	88	140	105	0	122	224	139	10	156	0	173	0		
4	90	21	224	38	0	55	20	72	62	89	0	106	73	123	140	140	32	157	0	174	0		
5	128	22	45	39	32	56	140	73	140	90	38	107	0	124	27	141	15	158	0	175	0		
6	131	23	90	40	10	57	90	74	131	91	92	108	67	125	112	142	25	159	0	176	95		
7	353	24	140	41	5	58	0	75	140	92	66	109	105	126	90	143	50	160	0	177	95		
8	179	25	224	42	0	59	140	76	224	93	140	110	0	127	172	144	0	161	0	178	0		
9	140	26	20	43	20	60	46	77	11	94	161	111	21	128	25	145	40	162	0	179	0		
10	66	27	224	44	50	61	0	78	140	95	224	112	74	129	34	146	5	163	0	180	0		
11	27	28	118	45	36	62	31	79	224	96	56	113	20	130	140	147	10	164	0				
12	27	29	194	46	68	63	33	80	353	97	46	114	37	131	14	148	89	165	0				
13	5	30	193	47	90	64	90	81	91	98	224	115	23	132	62	149	0	166	0				
14	140	31	126	48	140	65	224	82	140	99	85	116	37	133	133	150	0	167	0				
15	62	32	224	49	25	66	353	83	24	100	179	117	47	134	140	151	0	168	0				
16	69	33	0	50	15	67	196	84	14	101	530	118	58	135	448	152	0	169	0				
17	0	34	224	51	20	68	140	85	79	102	75	119	48	136	90	153	0	170	0				

Tabla V.16. Demandas finales de los casos 2, 4 y 7.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0	39	107	77	49	115	71	153	86	191	23	229	194	267	196	305	0	343	50	381	0		
2	135	40	135	78	91	116	0	154	216	192	23	230	193	268	140	306	73	344	0	382	0		
3	0	41	78	79	147	117	0	155	62	193	23	231	126	269	7	307	0	345	40	383	0		
4	0	42	64	80	216	118	0	156	135	194	23	232	224	270	34	308	67	346	5	384	75		
5	127	43	0	81	0	119	0	157	0	195	0	233	0	271	67	309	105	347	10	385	17		
6	57	44	135	82	135	120	88	158	3	196	0	234	224	272	62	310	0	348	89	386	62		
7	92	45	135	83	3	121	274	159	1	197	0	235	448	273	140	311	21	349	0	387	13		
8	0	46	135	84	58	122	0	160	58	198	0	236	224	274	131	312	74	350	0	388	56		
9	135	47	96	85	114	123	0	161	216	199	0	237	140	275	140	313	20	351	0	389	128		
10	135	48	86	86	23	124	0	162	11	200	58	238	0	276	224	314	37	352	0	390	15		
11	86	49	0	87	23	125	0	163	142	201	224	239	32	277	11	315	23	353	0	391	5		
12	0	50	135	88	23	126	0	164	18	202	224	240	10	278	140	316	37	354	0	392	21		
13	75	51	135	89	6	127	0	165	41	203	81	241	5	279	224	317	47	355	0	393	38		
14	79	52	135	90	0	128	86	166	171	204	90	242	0	280	353	318	58	356	0	394	11		
15	0	53	0	91	0	129	135	167	0	205	128	243	20	281	91	319	48	357	0	395	44		
16	0	54	47	92	23	130	69	168	0	206	131	244	50	282	140	320	140	358	0	396	31		
17	86	55	135	93	20	131	117	169	87	207	353	245	36	283	24	321	119	359	0	397	16		
18	33	56	14	94	135	132	135	170	0	208	179	246	68	284	14	322	224	360	0	398	19		
19	14	57	86	95	129	133	86	171	30	209	140	247	90	285	79	323	140	361	0	399	46		
20	1	58	55	96	8	134	86	172	114	210	66	248	140	286	112	324	27	362	0	400	0		
21	216	59	0	97	71	135	0	173	135	211	27	249	25	287	125	325	112	363	0	401	0		
22	86	60	67	98	54	136	94	174	80	212	27	250	15	288	140	326	90	364	0	402	0		
23	86	61	79	99	18	137	9	175	0	213	5	251	20	289	0	327	172	365	0	403	0		
24	86	62	135	100	86	138	135	176	135	214	140	252	140	290	38	328	25	366	0	404	0		
25	135	63	86	101	132	139	39	177	216	215	62	253	6	291	92	329	34	367	0	405	0		
26	116	64	106	102	79	140	61	178	0	216	69	254	29	292	66	330	140	368	0	406	0		
27	0	65	134	103	86	141	170	179	86	217	0	255	20	293	140	331	14	369	0	407	0		
28	86	66	86	104	216	142	351	180	91	218	35	256	140	294	161	332	62	370	0	408	0		
29	270	67	114	105	135	143	117	181	59	219	176	257	90	295	224	333	133	371	0	409	0		
30	86	68	58	106	61	144	22	182	135	220	140	258	0	296	56	334	140	372	0	410	0		
31	86	69	63	107	42	145	105	183	71	221	224	259	140	297	46	335	448	373	0	411	0		
32	0	70	190	108	24	146	42	184	96	222	45	260	46	298	224	336	90	374	0	412	0		
33	134	71	134	109	0	147	92	185	91	223	90	261	0	299	85	337	197	375	0	413	0		
34	216	72	43	110	86	148	56	186	0	224	140	262	31	300	179	338	168	376	95	414	21		
35	135	73	132	111	135	149	86	187	186	225	224	263	33	301	530	339	10	377	95				
36	86	74	54	112	42	150	135	188	0	226	20	264	90	302	75	340	32	378	0				
37	0	75	0	113	135	151	113	189	0	227	224	265	224	303	15	341	15	379	0				
38	0	76	55	114	30	152	67	190	146	228	118	266	353	304	4	342	25	380	0				

Tabla V.17. Demandas finales del caso 5.

VI.- RESULTADOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 5

A continuación se recogen, en tablas, las tensiones en los nudos terminales de las soluciones alcanzadas y seleccionadas en los casos de diseño de sistemas de distribución llevados a cabo en el capítulo 5.

Los símbolos utilizados son:

N = nudo al que se refiere la tensión.

Ten. = tensión (en kV).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
14	9.89	40	9.56	74	9.64	89	9.65	104	9.58	120	9.73	139	9.54	164	9.71	175	9.58	192	9.89
15	9.89	42	9.51	80	9.64	90	9.76	107	9.59	121	9.73	142	9.54	167	9.72	176	9.60	193	9.55
18	9.78	44	9.56	81	9.65	92	9.69	109	9.59	125	9.72	145	9.55	168	9.69	177	9.70	194	9.55
31	9.51	62	9.69	84	9.69	94	9.73	111	9.73	126	9.72	148	9.53	170	9.71	190	9.72	195	9.89
33	9.55	70	9.66	86	9.94	102	9.59	117	9.59	127	9.53	149	9.54	172	9.58	191	9.72	200	9.73
35	9.58																		

Tabla VI.1. Tensiones en los nudos en punta del caso 1 (costes variables linealizados).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
14	9.89	35	9.60	70	9.72	86	9.94	102	9.60	117	9.61	127	9.60	164	9.71	175	9.65	192	9.89
15	9.89	40	9.58	74	9.70	89	9.70	104	9.60	120	9.75	139	9.61	167	9.72	176	9.65	193	9.61
18	9.83	42	9.54	80	9.70	90	9.81	107	9.60	121	9.74	142	9.60	168	9.70	177	9.70	194	9.61
31	9.54	44	9.58	81	9.70	92	9.74	109	9.61	125	9.74	148	9.61	170	9.72	190	9.72	195	9.89
33	9.58	62	9.75	84	9.74	94	9.74	111	9.74	126	9.74	149	9.61	172	9.65	191	9.72	200	9.74

Tabla VI.2. Tensiones en los nudos en punta del caso 1 (costes variables no lineales).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
1	10.0	13	10.0	37	9.95	47	9.94	57	9.81	75	9.99	90	9.87	116	9.93	130	9.84	145	9.78
4	9.99	16	9.97	39	9.95	49	9.94	66	9.77	77	9.98	97	9.87	118	9.93	134	9.84	146	9.78
7	9.99	21	9.96	40	9.94	51	9.81	69	9.95	83	9.96	102	9.93	119	9.93	138	9.83	147	9.81
9	9.99	26	9.87	41	9.94	52	9.81	70	9.95	85	9.94	105	9.92	124	9.77	141	9.78	176	9.92
11	10.0	30	9.87	43	9.94	54	9.81	71	9.99	86	9.87	107	9.93	125	9.77	142	9.78	180	9.98
12	10.0	34	9.82	44	9.94	55	9.81	72	10.0	87	9.86	115	9.94	127	9.90	143	9.96		

Tabla VI.3. Tensiones en los nudos en punta del caso 2 (costes variables linealizados).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
1	10.0	16	9.97	40	9.94	51	9.86	70	9.98	80	9.93	97	9.93	118	9.93	134	9.90	145	9.83
4	9.98	23	9.95	41	9.94	54	9.86	71	9.99	83	9.96	102	9.93	119	9.93	138	9.89	146	9.83
9	9.99	26	9.91	43	9.94	55	9.86	72	10.0	85	9.94	105	9.92	124	9.82	141	9.83	147	9.86
11	10.0	30	9.90	44	9.94	57	9.86	75	9.99	86	9.93	107	9.93	125	9.82	142	9.83	176	9.92
12	10.0	37	9.95	47	9.94	66	9.82	77	9.98	87	9.93	115	9.94	127	9.95	143	9.96	180	9.99
13	10.0	39	9.94	49	9.94	69	9.98	79	9.98	90	9.93	116	9.93	130	9.90				

Tabla VI.4. Tensiones en los nudos en punta del caso 2 (costes variables no lineales).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
15	9.93	35	9.79	73	9.67	89	9.66	104	9.80	120	9.86	144	9.76	167	9.93	175	9.83	192	9.98
18	9.91	39	9.68	74	9.66	90	9.86	107	9.80	125	9.86	146	9.76	168	9.93	176	9.83	193	9.76
24	9.66	44	9.70	81	9.66	92	9.82	109	9.80	126	9.86	147	9.76	170	9.90	177	9.84	194	9.76
30	9.78	57	9.80	84	9.82	98	9.87	112	9.88	127	9.76	149	9.76	172	9.83	190	9.93	195	9.98
31	9.68	61	9.82	86	9.96	102	9.80	113	9.87	139	9.76	164	9.93	173	9.93	191	9.93	200	9.86
33	9.78																		

Tabla VI.5. Tensiones en los nudos en punta del caso 3 (costes variables linealizados).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
15	9.93	35	9.79	73	9.71	89	9.70	104	9.80	120	9.86	144	9.76	167	9.93	175	9.83	192	9.98
18	9.91	39	9.72	74	9.71	90	9.86	107	9.80	125	9.86	146	9.76	168	9.93	176	9.83	193	9.76
24	9.78	44	9.74	81	9.71	92	9.82	109	9.80	126	9.86	147	9.76	170	9.90	177	9.84	194	9.76
30	9.77	57	9.80	84	9.82	98	9.87	112	9.88	127	9.76	149	9.76	172	9.83	190	9.93	195	9.98
31	9.72	61	9.82	86	9.96	102	9.80	113	9.87	139	9.76	164	9.93	173	9.93	191	9.93	200	9.86
33	9.78																		

Tabla VI.6. Tensiones en los nudos en punta del caso 3 (costes variables no lineales).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
1	10.0	16	9.91	41	9.85	54	9.81	70	9.92	81	9.88	97	9.81	115	9.87	125	9.81	143	9.89
4	9.93	21	9.88	43	9.85	55	9.81	71	9.98	83	9.91	102	9.86	118	9.85	127	9.83	145	9.83
9	9.80	26	9.88	44	9.85	57	9.80	72	10.0	85	9.87	105	9.85	119	9.85	131	9.89	146	9.83
10	9.80	30	9.85	47	9.85	62	9.80	77	9.80	86	9.81	107	9.86	120	9.81	134	9.89	147	9.83
11	10.0	37	9.87	49	9.84	65	9.83	79	9.79	88	9.87	108	9.85	121	9.89	141	9.92	176	9.84
12	10.0	39	9.86	51	9.83	69	9.92	80	9.88	90	9.81	112	9.85	124	9.81	142	9.92	180	9.97
13	10.0	40	9.85																

Tabla VI.7. Tensiones en los nudos en punta del caso 4.

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
4	9.92	73	9.74	113	9.93	170	9.92	201	10.0	237	9.90	269	9.97	305	9.93	341	9.90	389	9.98
15	9.96	74	9.74	120	9.92	172	9.79	204	9.98	239	9.89	270	9.97	307	9.93	342	9.90	390	9.98
17	9.96	81	9.75	125	9.92	173	9.95	209	9.92	240	9.87	271	9.99	315	9.94	343	9.93	391	9.98
18	9.92	86	9.98	126	9.92	175	9.79	210	10.0	241	9.87	272	10.0	316	9.93	345	9.90	392	9.98
24	9.78	88	9.93	127	9.72	176	9.79	211	9.99	244	9.87	277	9.83	318	9.93	346	9.90	393	9.98
30	9.85	90	9.93	139	9.72	177	9.82	212	9.99	247	9.87	283	9.96	319	9.93	347	9.79	394	9.98
31	9.79	92	9.85	142	9.72	190	9.96	213	9.99	249	9.87	285	9.95	320	9.93	376	9.92	395	9.98
33	9.85	98	9.93	144	9.72	191	9.96	216	9.95	251	9.79	286	9.93	324	9.92	380	9.99	396	9.98
35	9.86	102	9.87	146	9.72	192	9.98	221	9.93	254	9.81	287	9.93	325	9.92	384	9.99	397	9.98
39	9.80	104	9.87	149	9.72	193	9.72	223	9.88	255	9.81	290	9.94	327	9.94	385	9.99	398	9.98
44	9.81	107	9.87	164	9.95	194	9.73	226	9.88	257	9.82	293	9.93	331	9.87	386	9.98	399	9.98
57	9.83	109	9.87	167	9.95	195	9.98	230	9.87	262	9.82	297	9.93	332	9.88	387	9.98	414	9.98
61	9.85	112	9.94	168	9.95	200	9.92	234	9.92	266	9.89	302	9.93	334	9.87	388	9.98		

Tabla VI.8. Tensiones en los nudos en punta del caso 5 (costes variables linealizados).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
15	9.93	81	9.81	125	9.92	173	9.95	209	9.99	243	9.88	275	9.99	307	9.91	343	9.93	390	9.98
18	9.91	84	9.82	126	9.92	175	9.79	211	9.99	244	9.88	277	9.98	315	9.94	345	9.83	391	9.98
24	9.79	86	9.96	127	9.72	176	9.79	212	9.99	247	9.88	279	9.98	316	9.93	346	9.83	392	9.98
30	9.85	90	9.86	139	9.72	177	9.82	213	9.99	249	9.87	280	9.93	318	9.91	347	9.86	393	9.98
31	9.80	92	9.82	142	9.72	190	9.96	216	9.95	251	9.86	283	9.96	319	9.91	359	9.86	394	9.98
33	9.85	98	9.93	144	9.72	191	9.96	221	9.93	254	9.86	285	9.95	324	9.90	376	9.91	395	9.98
35	9.87	102	9.87	146	9.72	192	9.98	223	9.90	255	9.86	286	9.94	325	9.90	380	9.99	396	9.98
39	9.80	104	9.87	149	9.72	193	9.72	226	9.90	257	9.86	287	9.94	327	9.95	384	9.99	397	9.98
44	9.81	107	9.87	164	9.95	194	9.73	230	9.90	266	9.89	290	9.94	331	9.91	385	9.99	398	9.98
60	9.82	109	9.87	167	9.95	195	9.98	237	9.91	269	9.98	293	9.93	334	9.91	386	9.98	399	9.98
62	9.81	112	9.94	168	9.95	200	9.92	239	9.90	270	9.98	297	9.94	335	9.82	387	9.98	414	9.98
73	9.81	113	9.93	170	9.92	201	10.0	240	9.88	271	9.99	302	9.90	341	9.83	388	9.98		
74	9.81	120	9.92	172	9.79	204	9.98	241	9.88	272	10.0	305	9.91	342	9.83	389	9.98		

Tabla VI.9. Tensiones en los nudos en punta del caso 5 (costes variables no lineales).

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
14	9.89	35	9.60	70	9.71	86	9.94	102	9.60	117	9.61	127	9.59	164	9.71	175	9.64	192	9.89
15	9.89	40	9.58	74	9.69	89	9.69	104	9.60	120	9.75	139	9.60	167	9.72	176	9.65	193	9.61
18	9.83	42	9.54	80	9.69	90	9.80	107	9.60	121	9.74	142	9.60	168	9.70	177	9.70	194	9.61
31	9.54	44	9.58	81	9.69	92	9.74	109	9.61	125	9.74	148	9.60	170	9.72	190	9.72	195	9.89
33	9.58	62	9.74	84	9.74	94	9.74	111	9.74	126	9.74	149	9.60	172	9.64	191	9.72	200	9.74

Tabla VI.10. Tensiones en los nudos en punta del caso 6 monobjetivo.

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
14	9.89	33	9.65	70	9.71	86	9.94	104	9.67	120	9.78	139	9.53	166	9.67	175	9.58	192	9.88
15	9.89	35	9.66	74	9.69	90	9.80	107	9.67	121	9.78	142	9.53	167	9.67	176	9.59	193	9.54
18	9.83	42	9.65	80	9.69	92	9.74	109	9.67	125	9.78	144	9.54	168	9.66	177	9.66	194	9.54
26	9.65	44	9.66	81	9.69	94	9.78	111	9.78	126	9.78	145	9.48	170	9.67	190	9.67	195	9.88
30	9.46	47	9.47	84	9.74	102	9.67	117	9.67	127	9.48	149	9.53	172	9.58	191	9.68	200	9.78
31	9.46	62	9.74																

Tabla VI.11. Tensiones en los nudos en punta del caso 6 multiobjetivo.

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
14	9.89	35	9.60	70	9.72	86	9.94	102	9.60	117	9.61	127	9.60	164	9.71	175	9.65	192	9.89
15	9.89	40	9.58	74	9.70	89	9.70	104	9.60	120	9.75	139	9.61	167	9.72	176	9.65	193	9.61
18	9.83	42	9.54	80	9.70	90	9.81	107	9.60	121	9.74	142	9.60	168	9.70	177	9.70	194	9.61
31	9.54	44	9.58	81	9.70	92	9.74	109	9.61	125	9.74	148	9.61	170	9.72	190	9.72	195	9.89
33	9.58	62	9.75	84	9.74	94	9.74	111	9.74	126	9.74	149	9.61	172	9.65	191	9.72	200	9.74

Tabla VI.12. Tensiones en los nudos en punta del caso 7 monobjetivo.

N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten	N	Ten
1	10.0	16	9.97	39	9.94	48	9.94	62	9.88	78	9.89	96	9.92	119	9.94	134	9.84	145	9.87
4	9.98	24	9.95	40	9.94	49	9.88	69	9.97	83	9.96	97	9.86	122	9.87	135	9.96	146	9.87
9	9.92	25	9.91	41	9.94	51	9.88	70	9.97	85	9.95	105	9.93	124	9.87	139	9.97	147	9.88
10	10.0	26	9.91	43	9.94	54	9.88	71	9.99	86	9.86	107	9.94	125	9.87	141	9.87	157	9.88
11	10.0	30	9.91	44	9.94	55	9.88	72	10.0	87	9.85	115	9.92	127	9.92	142	9.87	176	9.93
12	10.0	37	9.94	47	9.94	57	9.88	77	9.92	90	9.85	118	9.92	131	9.84	143	9.95	180	9.99
13	10.0																		

Tabla VI.13. Tensiones en los nudos en punta del caso 7 multiobjetivo.

VII.- EJEMPLO ILUSTRATIVO DE LA INFLUENCIA DE LAS RESTRICCIONES DE MÁXIMAS CAÍDAS DE TENSIÓN EN EL DISEÑO ÓPTIMO

Se va a mostrar un ejemplo de diseño óptimo utilizando la restricción de caídas de tensión máximas en los conductores.

En la figura VII.1 se muestra la red de distribución, de tensión nominal 10 kV, de distribución con las rutas propuestas para la construcción de líneas. En este caso se utilizarán dos tamaños de conductor para las líneas eléctricas futuras y dos tamaños para las subestaciones.

La figura VII.2 muestra la solución óptima obtenida sin aplicar la restricción de máximas caídas de tensión.

En la figura VII.3 se muestra la solución óptima obtenida al tener en cuenta las restricciones de máximas caídas de tensión y considerando permisible un 5% máximo de variación de las tensiones en los nudos respecto de la tensión nominal (10 kV). Se pueden apreciar las diferencias entre la solución de la figura VII.2 y la correspondiente a la figura VII.3. Así, en la figura VII.3 se construyen las líneas 12-13 y 13-14 con mayor tamaño de conductor que en la figura VII.2.

Si la restricción de máxima caída de tensión se sitúa en el 4%, entonces la solución óptima obtenida es la mostrada en la figura VII.4.

En la figura VII.5 se muestran conjuntamente las cuatro figuras anteriores (VII.1, VII.2, VII.3 y VII.4), siendo posible observar las diferencias en las soluciones óptimas en cuanto a sus topologías (configuraciones topológicas y tamaños de las líneas eléctricas óptimos).

En la tabla VII.1 se indican las diferencias en los tamaños de conductor que existen entre la solución óptima obtenida sin aplicar las restricciones de máximas caídas de tensión (figura VII.2) y la solución resultante de aplicar un 5% de máxima caída de tensión (figura VII.3).

Ruta	Sin restricción.	Con restricción del 5%.
13-12	3x150 Al	3x1x400 Al
14-13	3x150 Al	3x1x400 Al

Tabla VII.1. Diferencias de tamaño de conductor utilizados entre las soluciones obtenidas (sin restricción y con restricción del 5%).

En la tabla VII.2 se indican las diferencias en los tamaños de conductor que existen entre la solución óptima obtenida sin aplicar las restricciones de máximas caídas de tensión (figura VII.2) y la solución resultante de aplicar un 4% de máximas caídas de tensión (figura VII.4). En la tabla VII.3 se recogen las diferencias en cuanto a las líneas eléctricas que se construyen en una o en la otra solución.

Ruta	Sin restricción.	Con restricción del 4%.
17-21	3x150 Al	3x1x400 Al
10-14	3x1x400 Al	3x150 Al

Tabla VII.2. Diferencias de tamaños de conductor utilizados entre ambas soluciones (sin restricción y restricción del 4%).

Ruta	Sin restricción	Con restricción del 4%
12-13	Se construye	No se construye
16-17	No se construye	Se construye

Tabla VII.3. Diferencias topológicas entre ambas soluciones (sin restricción y con restricción del 4%).

Es interesante observar cómo afecta a los diferentes costes de la red eléctrica el haber aplicado la restricción de máxima caída de tensión. En las tablas VII.4 y VII.5 se han indicado los valores de los costes de los diferentes diseños realizados (en millones de pesetas). Se observa que en los dos casos (al aplicar un 5% de máximas caídas de tensión y un 4%), se produce una disminución en el valor de los costes variables (pérdidas), lo que se puede explicar teniendo en cuenta que se están restringiendo las caídas de tensión en las líneas y, por lo tanto, es de suponer que la distribución de flujos de potencia sea más adecuada para evitar que las tensiones alcancen valores prohibidos. Por otro lado, se observa que al aplicar las restricciones de caída de tensión se produce un aumento en los costes de inversión de líneas, ya que se modifican algunos tamaños de conductor y/o la configuración topológica para adecuar las tensiones al límite permitido por las restricciones impuestas. En ambos casos (restricciones del 5% y del

4%) se produce un aumento de la función objetivo de costes. Si se comparan las dos soluciones obtenidas aplicando restricción de máximas caídas de tensión, se observa que el coste variable es menor cuando se aplica un 4% de máximas caídas de tensión, y mayor el coste de inversión en líneas. Con los resultados obtenidos se puede deducir que, tal y como es lógico, cuanto más se restringen las tensiones menos pérdidas (coste variable) se producen en la red, siendo mayor el coste de inversión en líneas.

	Solución sin restricción	Solución con restricción del 5%	Variación	% de variación
Coste variable de las líneas	110.28	107.45	-2.83	-2.56 %
Coste de inversión en líneas	838.94	843.32	4.38	0.52 %
Coste de inversión en subestaciones	30.0	30.0	0	0 %
Función objetivo de costes	979.22	980.78	1.56	0.15 %

Tabla VII.4. Comparación de costes cuando se aplica una restricción del 5%.

	Solución sin restricción	Solución con restricción del 4%	Incremento	% de variación
Coste variable de las líneas	110.28	103.14	-7.14	-6.47 %
Coste de inversión en líneas	838.94	859.31	20.37	2.42 %
Coste de inversión en subestaciones	30.0	30.0	0	0 %
Función objetivo de costes	979.22	992.45	13.23	1.35 %

Tabla VII.5. Comparación de costes cuando se aplica una restricción del 4%.

Así, ha quedado ilustrada la influencia que las restricciones de máximas caídas de tensión tienen en el diseño óptimo de una red, siendo posible que se modifique la topología (configuración topológica de las líneas y/o los tamaños de conductor utilizados), manifestándose la influencia en los diferentes costes involucrados en el diseño de la red. Al aplicar una restricción de máximas caídas de tensión del 4% se han apreciado unas mayores variaciones en la topología que en el caso de aplicar una

restricción del 5% (en ambos casos respecto a la solución en la que no se han aplicado las restricciones de máximas caídas de tensión). Por otro lado, se ha obtenido una disminución en los costes variables (y, por lo tanto, de las pérdidas) cuando la restricción de máximas caídas de tensión se ha aplicado (siendo mayor esta disminución cuando se ha impuesto un límite más estricto en las caídas de tensión), mientras que el coste de inversión en las líneas a aumentado (más al aplicar un 4% que un 5% en las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles). Globalmente, Se ha observado que las restricciones de máximas caídas de tensión incrementan el coste de expansión de la red (coste total). En definitiva, la aplicación de estas restricciones da lugar a un diseño óptimo diferente (topológicamente) del obtenido si no se aplican. Las restricciones de caída de tensión enriquecen el modelo de diseño óptimo y reflejan más fielmente condiciones técnicas importantes del diseño, ya que en ellas se limita las tensiones en los nudos del sistema de distribución de energía eléctrica a valores aceptables.

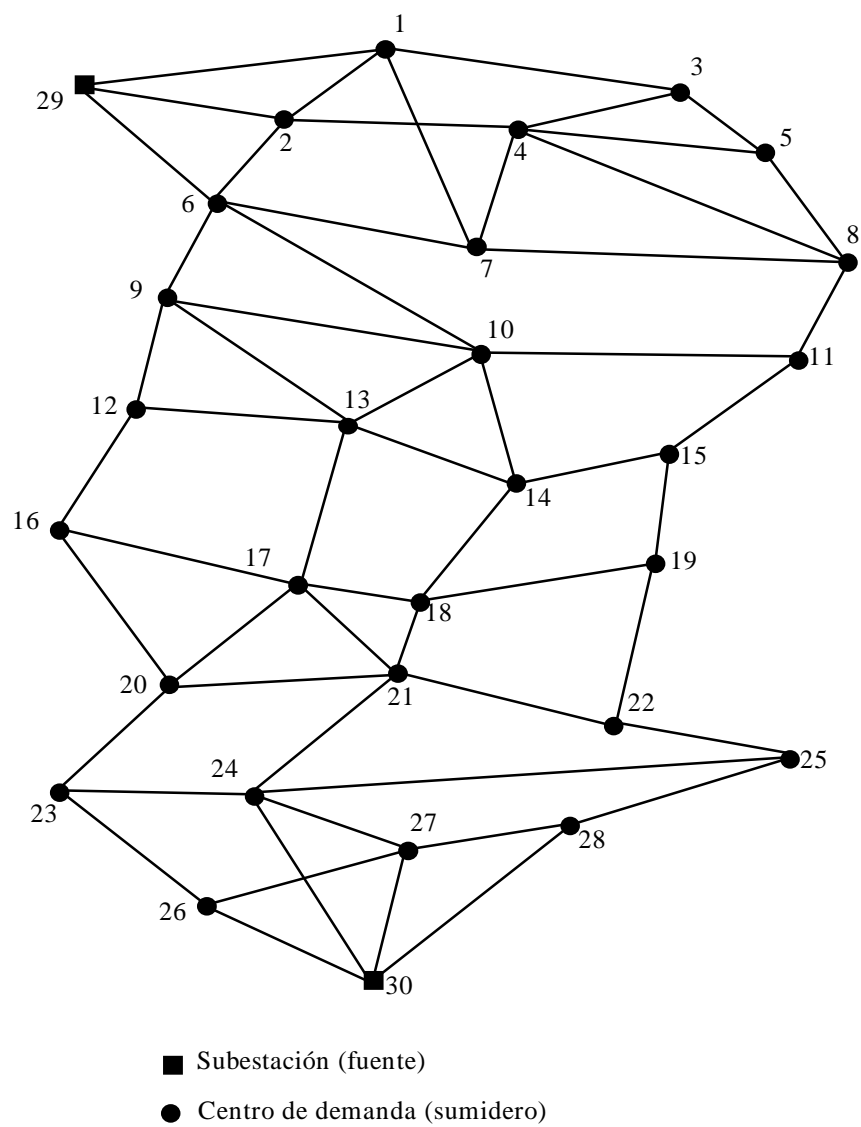


Figura VII.1. Red propuesta.

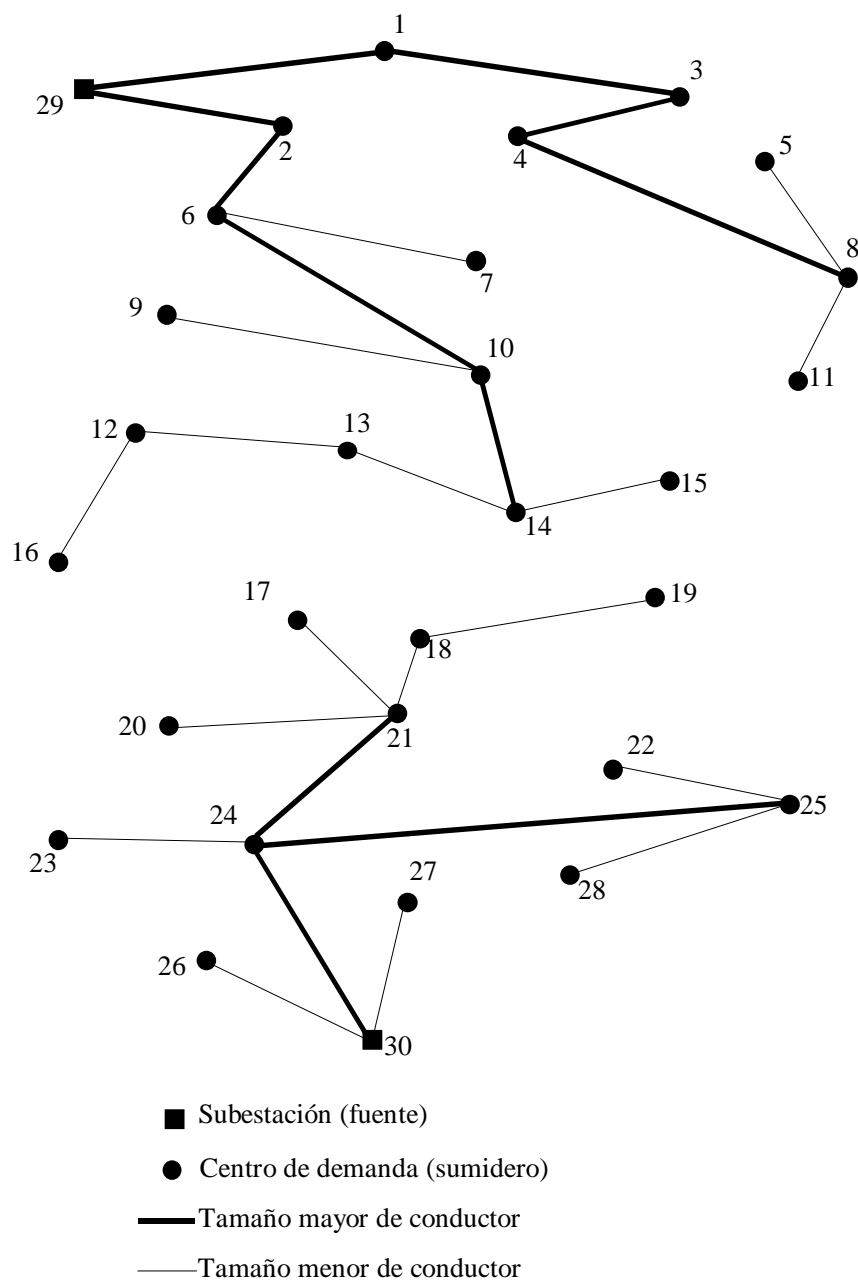


Figura VII.2. Solución sin restricciones.

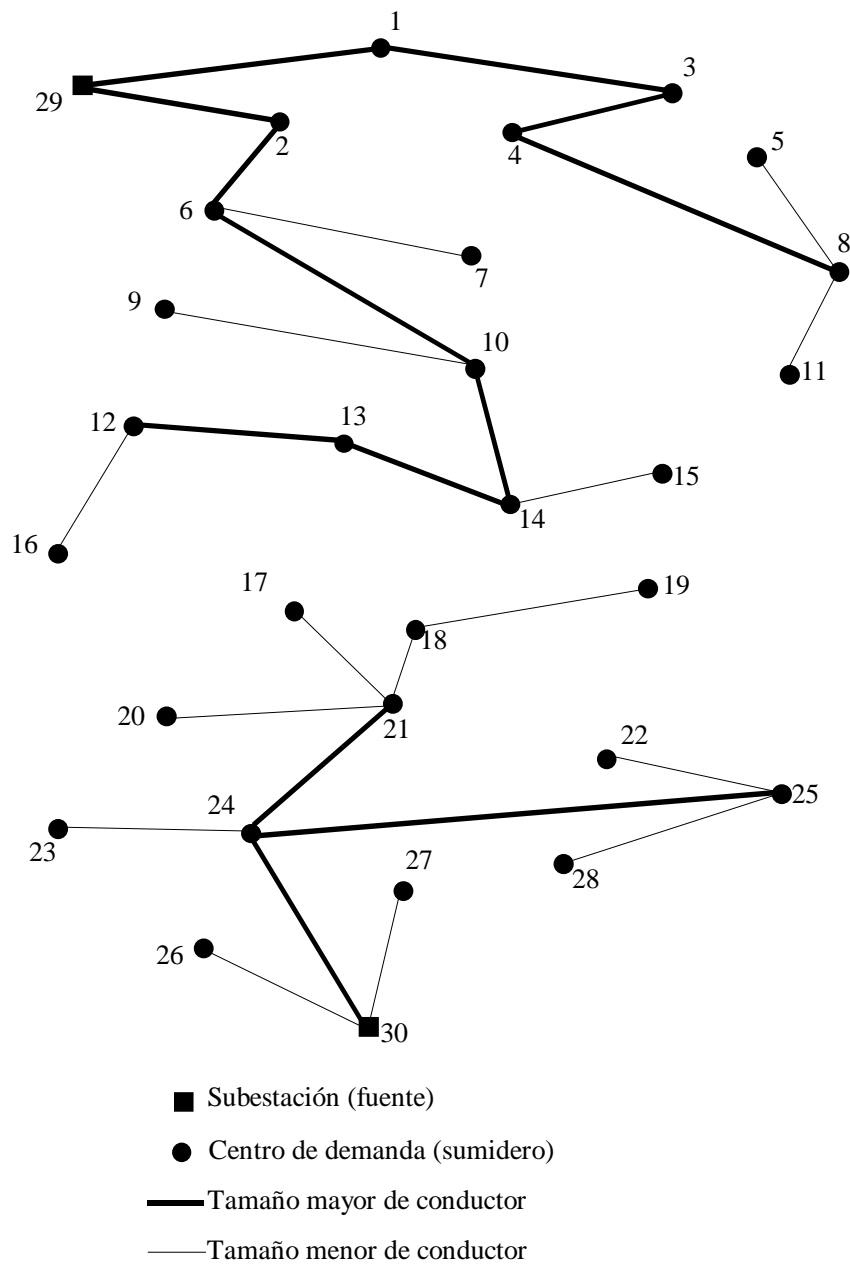


Figura VII.3. Solución con un 5% de restricción en las máximas caídas de tensión permisibles.

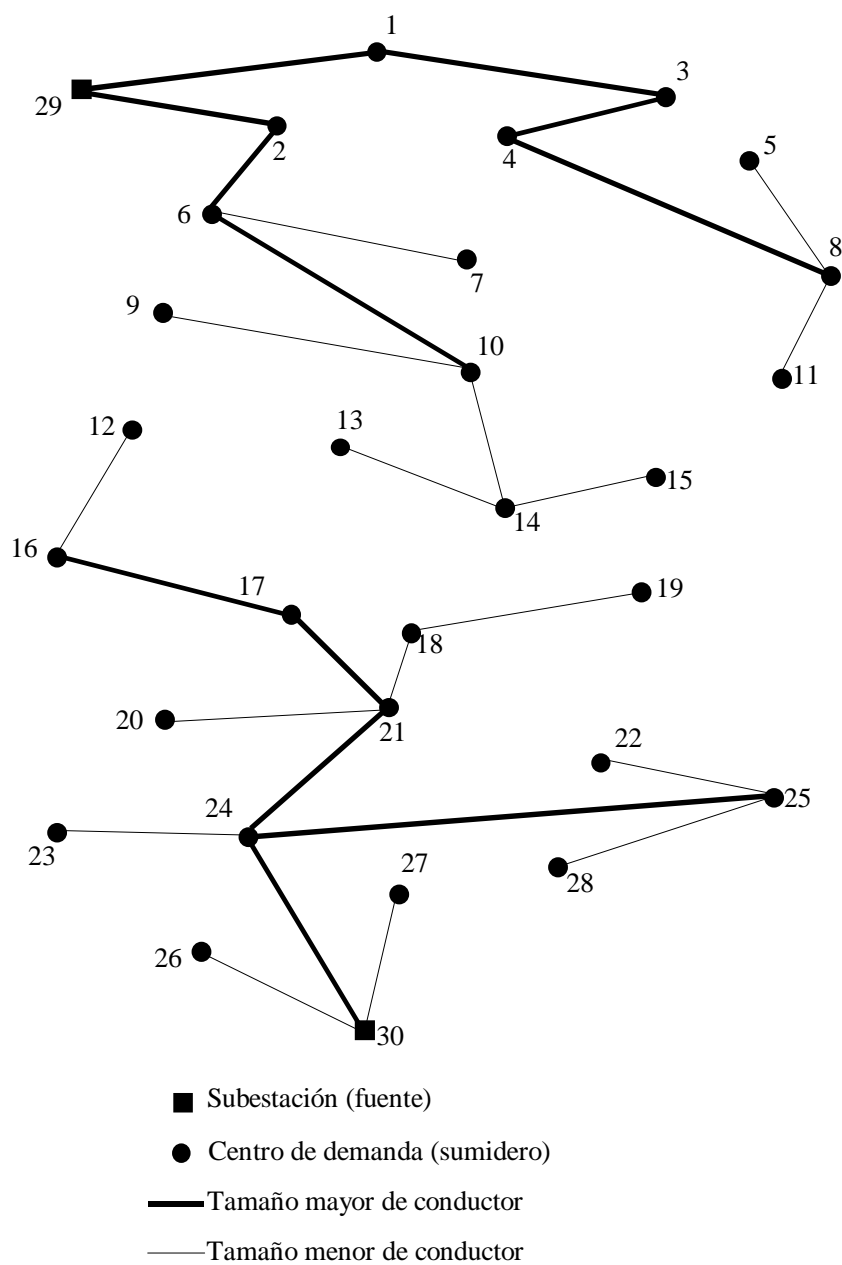


Figura VII.4. Solución con una restricción del 4% en las máximas caídas de tensión permisibles.

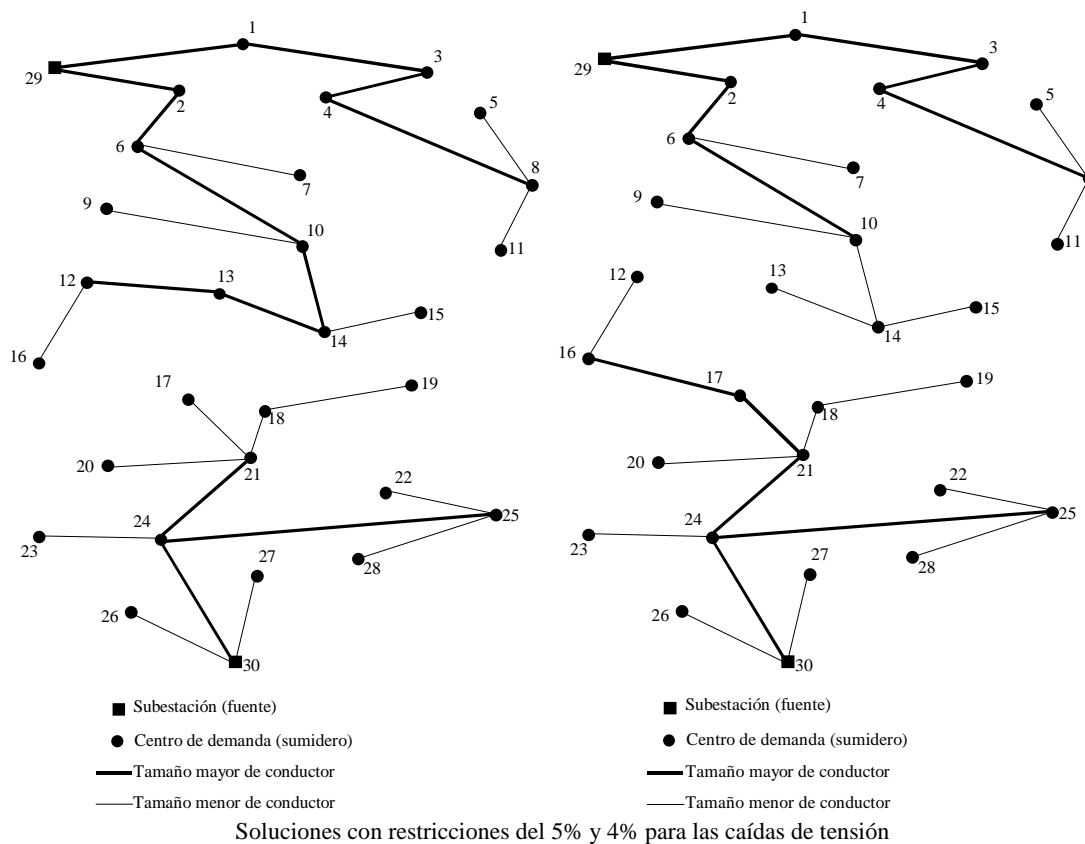
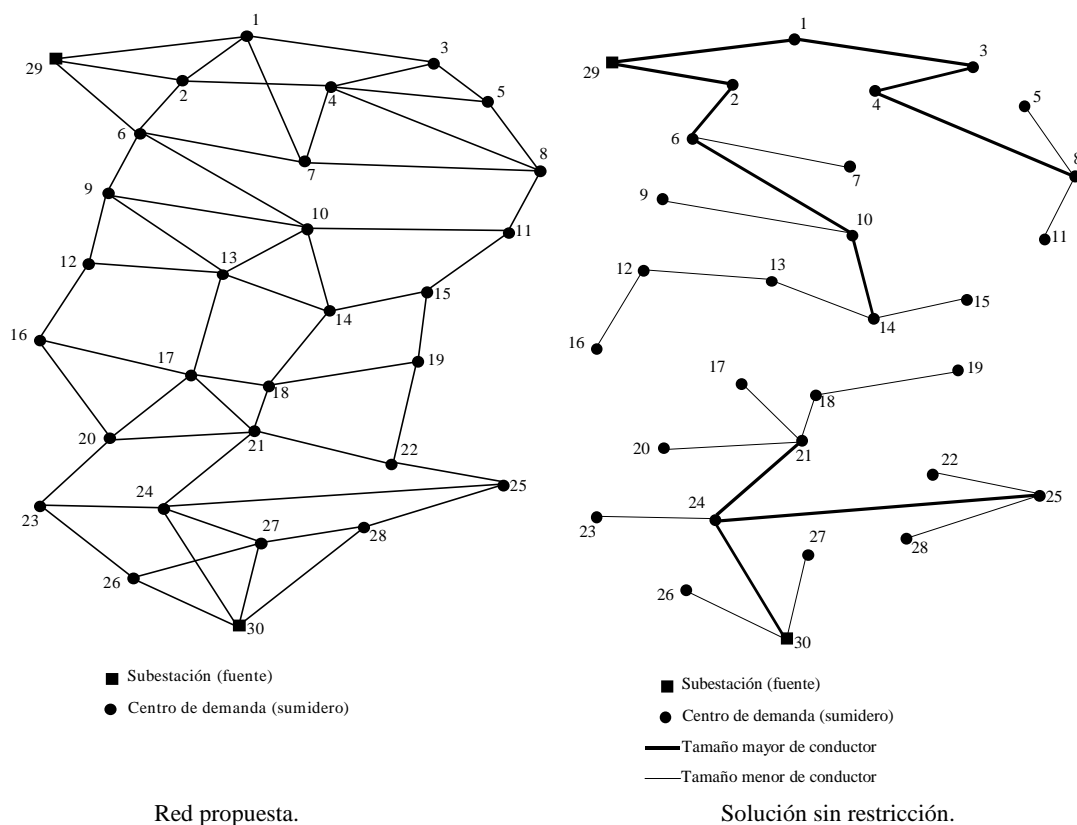


Figura VII.5. Red propuesta y soluciones obtenidas.

VIII.- EJEMPLO ILUSTRATIVO DE LA INFLUENCIA DE LA RESTRICCIÓN DE RADIALIDAD EN EL DISEÑO ÓPTIMO

Se va a mostrar un ejemplo del efecto que tiene la restricción de radialidad en las soluciones obtenidas. Se ha utilizado la misma red eléctrica del apéndice anterior, con mayores demandas en los nudos de dicha red y con diferentes longitudes de las rutas propuestas. La solución óptima no radial en este caso se muestra en la figura VIII.1. Al no aplicarse la restricción de radialidad, el programa busca la solución que presenta menor coste, aunque no posea configuración radial.

Aplicando la restricción de radialidad se obtiene la solución correspondiente a la figura VIII.2, que presenta una configuración radial. Las soluciones óptimas de las figuras VIII.1 y VIII.2 aparecen recogidas conjuntamente en la figura VIII.3.

En la tabla VIII.1 se indican las diferencias en los tamaños de conductor entre las dos soluciones obtenidas. En la tabla VIII.2 se muestran las diferencias entre las configuraciones topológicas de las líneas eléctricas de las dos soluciones óptimas alcanzadas.

Sin restricción	Con restricción
1-3	1-7
2-6	2-4
6-7	11-15
6-9	13-12
9-12	10-9
12-16	13-12
14-15	17-16
18-19	22-19

Tabla VIII.1. Diferencias topológicas entre las soluciones obtenidas aplicando la restricción de radialidad y sin aplicarla.

Ruta	Sin restricción.	Con restricción.
3-4	3x1x400 Al	3x150 Al
8-11	3x150 Al	3x1x400 Al
14-13	3x150 Al	3x1x400 Al
21-17	3x150 Al	3x1x400 Al
21-18	3x1x400 Al	3x150 Al
25-22	3x150 Al	3x1x400 Al

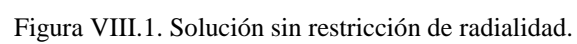
Tabla VIII.2. Diferencias en los tamaños utilizados para la construcción de líneas entre la solución obtenida aplicando la restricción de radialidad y la solución obtenida cuando no se aplica.

Un estudio de los costes de las soluciones óptimas obtenidas (Tabla VIII.3), muestra que el coste total de la red (en millones de pesetas) con restricción de radialidad es mayor que la que se ha obtenido sin aplicar dicha restricción. En este caso se observa que el coste de inversión en líneas ha aumentado ligeramente (0.29%) en la solución radial, a pesar de que ésta posee una línea menos que la solución no radial. En cuanto al coste variable, se observa que es mayor en la solución radial. Por lo tanto, se puede concluir que no en todos los casos una solución radial para una red de distribución presenta menores costes globales que una red no radial. Así, en el ejemplo mostrado, los costes totales de la solución óptima obtenida aplicando la restricción de radialidad presentan un valor mayor que la solución óptima alcanzada cuando no se aplica dicha restricción.

Además de la influencia en el incremento de los costes totales involucrados en el diseño, se ha observado cómo al aplicar o no esta restricción se obtienen configuraciones topológicas diferentes en las soluciones alcanzadas y se utilizan tamaños de conductor diferentes al construir líneas en las mismas rutas de ambas soluciones (la obtenida aplicando la restricción de radialidad y la obtenida cuando no se aplica).

	Solución sin restricción	Solución con restricción	Variación	% de variación
Coste variable de las líneas	23.84	25.80	1.96	8.22 %
Coste de inversión en líneas	90.25	90.52	0.27	0.29 %
Coste de inversión en subestaciones	30.0	30.0	0	0 %
Función objetivo de costes	144.09	146.33	2.24	1.55 %

Tabla VIII.3. Comparación de costes entre las soluciones obtenidas cuando se aplica la restricción de radialidad y cuando no se aplica.



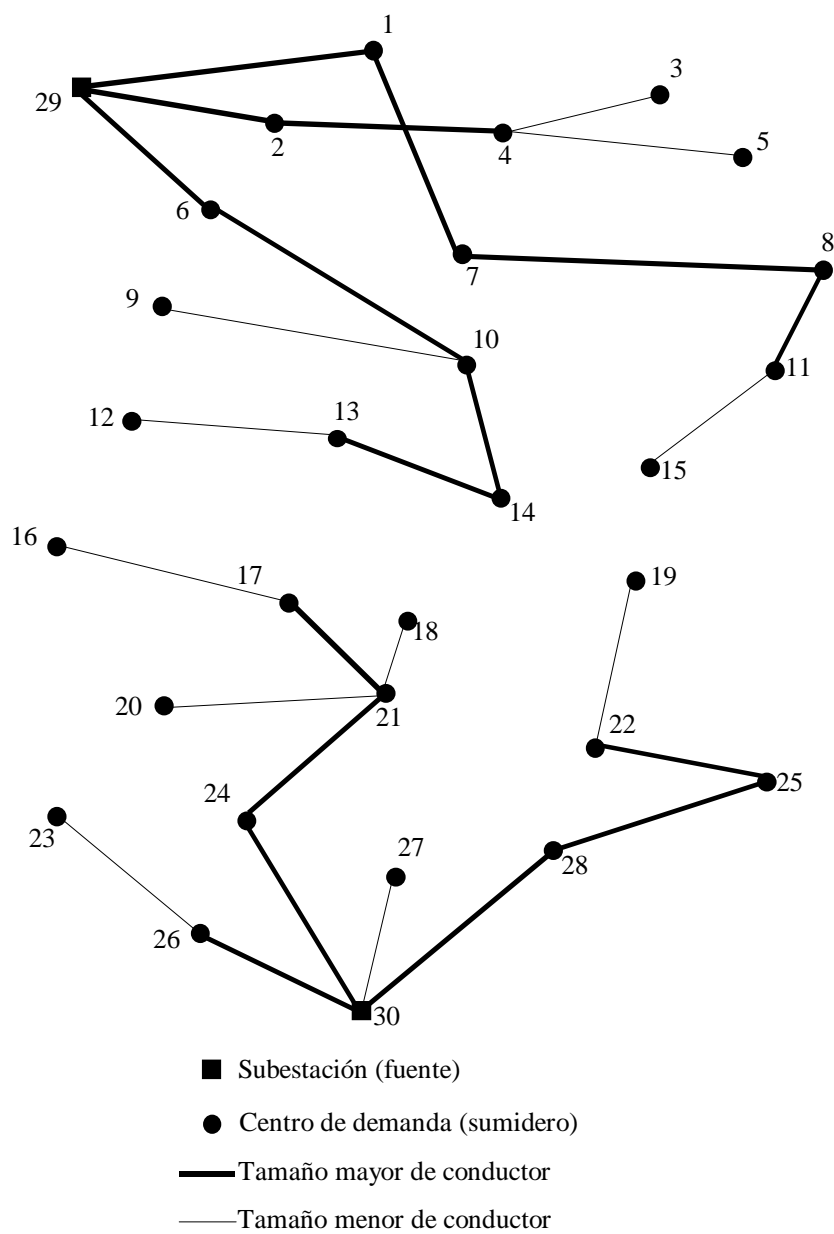


Figura VIII.2. Solución con restricción de radialidad.

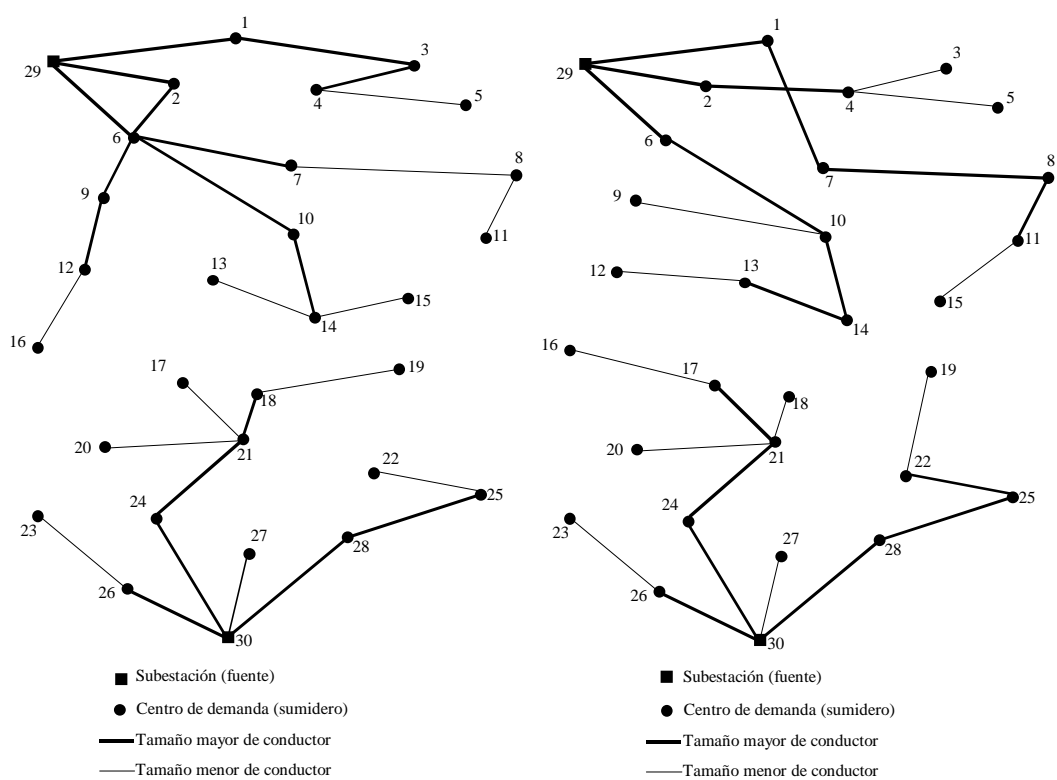


Figura VIII.3. Soluciones obtenidas sin restricción y con restricción de radialidad.

IX.- DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO GENÉTICO DESARROLLADO

IX.1 Lenguaje y estilo utilizados. Justificación.

El programa que se ha desarrollado se ha implementado en lenguaje C. Uno de los motivos para ello se encuentra en la velocidad de ejecución de los programas realizados con dicho lenguaje. Además, se ha tenido en cuenta la portabilidad del código que ofrece el lenguaje C. Así, el algoritmo se ha ejecutado en varios ordenadores diferentes durante los trabajos de investigación realizados, desde estaciones de trabajo Unix (Sun y HP) hasta en ordenadores PC compatibles (con los sistemas operativos MS DOS y Linux, habiéndose ejecutado también en Windows en modo texto). En cuanto al tipo de programación, se ha optado por no utilizar programación orientada a objetos (que en principio parece la más lógica de cara a un más sencillo mantenimiento del programa en sucesivas modificaciones), pero tal y como observan Jenkins y Glasgow (1986): “La mayoría de los programadores trabajan en un lenguaje y utilizan sólo un estilo de programación. Programan bajo un paradigma apoyado por el lenguaje que usan. Frecuentemente, no se les han mostrado vías alternativas para pensar sobre un problema, y por tanto tienen dificultades para apreciar las ventajas de elegir un estilo más apropiado para el problema que tienen entre manos”. Además, Boch (1996) comenta: “No hay un estilo de programación que sea el mejor para todo tipo de aplicaciones. Por ejemplo, la programación orientada a reglas sería la mejor para el diseño de una base de conocimiento, y la programación orientada a procedimientos sería la más indicada para el diseño de operaciones de cálculo intensivo.”

Así pues, la programación orientada a procedimientos es la que se ha seleccionado, buscando la mayor rapidez posible en la ejecución del algoritmo, ya que la programación orientada a objetos suele dar como resultado mayores tiempos de cálculos que la orientada a procedimientos. En este sentido, algunos desarrolladores de librerías matemáticas indican tiempos de ejecución más elevados para los algoritmos basados en el uso de programación orientada a objetos (hasta tres veces más lentos) que otras versiones de algoritmos similares desarrolladas con programación orientada a procedimientos.

IX.2 Descripción del programa.

A continuación, de forma esquemática, se indican los distintos procesos que se llevan a cabo en el programa:

lectura de ficheros de datos del problema

 lectura de caso

 lectura de configuración

 lectura del problema

 lectura de cables.dat

 lectura de subest.dat

lectura de opciones

 Si opción = i lectura de inicial.dat

búsqueda de los individuos de la población inicial

ordenación de mejor a peor de los individuos de la población inicial

repetir

 cálculo de la puntuación de los individuos de la población

 aplicación del cruce

 ordenación de mejor a peor de los individuos de la población

 aplicación de la mutación

 ordenación de mejor a peor de los individuos de la población

 aplicación de epidemia

hasta que se llegue al número máximo de generaciones o se pulse Ctrl+C

imprimir fichero de resultados

El código fuente del programa que se ha desarrollado está compuesto por 8 módulos que poseen una serie de funciones que realizan unas determinadas tareas.

genpower.c

Es el módulo principal. En él se realiza la lectura de los datos de los ficheros y contiene los operadores del algoritmo genético (reproducción, cruce y mutación), se seleccionan las soluciones no dominadas (en caso de diseño multiobjetivo) y, además, se encarga de escribir los resultados en los ficheros de salida. Es el conocido entre los desarrolladores de programas en el lenguaje C como “main()”, siendo en él donde se declaran las variables que se van a utilizar a lo largo de la ejecución del algoritmo genético.

xnet.c

Posee una función que resuelve el problema del transporte en redes, optimizando los flujos de potencia en la red de distribución con el fin de lograr que las pérdidas en las líneas eléctricas sean mínimas. Este algoritmo es un simplex especial basado en un método de penalización [Grigoriadis(1986), De La Fuente O'Connor (1993)] que permite resolver el problema del transporte de potencia logrando mínimas pérdidas en tiempos muy inferiores a los que se obtienen con los métodos simplex clásicos. Se han modificado las funciones que lo componen para que sea posible su utilización, ya que inicialmente no era posible aplicarlo al problema que se deseaba resolver. Además, se ha añadido la eliminación (opcional) de ramas con flujo nulo con lo que se acelera la convergencia del programa de diseño óptimo.

coste.c

Este módulo se compone de una serie de funciones que realizan el cálculo de los costes fijos (inversiones) y variables (pérdidas) de la red de distribución. Desde este módulo se realiza una llamada a la función contenida en xnet.c, para que sea éste el encargado de calcular el coste variable (pérdidas) y los flujos en las líneas.

Se compone de las funciones:

```
void coste(pollo,pato,nb,ns)  
int *pollo,*pato;  
int nb,ns;
```

Calcula el coste de la solución en estudio.

**pollo* es el puntero correspondiente a la cadena que representa a las líneas de la red de distribución.

**pato* es el puntero correspondiente a la cadena que representa a las subestaciones de la red de distribución.

nb es la longitud de la cadena que representa a las líneas eléctricas.

ns es la longitud de la cadena que representa a las subestaciones.

evalua.c

Este módulo llama a una función de *coste.c* para realizar los cálculos de coste de una red de distribución.

Se compone de las funciones:

```
void evalua(pollo,pato,nb,ns)  
int *pollo,*pato;  
int nb,ns;
```

Esta función realiza una llamada a la función *coste()*, con la que se calcula el coste de la solución en estudio.

**pollo* es el puntero correspondiente a la cadena que representa a las líneas de la red de distribución.

**pato* es el puntero correspondiente a la cadena que representa a las subestaciones de la red de distribución.

nb es la longitud de la cadena que representa a las líneas eléctricas.

ns es la longitud de la cadena que representa a las subestaciones.

tension.c

En este módulo se aplica el método mostrado en el apéndice III para el cálculo de las tensiones en los nudos de la red y las intensidades de corriente en las líneas eléctricas.

Se compone de:

`tension(pollob,nb,ns)`

`int *pollob;`

`int nb,ns;`

Se aplica un algoritmo simple para el cálculo de las caídas de tensión. Solamente es llamada esta función cuando la red es radial (apéndice III).

**pollob* es el puntero correspondiente a la cadena que representa a las líneas de la red de distribución.

nb es la longitud de la cadena que representa a las líneas eléctricas.

ns es el número que identifica a la subestación de la que parte la subred radial de la que se va a realizar el cálculo de las caídas de tensión. Si una red posee 3 subestaciones construidas, entonces esta función es llamada 3 veces, una por cada una de las subestaciones.

`prodreal(a,b,c,d)`

`double a,b,c,d;`

Calcula la parte real del producto de los números complejos $a+jb$ y $c+jd$.

`prodimag(a,b,c,d)`

`double, a,b,c,d;`

Calcula la parte imaginaria del producto de los números complejos $a+jb$ y $c+jd$.

`cocreal(a,b,c,d)`

`double, a,b,c,d;`

Calcula la parte real del cociente de los números complejos $a+jb$ y $c+jd$.

`cocimag(a,b,c,d)`

`double, a,b,c,d;`

Calcula la parte imaginaria del cociente de los números complejos $a+jb$ y $c+jd$.

eens.c

Posee una función que se utiliza para calcular la función de energía esperada no suministrada (*FEENS*). En primer lugar comprueba si la solución es radial y, en caso afirmativo, utiliza un método sencillo (indicado en el capítulo tres en el apartado 3.2.2). Si no es radial se procede a aplicar el método desarrollado en los trabajos de investigación que se han llevado a cabo (detallado en el apéndice IV).

Se compone de las funciones:

`radeens(pollo,nsb)`

`int *pollo;`

`int nsb;`

Esta función realiza el cálculo de *FEENS* para el caso en el que la red sea radial.

**pollo* es el puntero que corresponde a la cadena que representa a las líneas de la red de distribución.

nsb es el número de subestaciones de la solución en estudio.

```

noradeens(pollo,pato,nb,nsb)
int *pollo, *pato;
int nb,nsb;

```

Esta función realiza el cálculo de *FEENS* para el caso en el que la red no sea radial.

**pollo* es el puntero que corresponde a la cadena que representa a las líneas.

nb es la longitud de la cadena que representa a las líneas.

nsb es el número de subestaciones de la solución en estudio.

```

double trep(a,b)
int a;
int b;

```

Realiza el cálculo del tiempo medio de parada por cada fallo que se produce en una determinada línea de la red.

a indica el tamaño de conductor que corresponde a una determinada línea.

b es la ruta en la que se ha construido la línea.

varios.c

Posee varias funciones que realizan los siguientes cometidos:

```

terminar(xxx)
int xxx;

```

Esta función es llamada cuando el programa detecta la interrupción correspondiente al conjunto de teclas Control+c. En ese instante esta función cambia el valor de la variable global “termina”, que inicialmente posee un valor de 0, a un valor de 1.

La variable *xxx* no se utiliza realmente (es muda) pero es necesaria por

requerimientos de la función que se utiliza para el manejo de la interrupción. El programa continúa hasta que se termina la generación en curso, finalizando su ejecución al terminar dicha generación, ya que se detecta el valor 1 para la variable “termina”.

El programa continúa hasta que se finaliza la generación en curso, acabando su ejecución al terminar dicha generación ya que se detecta el valor 1 para la variable “termina”.

```
aparear(p1,p2,h1,h2,nb)  
int *p1,*p2,*h1,*h2;  
int nb;
```

Realiza el cruce de las cadenas que representan a las diferentes soluciones posibles de la red en estudio.

**p1* y **p2* son los punteros correspondientes a las dos cadenas que se desean cruzar.

**h1* y **h2* son los punteros correspondientes a las cadenas que se obtienen como resultado tras el cruce.

nb es la longitud de las cadenas (número de rutas de la red).

```
posiblefactible(pollo,sumd,nb)  
int *pollo;  
int sumd,nb;
```

Esta función comprueba que una solución (resultante de un cruce o de una mutación) tiene posibilidades de ser factible. Con ello se disminuye el tiempo de ejecución del programa ya que muchas soluciones no llegan a evaluarse con el algoritmo simplex si no superan este primer filtro.

**pollo* es el puntero correspondiente a la solución de la que se quiere conocer su posible factibilidad.

sumd es el número de sumideros.

nb es la longitud de la cadena que representa a la solución en estudio. La función comprueba que a todos los nudos de demanda les llega al menos una rama.

```
valor_inicial(pollo, pato, nb, sumd, ns)  
int *pollo, *pato;  
int nb, sumd, ns;
```

Esta función genera (de forma aleatoria) las soluciones que inicialmente componen la población.

**pollo* y **pato* son los punteros correspondientes de las cadenas que representan las ramas y subestaciones de la solución que se desea generar.

memoria.c

Reserva memoria para las variables que necesita el algoritmo en su ejecución. Se compone de las funciones:

```
int **matriz(nf,nc)  
int nf,nc;
```

Esta función sirve para obtener la memoria suficiente para utilizar una matriz de enteros de *nf* filas y *nc* columnas. En caso de que no sea posible disponer de la memoria requerida el programa aborta (algo común en MSDOS con problemas de tamaño apreciable).

```
void icompr(q)  
int *q;
```

Función que comprueba si ha sido posible asignar la memoria correspondiente a un vector de enteros.

**q* es el puntero del correspondiente vector (es nulo si no ha sido posible asignar la

memoria suficiente).

```
void dcompr(q)
```

```
int *q;
```

Función que comprueba si ha sido posible asignar la memoria correspondiente a un vector de doubles.

**q* es el puntero del correspondiente vector (es nulo si no ha sido posible asignar la memoria suficiente).

```
void chcompr(q)
```

```
int *q;
```

Función que comprueba si ha sido posible asignar la memoria correspondiente a un vector de caracteres.

**q* es el puntero del correspondiente vector (es nulo si no ha sido posible asignar la memoria suficiente).

En la figura IX.1 se muestra un diagrama de flujo simplificado mostrando el algoritmo genético implementado.

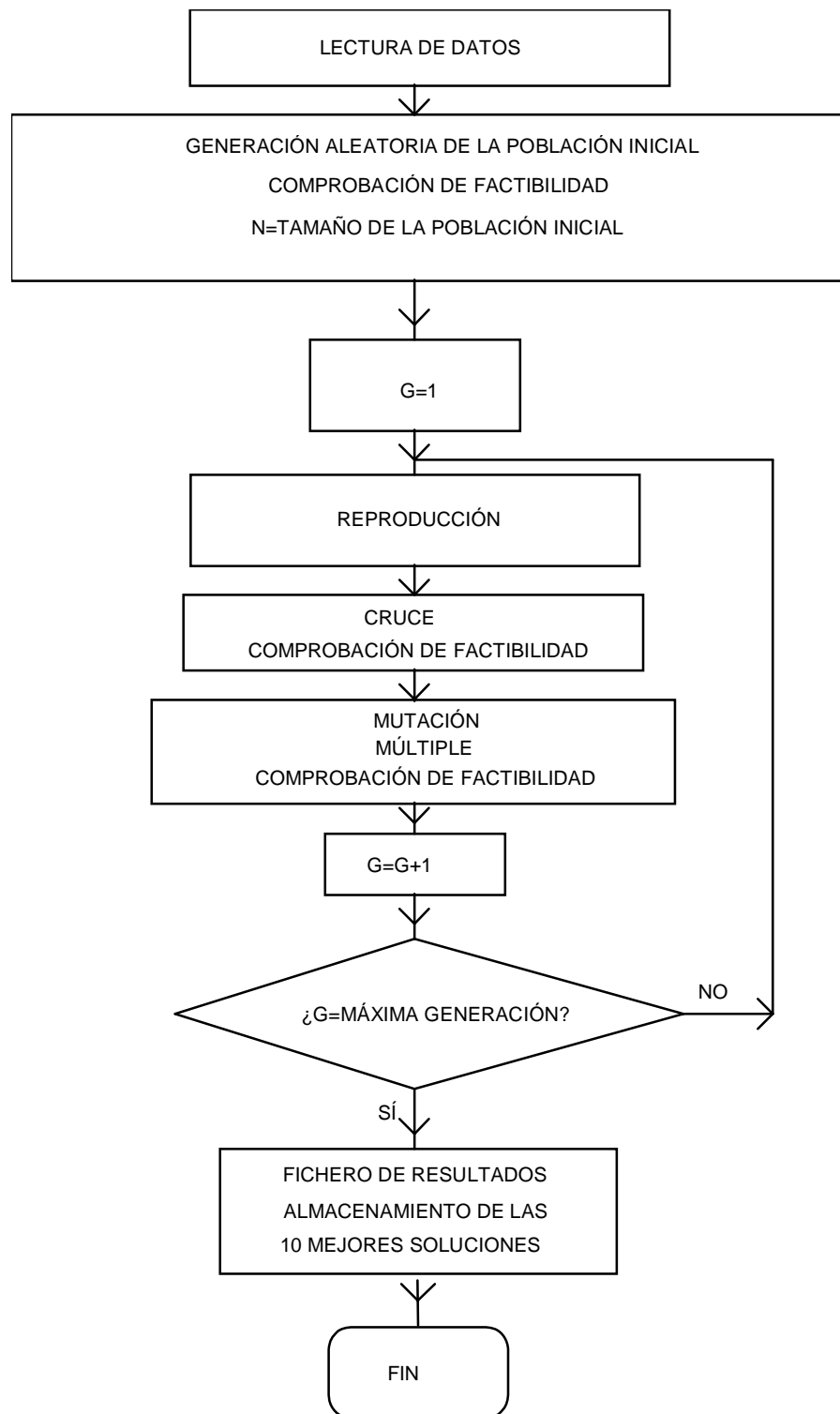


Figura IX.1 Diagrama de flujo simplificado del algoritmo implementado.