

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA

**DISEÑO MULTIOBJETIVO Y MULTIETAPA
DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE
ENERGÍA ELÉCTRICA APLICANDO
ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

TESIS DOCTORAL

Presentada por:

Franklin Antonio Mendoza Lamedá

Directores:

José Luis Bernal Agustín

Rodolfo Dufo López

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA



**DISEÑO MULTIOBJETIVO Y MULTIETAPA
DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE
ENERGÍA ELÉCTRICA APLICANDO
ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

TESIS DOCTORAL

Autor

Franklin Antonio Mendoza Lamedá

Directores

José Luis Bernal Agustín

Rodolfo Dufo López

Zaragoza, abril de 2010

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

*A Dios.
A Ximena.
A mis hijos
Gabriel y
Gustavo.*

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo de investigación ha sido realizado bajo la dirección de los Doctores José Luis Bernal Agustín y Rodolfo Dufo López, a quienes quiero expresar mi más profundo agradecimiento por su estímulo y permanente dedicación.

Merece una mención especial mi familia ya que tengo el convencimiento de que sin su apoyo este trabajo no hubiera sido posible.

Deseo mostrar también mi agradecimiento a los compañeros del Departamento de Ingeniería Eléctrica del Centro Politécnico Superior de la Universidad de Zaragoza, por su apoyo continuo y por su enorme afecto y hospitalidad durante mis estadias en dicho Departamento.

Finalmente me gustaría agradecer a todas aquellas personas que de una u otra forma han contribuido en la realización de este trabajo.

INDICE GENERAL

INDICE DE TABLAS	v
INDICE DE FIGURAS	vii
LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS	xi
Capítulo 1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 IMPORTANCIA DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	3
1.2 ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA	3
1.3 DISEÑO Y PLANIFICACIÓN DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	4
1.3.1 Topologías de los sistemas de distribución	4
1.3.2 Consideraciones para la formulación de los problemas de diseño y planificación óptima de los sistemas de distribución	6
1.4 OBJETIVOS DE LA TESIS	7
1.5 CONTENIDO Y ESTRUCTURA DE LA TESIS	8
1.6 CONTRIBUCIONES DE LA TESIS	10
Capítulo 2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	13
2.1 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA DE LAS TÉCNICAS EVOLUTIVAS MULTIOBJETIVO ...	15
2.2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA DEL DISEÑO MULTIOBJETIVO DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	17
Capítulo 3 MODELOS DE DISEÑO Y PLANIFICACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN	27
3.1 EL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	29
3.2 INTRODUCCIÓN A LA OPTIMIZACIÓN	30
3.3 DISEÑO ÓPTIMO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	32
3.3.1 Planificación de redes de distribución	32
3.3.2 Planificación estática o monoetapa y dinámica o multietapa	34
3.4 EVOLUCIÓN DE LOS MODELOS PARA EL DISEÑO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	35
3.4.1 Formulación lineal del problema de diseño de redes de distribución	36
3.4.2 Formulación Entera Mixta de redes de distribución	37
3.4.3 Aplicación de la teoría de conjuntos difusos a los modelos de planificación óptima de sistemas de distribución	38
3.5 MODELO DE DISEÑO ÓPTIMO MULTIOBJETIVO	41
3.5.1 Planteamiento matemático del problema del diseño óptimo multiobjetivo monoetapa	41
3.5.1.1 Función objetivo de costes del modelo multiobjetivo	44
3.5.1.2 Función objetivo de fiabilidad del modelo multiobjetivo	46

3.5.1.3	Restricciones al problema del diseño óptimo de redes de distribución	48
3.5.2	Modelo de diseño óptimo multietapa	51
3.5.2.1	Función objetivo de costes del modelo multietapa.....	52
3.5.2.2	Función objetivo de fiabilidad del modelo multietapa	53
3.5.2.3	Restricciones al problema del diseño óptimo multietapa de redes de distribución.....	55
Capítulo 4	TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO	59
4.1	DEFINICIONES	61
4.2	TÉCNICAS DE OPTIMIZACION	63
4.2.1	Método de suma de los pesos	64
4.2.2	Método ε -constraint.....	65
4.2.3	Soluciones óptimas lexicográficas	65
4.2.4	Algoritmo de Ramificación y Acotamiento (Branch and Bound)	65
4.2.5	Algoritmo de Búsqueda Tabú (Tabu search).....	65
4.2.6	Técnica de Recocido Simulado	66
4.3	INTRODUCCIÓN A LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	66
4.4	ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO	71
4.4.1	MOEAs de primera generación	73
4.4.2	Algoritmos pertenecientes a la segunda generación	75
4.5	ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO IMPLEMENTADOS	76
4.5.1	Elección de la mejor solución.....	77
Capítulo 5	OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO MONOETAPA.....	79
5.1	INTRODUCCION	81
5.2	APLICACIÓN DEL ALGORITMO NSGA AL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	82
5.2.1	Carga y lectura de ficheros	85
5.2.2	Generación de la población inicial (soluciones iniciales).....	85
5.2.3	Función de evaluación del compartimiento.....	85
5.2.4	Procesos de reproducción, cruce y mutación.....	86
5.2.5	Evolución de las soluciones en cada generación. Criterios para tratar las soluciones en nuevas generaciones.....	88
5.2.6	Ejecuciones múltiples del programa.....	89
5.3	APLICACIÓN DEL ALGORITMO SPEA AL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA	89
5.3.1	Función de evaluación.....	91
5.3.2	Técnica de agrupamiento FCM implementada.....	92
Capítulo 6.	OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO MULTIETAPA-MULTICAPA	95

6.1	INTRODUCCIÓN	97
6.2	OPTIMIZACIÓN MULTIETAPA-MULTICAPA.....	97
Capítulo 7 RESULTADOS COMPUTACIONALES.....		103
7.1	PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	105
7.2	CASO 1: COMPARACIÓN DE LOS ALGORITMOS NSGA Y SPEA	105
7.2.1	Parámetros del algoritmo NSGA	107
7.2.2	Ejemplo ilustrativo de diseño aplicando el algoritmo NSGA	109
7.2.3	Parámetros del algoritmo SPEA	114
7.2.4	Ejemplo ilustrativo de diseño aplicando el algoritmo SPEA	119
7.2.5	Estudio comparativo entre el algoritmo NSGA y el SPEA.....	124
7.2.5.1	Tiempo de ejecución de los algoritmos.....	124
7.2.5.2	Comparación entre los frentes de Pareto del NSGA y del SPEA.....	125
7.2.5.3	Comparación de las soluciones obtenidas con NSGA y SPEA.....	127
7.3	CASO 2: NSGA Y SPEA APLICADOS AL DISEÑO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCION MULTIOBJETIVO REALES.....	130
7.3.1	Tiempo de cálculo.....	132
7.3.2	Evaluación del frente de Pareto	132
7.3.3	Evaluación de los sistemas de distribución obtenidos.....	134
7.4	CASO 3: DISEÑO MULTIETAPA - MULTICAPA	141
Capítulo 8 RESUMEN Y CONCLUSIONES		157
8.1	RESUMEN DE LA INVESTIGACIÓN Y CONCLUSIONES.....	159
8.2	FUTUROS TEMAS DE INVESTIGACIÓN.....	161
APÉNDICES		163
I.-	DATOS ECONÓMICOS Y ELÉCTRICOS PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN	163
II.-	DATOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 7.....	165
III.-	ALGORITMO FUZZY C-MEANS.....	169
IV.-	RESULTADOS DE LA OPTIMIZACION MULTIOBJETIVO (CASO 2)	173
V.-	RESULTADOS DE LA OPTIMIZACION MULTIETAPA.....	195
VI.-	BREVE DESCRIPCIÓN DEL PROGRAMA MULTIOBJETIVO DESARROLLADO.....	211
REFERENCIAS		215

INDICE DE TABLAS

TABLA 1.1. DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN ESPAÑA DURANTE LOS ÚLTIMOS AÑOS.	4
TABLA 3.1. CLASIFICACIÓN DE LOS PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN.	31
TABLA 4.1. RESUMEN DE LAS TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN.	64
TABLA 4.2. ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO DE PRIMERA Y SEGUNDA GENERACIÓN.	72
TABLA 6.1. RUTAS UTILIZADAS EN CADA UNA DE LAS CAPAS Y EN CADA UNO DE LOS PERIODOS.	100
TABLA 7.1. PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS UTILIZADOS.	105
TABLA 7.2. DATOS DE DEMANDAS, EN KVA, DE LA RED DE 73 RUTAS.	106
TABLA 7.3. SELECCIÓN DE LA MEJOR SOLUCIÓN NSGA POR EL MÉTODO MAX-MIN.	111
TABLA 7.4. VALORES COMPARATIVOS ENTRE SOLUCIONES RADIAL Y ÓPTIMA (MAX-MIN) OBTENIDAS CON NSGA.	111
TABLA 7.5. VALORES COMPARATIVOS ENTRE SOLUCIONES RADIAL Y MALLADA OBTENIDAS CON NSGA.	111
TABLA 7.6. VALORES COMPARATIVOS ENTRE SOLUCIONES ÓPTIMA Y MALLADA CON NSGA.	111
TABLA 7.7. VALORES DE COSTES DE LAS REDES Y EENS CON NSGA.	113
TABLA 7.8. TIEMPOS DE PROCESAMIENTO DE LA RED DE 73 RUTAS CON NSGA.	114
TABLA 7.9. PARÁMETROS DEL ALGORITMO SPEA.	119
TABLA 7.10. VALORES COMPARATIVOS ENTRE SOLUCIONES RADIAL Y ÓPTIMA CON SPEA.	122
TABLA 7.11. VALORES COMPARATIVOS ENTRE LA SOLUCIÓN RADIAL Y LA MALLADA OBTENIDAS CON SPEA.	122
TABLA 7.12. VALORES COMPARATIVOS ENTRE SOLUCIONES ÓPTIMA Y MALLADA CON SPEA.	123
TABLA 7.13. VALORES DE COSTES Y EENS DE LAS REDES OBTENIDAS AL APLICAR SPEA.	123
TABLA 7.14. TIEMPOS DE CÁLCULO EN EL DISEÑO DE LA RED DE 73 RUTAS CON SPEA.	123
TABLA 7.15. TIEMPOS DE PROCESAMIENTO PROMEDIO DE LA RED DE 73 RUTAS CON NSGA Y SPEA.	124
TABLA 7.16. PORCENTAJE DE SOLUCIONES NO DOMINADAS ENTRE NSGA Y SPEA.	126
TABLA 7.17. VALORES DE LAS REDES RADIALES OBTENIDAS CON NSGA Y SPEA.	127
TABLA 7.18. VALORES DE LAS REDES ÓPTIMAS OBTENIDAS CON NSGA Y SPEA.	128
TABLA 7.19. VALORES DE LAS REDES MALLADAS OBTENIDAS CON NSGA Y SPEA.	128
TABLA 7.20. TIEMPOS DE PROCESAMIENTO PROMEDIO PARA LA RED DE 200 NUDOS Y 248 RUTAS.	132
TABLA 7.21. VALORES PARA LAS REDES RADIALES DE 200 NUDOS.	134
TABLA 7.22. VALORES PARA LAS REDES ÓPTIMAS DE 200 NUDOS.	134
TABLA 7.23. VALORES PARA LAS REDES MALLADAS DE 200 NUDOS.	134
TABLA 7.24. POTENCIA PICO PARA CADA UNO DE LOS AÑOS, EN MVA.	142
TABLA 7.25. CARACTERÍSTICAS DE CONDUCTORES PARA LA RED MULTICAPA.	142
TABLA 7.26. COSTES Y EENS PARA EL HORIZONTE DE DISEÑO.	143
TABLA 7.27. DISPOSICIÓN EN ESCALERA DE ENLACES Y MEJORES SOLUCIONES OBTENIDAS.	143

TABLA I.1. TASAS DE FALLO DE LOS CONDUCTORES UTILIZADOS.	163
TABLA I.2. TIEMPO MEDIO DE REPARACIÓN PARA LÍNEAS SUBTERRÁNEAS.	163
TABLA I.3. TIEMPO MEDIO DE REPARACIÓN PARA LÍNEAS AÉREAS.....	163
TABLA I.4. LÍMITES TÉRMICOS DE LOS CONDUCTORES UTILIZADOS EN LA CONSTRUCCIÓN DE LÍNEAS.	164
TABLA I.5. COSTE DEL TENDIDO DE LOS CONDUCTORES UTILIZADOS EN LA CONSTRUCCIÓN DE LÍNEAS...	164
TABLA II.1. DATOS DE LA TOPOLOGÍA DEL LA RED DE 73 RUTAS PROPUESTAS.	165
TABLA II.2. DEMANDA DE LA RED DE 73 RUTAS PROPUESTAS.....	166
TABLA II.3. DEMANDAS EXISTENTES DEL CASO RED DE 248 RUTAS.....	166
TABLA II.4. DATOS DE LA TOPOLOGÍA DE LA RED DE 248 RUTAS PROPUESTAS.	167
TABLA II.3. DATOS DE LA TOPOLOGÍA DEL CASO RED MULTIETAPA.....	168

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1.1. SISTEMA RADIAL SIMPLE.	5
FIGURA 1.2. SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN RADIAL.	5
FIGURA 1.3. SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN EN ANILLO.	6
FIGURA 1.4. ORGANIZACIÓN DE LA TESIS.....	9
FIGURA 3.1. NIVELES JERÁRQUICOS DE LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS	29
FIGURA 3.2. JERARQUÍA DE LOS OBJETIVOS EN EL DISEÑO DE REDES DE DISTRIBUCIÓN.....	33
FIGURA 3.3. PROCESO DE OPTIMIZACIÓN.....	33
FIGURA 3.4. PERIODO DE PLANIFICACIÓN DE LA RED DE DISTRIBUCIÓN.....	35
FIGURA 3.5. EJEMPLO DE SOLUCIÓN A UN PROBLEMA DE DISEÑO.	43
FIGURA 3.6. FLUJOS DE POTENCIA EN UNA PORCIÓN DE UNA RED DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA.	46
FIGURA 4.1. REPRESENTACIÓN DE SOLUCIONES DE UN PROBLEMA MULTIOBJETIVO	62
FIGURA 4.2. DEFINICIONES DE PARETO.	63
FIGURA 4.3. RULETA UTILIZADA EN EL MÉTODO ESTOCÁSTICO UNIVERSAL.	68
FIGURA 4.4. USO DE UN ÚNICO PUNTO DE CRUCE.	69
FIGURA 4.5. USO DE DOS PUNTOS DE CRUCE.....	69
FIGURA 5.1. DIAGRAMA DE FLUJO DEL NSGA MODIFICADO	84
FIGURA 5.2. DIAGRAMA DE FLUJO DEL SPEA MODIFICADO	90
FIGURA 5.3. AGRUPAMIENTO DE UN CONJUNTO DE DATOS.	92
FIGURA 5.4 ALGORITMO GENERAL DE OBTENCIÓN DE CENTROS MEDIANTE FCM	94
FIGURA 6.1. RELACIÓN ENTRE LAS ETAPAS Y LAS CAPAS DEL MÉTODO MULTIOBJETIVO MULTIETAPA- MULTICAPA.....	98
FIGURA 6.2. DETERMINACIÓN DE LAS RUTAS COMUNES A LAS TRES CAPAS.	101
FIGURA 7.1. RED DE 73 RUTAS.	106
FIGURA 7.2. EFECTO DEL TAMAÑO DE LA POBLACIÓN SOBRE LAS SOLUCIONES NO DOMINADAS.	107
FIGURA 7.3. EVOLUCIÓN DE LAS SOLUCIONES PARA N = 500.	108
FIGURA 7.4. INCREMENTO DEL TIEMPO DE PROCESAMIENTO EN FUNCIÓN DEL TAMAÑO DE LA POBLACIÓN.	108
FIGURA 7.5. SOLUCIONES OBTENIDAS CON EL ALGORITMO NSGA.....	109
FIGURA 7.6. RED COMPLETAMENTE RADIAL OBTENIDA CON NSGA.....	112
FIGURA 7.7. MEJOR SOLUCIÓN MAX-MIN OBTENIDA CON NSGA.....	112
FIGURA 7.8. RED COMPLETAMENTE MALLADA OBTENIDA CON NSGA.....	113
FIGURA 7.9. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=05.	115
FIGURA 7.10. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=10.	116

FIGURA 7.11. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=20.....	116
FIGURA 7.12. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=30.....	117
FIGURA 7.13. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=45.....	117
FIGURA 7.14. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=65.....	118
FIGURA 7.15. ULTIMO FRENTE DE PARETO, P=100, C=80.....	118
FIGURA 7.16. TIEMPOS DE PROCESAMIENTO EN FUNCIÓN DEL NÚMERO DE CENTROS.	119
FIGURA 7.17. NUBE DE SOLUCIONES OBTENIDAS CON EL ALGORITMO SPEA.....	120
FIGURA 7.18. DETERMINACIÓN DE CENTROS MEDIANTE EL MÉTODO C-MEANS.	120
FIGURA 7.19. RED COMPLETAMENTE RADIAL OBTENIDA CON SPEA	121
FIGURA 7.20. MEJOR SOLUCIÓN MAX-MIN OBTENIDA CON SPEA	121
FIGURA 7.21. RED COMPLETAMENTE MALLADA OBTENIDA CON SPEA	122
FIGURA 7.22. FRENTE DE PARETO OBTENIDOS CON NSGA Y SPEA.	125
FIGURA 7.23. ZONAS AMPLIADAS DE LA GRÁFICA DE LA FIGURA 7.22.	126
FIGURA 7.24. REDES RADIALES OBTENIDAS CON EL NSGA Y EL SPEA.....	127
FIGURA 7.25. UBICACIÓN DE SOLUCIONES RADIALES, ÓPTIMAS Y MALLADAS.	129
FIGURA 7.26. SOLUCIONES ÓPTIMAS PARA AMBOS ALGORITMOS.....	129
FIGURA 7.27. SOLUCIONES MALLADAS PARA AMBOS ALGORITMOS.	130
FIGURA 7.28. SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN REAL PROPUESTO.....	131
FIGURA 7.29. FRENTE DE PARETO OBTENIDOS PARA LA RED DE 200 NUDOS.	132
FIGURA 7.30. FRENTE DE PARETO OBTENIDO CON EL NSGA PARA EL CASO DE LA RED ÓPTIMA DE 200 NUDOS.....	133
FIGURA 7.31. FRENTE DE PARETO OBTENIDO CON EL SPEA PARA EL CASO DE LA RED ÓPTIMA DE 200 NUDOS.....	133
FIGURA 7.32. SOLUCIÓN RADIAL OBTENIDA CON EL ALGORITMO SPEA.	135
FIGURA 7.33. SOLUCIÓN OPTIMA OBTENIDA CON EL ALGORITMO SPEA.	136
FIGURA 7.34. SOLUCIÓN MALLADA OBTENIDA CON EL ALGORITMO SPEA.	137
FIGURA 7.35. SOLUCIÓN RADIAL OBTENIDA CON EL ALGORITMO NSGA.	138
FIGURA 7.36. SOLUCIÓN ÓPTIMA OBTENIDA CON EL ALGORITMO NSGA.....	139
FIGURA 7.37. SOLUCIÓN MALLADA OBTENIDA CON EL ALGORITMO NSGA.	140
FIGURA 7.38. SISTEMA PROPUESTO PARA LA OPTIMIZACIÓN MULTITETAPA.....	146
FIGURA 7.39. SOLUCIÓN INICIAL (MAX-MIN) PARA LA ETAPA T9.	146
FIGURA 7.40. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T8.	147
FIGURA 7.41. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T7.	147
FIGURA 7.42. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T6.	148
FIGURA 7.43. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T5.	148
FIGURA 7.44. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T4.	149

FIGURA 7.45. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T3.....	149
FIGURA 7.46. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T2.....	150
FIGURA 7.47. SOLUCIÓN INICIAL PARA LA ETAPA T1.....	150
FIGURA 7.48. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T9.	151
FIGURA 7.49. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T8.	151
FIGURA 7.50. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T7.	152
FIGURA 7.51. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T6.	152
FIGURA 7.52. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T5.	153
FIGURA 7.53. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T4.	153
FIGURA 7.54. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T3.	154
FIGURA 7.55. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T2.	154
FIGURA 7.56. SOLUCIÓN FINAL PARA LA ETAPA T1.	155
FIGURA 7.57. FRENTES DE PARETO DEL CASO MULTJETAPA.	155
FIGURA 7.58. COSTES DEL CASO MULTJETAPA.....	156
FIGURA VI.1. DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DE EJECUCIÓN DEL PROGRAMA MULTIOBJETIVO.....	212
FIGURA VI.2. INTERFAZ GRÁFICO DEL PROGRAMA MULTJETAPA.	213
FIGURA VI.3. EXPLICACIÓN DE LOS CAMPOS DEL INTERFAZ GRÁFICO	213

LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS

LETRAS MAYÚSCULAS

$\%VAR$	Tanto por ciento de variación entre dos magnitudes.
$\%\Delta V_{nom}$	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.
AGs	Algoritmos Genéticos.
$\Delta(H)$.	Longitud de definición de un esquema.
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.
$(CF_{ij})_a$	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 .
D_k	Potencia aparente punta demandada en el nudo k en la restricción que simula la primera ley de Kirchhoff.
DE	Evolución Diferencial.
$EENS$	Energía esperada no suministrada.
$EE's$	Estrategias Evolutivas.
EED	Energía en el despacho económico.
$F(x_1, x_2, \dots, x_M)$	Función genérica a optimizar.

F_c	Factor de carga.
F_p	Factor de pérdidas.
FCM	Fuzzy C-means.
Fd	Dummy Fitness.
$FFGA$,	Fonseca and Fleming's Multiobjective Genetic Algorithm.
$FMGA$	Fuzzy Mutated Genetics Algorithm.
$G_i(\underline{x})$	Función que permite evaluar la mejora que se produce en el objetivo i -ésimo en un problema de optimización multiobjetivo.
$HLGA$	Hajela and Lin's Weighting-based Genetic Algorithm.
$I_{jh \max}$	Intensidad punta transportada por la línea j .
J_i	Función de costes del cluster i .
LC	Longitud de una cadena.
M	Tasa de mutación.
$MOPs$	Optimización de problemas multiobjetivo.
$MOGA$	Multiple Objective Genetic Algorithm.
$Micro-GA$	Multi-Objective Micro Genetic Algorithm.
N	Número de individuos (población) utilizados en un Algoritmo Evolutivo.
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.
$NPGA$	Niched-Pareto Genetic Algorithm.
$NSGA$	Non-Dominated Sorting Pareto Genetic Algorithm.
$NSGA-II$	Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm.
$NS-FES$	Non-dominated Sorting Fuzzy Evolution Strategy.
$N\{0,1\}$	Función de distribución normal.
P	Población.
P^*	Conjunto externo del algoritmo SPEA.
$(\bar{P}_{ij})_E, (\bar{P}_{ji})_E$	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 $(i,j) \in N_F$.
$P_{pjh\ max}$	Potencia de pérdidas máxima en la línea j .
$P_{pjh\ med}$	Potencia de pérdidas media en la línea j .
$PAES$	Pareto Archived Evolutionary Strategy.
$PESA-I$	Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 1.
$PESA-II$	Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 2.
PT_i	Topología física de la red.
PD	Programación dinámica.
R	Resistencia por unidad de longitud de la línea.

R_{jh}	Resistencia del conductor h de una fase de la línea j en ohmios.
$RPSGA$	Reduced Pareto Set Genetic Algorithm.
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.
$Sh()$	Función de compartimiento.
$SPEA$	Strength Pareto Evolutionary Algorithm.
TIM	Tiempo medio de interrupción.
TS	Tabú Search.
Th	Periodo de planificación.
V	Tensión de línea.
VAN	Valor actualizado neto.
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.
$VEGA$	Vector Evaluated Genetic Algorithm.
\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.
$(U_{ij})_a$	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 .

LETRAS MINÚSCULAS

a	Índice que designa el tamaño de conductor de una línea.
b	Índice que designa el tamaño de una subestación.
c_i	Centro del cluster i .
d_{ij}	Distancia Euclidiana entre el centro del cluster (c_i) y el punto j_{th} .
f	Frecuencia.
f	Función objetivo.
f_i	Evaluación asociada a la cadena 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.

$(\ell_{ij})_a$	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) .
m	Factor de fuzificación y que determina el grado de solape entre los cluster
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	Número de objetivos de un problema de optimización multiobjetivo.
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.
$(r_{ij})_a$	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) .
si	<i>Denominado strength.</i>
tc	Tasa de cruce.
$(u_{ij})_E, (u_{ij})_a$	Constantes resultantes de los cálculos, asociadas a cada ruta (i,j) .
u_{ij}	Grado de membresía de en el cluster i , entre 0 y 1
\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.
σ	Vector de desviación.
σ_{share}	Radio del nicho.
\prec	$x \prec y$, significa que la solución x está dominada por la solución y .

Capítulo 1 INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presentan los aspectos básicos relacionados con los sistemas de distribución de energía eléctrica, y en particular los relacionados con su diseño y planificación. Además se describen los objetivos, la estructura y las aportaciones de esta Tesis Doctoral.

En primer lugar se justifica la importancia que posee esta parte del sistema eléctrico, destacando la importancia que posee una adecuada previsión de la demanda con el fin de determinar qué inversiones deben llevarse a cabo con el fin de que los consumidores reciban la energía eléctrica que necesiten.

A continuación se introducen los conceptos básicos relacionados con los problemas de diseño y planificación de los sistemas de distribución, haciendo referencia a los aspectos que deben tenerse en cuenta en su formulación. Así, se comentan qué posibles objetivos suelen considerarse, se muestran las topologías más habituales, las restricciones técnicas que deben cumplirse, y la posibilidad de considerar una única etapa o varias etapas temporales.

Finalmente se detallan los objetivos que se plantearon cuando se iniciaron los trabajos de investigación, y se expone la estructura que posee este documento y las contribuciones de esta Tesis Doctoral.

1.1 IMPORTANCIA DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Un sistema eléctrico de potencia está constituido por las etapas de generación, transmisión y distribución de energía eléctrica, y su función principal es llevar esa energía desde los centros de generación hasta los centros de consumo de forma segura y con unos niveles de calidad adecuados.

El sistema de distribución posee una gran importancia [Khodr, 2004]. Es la parte del sistema eléctrico que se extiende desde las subestaciones de distribución hasta los centros de transformación (red primaria), y de allí hasta los consumidores finales (red secundaria). Estos consumidores finales muestran un comportamiento en su demanda de energía eléctrica, en la mayoría de los casos, significativamente creciente, aproximándose con el tiempo a los límites de suministro de la red de distribución. Por ello, frecuentemente, es necesaria la expansión de estos sistemas de distribución, precisándose la construcción y/o ampliación de subestaciones, y la instalación y/o reconfiguración de nuevas líneas, entre otras medidas. Para ello es necesario planificar correctamente las modificaciones a realizar. La planificación de los sistemas de distribución es un proceso de decisión que precisa del estudio de las necesidades de suministro de energía eléctrica y que busca identificar el mejor plan para mejorar la red, logrando así una mayor calidad de suministro al menor coste posible.

1.2 ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Para llevar a cabo una correcta planificación de los sistemas de distribución de energía eléctrica es necesario conocer y/o prever el crecimiento futuro de las cargas conectadas. La previsión de la demanda de energía eléctrica permite programar las inversiones necesarias por parte de las empresas suministradoras. Estas inversiones son elevadas, por lo que requieren una precisa planificación operativa y financiera, siendo necesario determinar correctamente la tendencia de la demanda de energía eléctrica. Además, es preciso que se defina una estrategia de expansión e inversiones que mejore la eficiencia energética, que tenga en cuenta la protección del medio ambiente y que permita llevar a cabo un desarrollo sostenible.

Por otro lado, a partir de la estimación de la demanda es posible determinar las necesidades de energía primaria, incluyendo la energía utilizada en la generación de electricidad, los consumos propios de los sectores energéticos, así como las pérdidas derivadas de la transformación, distribución y transporte de la energía eléctrica. [MITYC, 2002].

Según los datos publicados en [REE, 2005], se había previsto que la demanda de energía eléctrica final en España aumentaría el 3,92% anual durante el periodo comprendido entre 2006 y 2011. Sin embargo, a causa de la crisis económica, durante los años 2008 y 2009 no se ha cumplido esta previsión. En la tabla 1.1 se muestra la evolución de la demanda durante los últimos años [REE, 2009]. En ella se observa una disminución del 4,3% en el año 2009. Si no se producen situaciones no previstas, como la crisis económica actual, se puede prever correctamente la evolución de la demanda eléctrica, siendo posible planificar las inversiones necesarias. Ante situaciones como la actual, es necesario modificar la planificación que se había realizado previamente.

Año	GWh	Δ Anual (%)
2005	246.183	3,1
2006	253.445	4,0
2007	261.342	4,4
2008	263.310	0,6
2009	251.305	-4,3

Tabla 1.1. Demanda de energía eléctrica en España durante los últimos años.

1.3 DISEÑO Y PLANIFICACIÓN DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

A partir de los datos disponibles sobre los valores previstos del crecimiento de la demanda de energía eléctrica, junto con las capacidades instaladas de la red, es preciso determinar dónde y en qué número deben situarse nuevas líneas, subestaciones y equipos, de modo que el coste de la expansión del sistema de distribución sea lo menor posible.

En la planificación de un sistema de distribución, además de tener en cuenta el coste, el diseño óptimo que se desea obtener debe poseer unos indicadores de calidad del servicio altamente satisfactorios en términos de seguridad y continuidad del servicio eléctrico.

1.3.1 Topologías de los sistemas de distribución

En [Burns and Weyman-Jones, 1996] se indica que el sistema de distribución más sencillo es el denominado radial simple (figura 1.1), que consiste en un nudo de suministro conectado a varios nudos de consumo. Bajo este esquema, es posible identificar los costes de suministrar la energía a cada nudo. En este sistema de

distribución si una línea falla, se ve afectado el suministro de los nudos que se encuentran aguas abajo de la línea.

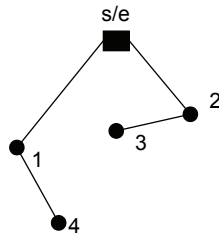


Figura 1.1. Sistema radial simple.

Otro posible tipo de sistema es el denominado sistema de distribución radial, que se presenta cuando surgen nuevas áreas de demanda en puntos tales como el número 3 de la figura 1.2.

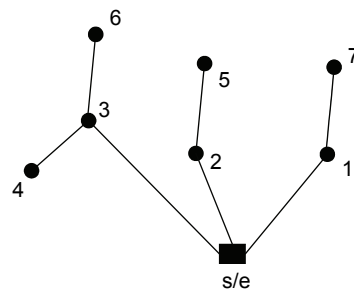


Figura 1.2. Sistema de distribución radial.

Un posible tercer tipo de sistema de distribución es el de anillo, que se caracteriza por ofrecer fuentes alternativas de suministro de energía a un nudo particular, tal y como se muestra en la figura 1.3. En este caso cada nudo se conecta a la subestación por medio de, al menos, dos fuentes, y no solamente a una única fuente como en los dos sistemas anteriores. Obsérvese que con trazo discontinuo se han representado las líneas de reserva, por las que habitualmente no circulará potencia, pero que en caso de necesidad pueden entrar en funcionamiento. Tal y como se indica en [Burns and Weyman-Jones, 1996], este sistema interconectado minimiza el riesgo de interrupción en el suministro de energía. En efecto, en los sistemas radiales, si la demanda excede el límite máximo de una línea, el suministro no se puede realizar; mientras que en un sistema de anillo puede existir la posibilidad de reconfigurar la red y suministrar la energía utilizando otras líneas que anteriormente no se encontraban en funcionamiento.

Llevar a cabo el diseño para un momento determinado, considerando que la demanda de energía eléctrica no cambia, da lugar a un problema de diseño monoetapa (estático). Sin embargo, considerar varios periodos o etapas a lo largo del tiempo, teniendo en cuenta el crecimiento de la demanda y las variaciones de costes fijos y variables de subestaciones y líneas que se instalen en cada periodo, da lugar a un problema multietapa (dinámico), mucho más complejo que el monoetapa.

Dadas las características de la planificación de los sistemas de distribución, que involucra decisiones de instalar nuevas líneas o subestaciones, este problema puede ser resuelto mediante técnicas clásicas (programación mixta entera, programación dinámica, etc.), pero a medida que el tamaño del sistema aumenta, el coste computacional puede llegar a ser excesivamente elevado. Sin embargo, el uso de técnicas heurísticas permite reducir el tiempo de cálculo necesario.

Además, en el diseño del sistema se debe garantizar que se mantengan los requerimientos técnicos y operativos del mismo en cuanto a capacidades de potencia y caídas de tensión.

1.4 OBJETIVOS DE LA TESIS

Al definir inicialmente los objetivos de esta Tesis Doctoral, se planteó aplicar dos Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica, utilizando un modelo monoetapa y otro multietapa. Estos dos algoritmos son el Non Sorting Genetic Algorithm (NSGA) [Srinivas and Deb, 1994] y el Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) [Zitzler and Thiele, 1998]. Además se planteó obtener una herramienta de diseño que resolviese, con tiempos de cálculo razonables (de acuerdo a la complejidad de los modelos utilizados), los diseños óptimos de sistemas de distribución que son difícilmente abordables con las herramientas clásicamente utilizadas.

Así, se determinaron los objetivos concretos que se exponen a continuación:

- Realizar el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica mediante la aplicación de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo NSGA y SPEA basados en el concepto de dominancia de Pareto. Para ello se planteó utilizar dos objetivos: los costes económicos globales del sistema de distribución y la fiabilidad, sujetos a las restricciones técnicas habituales. Se contemplaron la localización y tamaño óptimos de líneas y subestaciones, así como aspectos técnicos relativos al cálculo de tensiones.

- Aplicar el método Fuzzy C-means (FCM) en la clusterización de las soluciones obtenidas mediante la aplicación del SPEA. Para ello se planteó determinar el rango de valores más adecuados de los parámetros que controlan el funcionamiento del FCM para el diseño óptimo de los sistemas de distribución y estudiar la influencia de los parámetros del número de centros y del número de poblaciones externas (parámetros que utiliza el SPEA) en las soluciones de diseño óptimo obtenidas en el proceso de optimización.
- Desarrollar una herramienta de diseño, sobre la base de los algoritmos citados anteriormente, con el fin de resolver el problema de diseño óptimo multiobjetivo de los sistemas de distribución de energía eléctrica. Se planteó la consideración únicamente de dos objetivos: el coste económico y la fiabilidad, evaluando funciones adecuadas de dichos objetivos a efectos del diseño óptimo, aunque el algoritmo desarrollado podría optimizar otros objetivos realizando pequeñas modificaciones.
- Aplicar la herramienta desarrollada a varios casos de diseño de sistemas de distribución de energía eléctrica, siendo así posible comparar los algoritmos multiobjetivo utilizados.
- Plantear y aplicar una novedosa técnica multietapa-multicapa a la planificación multiobjetivo de sistemas de distribución.

1.5 CONTENIDO Y ESTRUCTURA DE LA TESIS

Esta tesis está organizada en los ocho capítulos que se describen a continuación. En el diagrama de la figura 1.4 se muestra la estructura completa. Además, existen seis apéndices.

En el capítulo uno se indica la importancia y los factores que intervienen en el diseño y planificación de los sistemas de distribución de energía eléctrica, así como los objetivos que se pretenden alcanzan con esta Tesis Doctoral.

En el capítulo dos se presenta la revisión bibliográfica, que tiene como objetivo establecer el estado del arte sobre los temas que se abordan en este trabajo de investigación, realizándose un análisis de las referencias existentes en la literatura técnica especializada.

En el capítulo tres se desarrolla la formulación matemática que permitirá resolver el problema de optimización de los sistemas de distribución de energía eléctrica, tanto en su modelo monoetapa como en el multietapa.

En el capítulo cuatro se revisan algunos conceptos esenciales de optimización utilizados en este trabajo, así como algunos aspectos relacionados con el diseño de los sistemas de distribución. También se muestran en este capítulo los aspectos básicos de los Algoritmos Evolutivos.

En el capítulo cinco se presentan las bases teóricas de los algoritmos NSGA y SPEA.

En el capítulo seis se muestra un novedoso modelo de planificación multietapa-multicapa para los sistemas de distribución de energía eléctrica, siendo este modelo una adaptación del planteado en [Manohar et al., 2003] para la optimización multietapa de redes de telecomunicaciones ópticas.

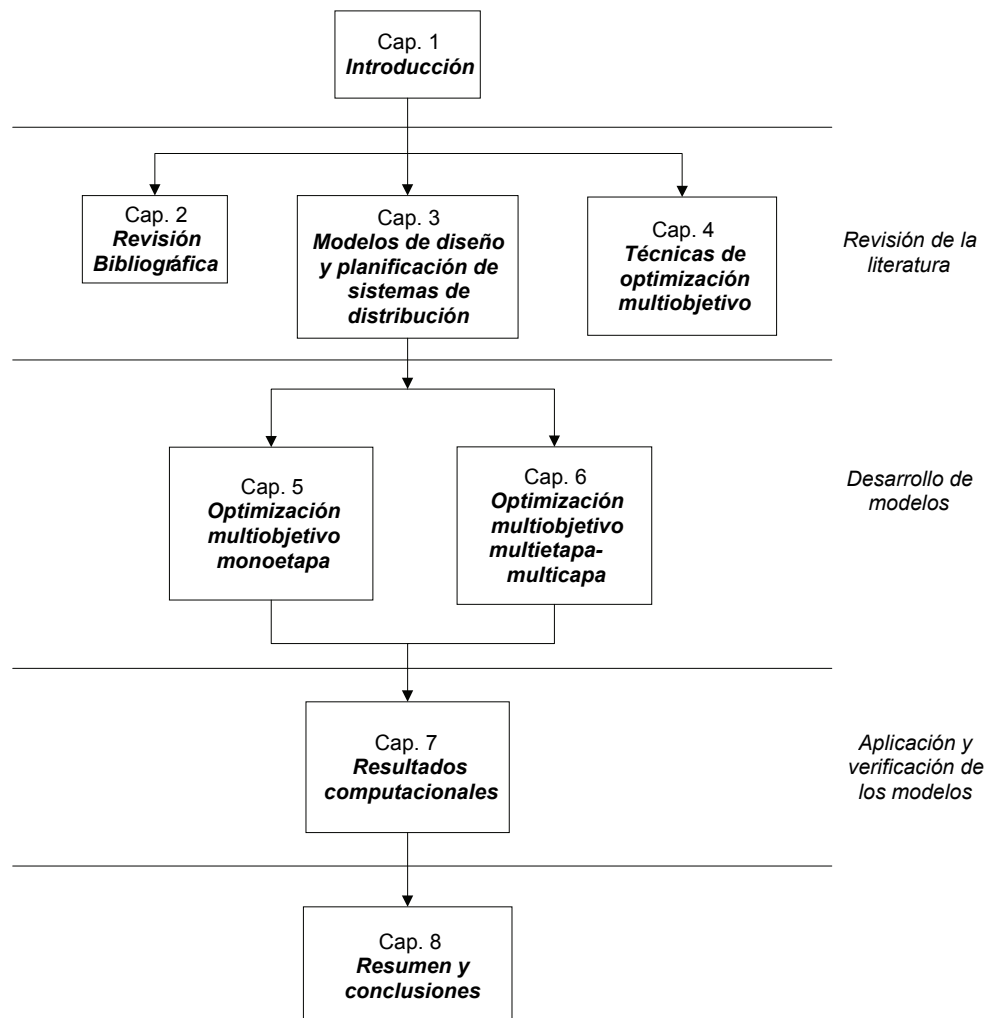


Figura 1.4. Organización de la Tesis.

En el capítulo siete se recogen tres casos de diseño de sistemas de distribución en las que se aplican las técnicas descritas en los capítulos cuatro, cinco y seis. El primer caso estudiado permite comparar los algoritmos evolutivos NSGA y SPEA. En el segundo caso se realiza la aplicación de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo al diseño de un sistema de distribución real y completamente mallado. En un tercer caso se muestra la aplicación del método multicapa a un sistema que se expande a lo largo de nueve periodos de tiempo, variando tanto los consumos de los nudos como las rutas propuestas y, además, incorporando progresivamente cuatro subestaciones en la expansión del sistema.

En el capítulo ocho se puede encontrar un resumen de los trabajos de investigación desarrollados durante la realización de esta Tesis Doctoral, así como las conclusiones y los futuros trabajos propuestos.

Por último, en los apéndices pueden encontrarse datos relevantes de los sistemas de distribución utilizados en el capítulo siete (recogiendo en detalle los resultados computacionales), así como una breve descripción de la herramienta de diseño desarrollada.

1.6 CONTRIBUCIONES DE LA TESIS

Una contribución relevante de este trabajo es la aplicación, por primera vez, de los algoritmos NSGA y SPEA al diseño de sistemas de distribución utilizando dos funciones objetivo, una que representa los costes del sistema y otra a la fiabilidad. Cabe destacar el uso de la técnica de clusterización Fuzzy C-means para reducir el tamaño de la población externa en el algoritmo SPEA.

Otra contribución es el uso de una técnica multietapa-multicapa (utilizada previamente en la expansión de redes de telecomunicaciones ópticas mediante redes virtuales), modificada y adaptada a la resolución del problema de planificación de sistemas de distribución de energía eléctrica, convirtiendo el modelo de diseño óptimo multiobjetivo monoetapa propuesto en un modelo multietapa. El modelo, por lo tanto, es capaz de considerar las variaciones de demanda a lo largo de varios años.

Se ha desarrollado una herramienta de diseño que posee las características indicadas en las dos aportaciones anteriores, y que es capaz de obtener el diseño multiobjetivo de sistemas de distribución en tiempos de cálculo razonables sin existir limitación en el tamaño del sistema.

Se ha aplicado la herramienta de diseño desarrollada a varios casos de diseño de sistemas de distribución de energía eléctrica, obteniendo relevantes conclusiones a partir

de los resultados alcanzados, y verificando que los algoritmos utilizados son muy adecuados para el diseño y planificación de sistemas de distribución.

Finalmente, se ha publicado un artículo en la revista IEEE Transactions on Power Systems [Mendoza et al, 2006a], donde se detallan algunos de los trabajos desarrollados en esta Tesis Doctoral. Este primer artículo ha sido referenciado por varios autores, demostrándose así el interés que ha despertado en otros investigadores. Además, se han presentado dos artículos en Congresos ([Bernal-Agustín et al., 2003], [Mendoza et al., 2006b]), estando sus contenidos relacionados con los trabajos de investigación que se han desarrollado durante la realización de esta Tesis Doctoral.

Capítulo 2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En este capítulo se revisan los trabajos que han sido publicados previamente sobre el diseño, planificación y optimización multiobjetivo de las redes de distribución de energía eléctrica. Asimismo se revisan y comentan los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo aplicados hasta ahora. Esta revisión bibliográfica permite disponer de una visión general sobre los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo y de los modelos matemáticos utilizados en los trabajos de investigación desarrollados en esta Tesis Doctoral.

Las áreas fundamentales sobre las que se ha realizado esta revisión bibliográfica son dos, y están relacionadas con:

- Las técnicas evolutivas multiobjetivo.
- El diseño, planificación y optimización de redes de distribución de energía eléctrica.

En cuanto al desarrollo de las técnicas evolutivas, en [Coello, 1999] y [Coello, 2006] se puede encontrar un extenso listado de publicaciones en varios campos de aplicación de estas técnicas. En [Rivas-Dávalos et al., 2007] puede encontrarse una completa revisión sobre los trabajos que corresponden a aplicaciones específicas en el campo de los sistemas de energía eléctrica. Así mismo, una amplia revisión bibliográfica sobre el diseño, planificación y optimización de redes de distribución de energía eléctrica, hasta el año 1998, puede encontrarse en [Bernal, 1998], donde se realiza un análisis de los diversos modelos que se han venido utilizando en la optimización de los sistemas de distribución.

2.1 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA DE LAS TÉCNICAS EVOLUTIVAS MULTIOBJETIVO

Antes de iniciar la revisión de los trabajos en los que se ha tratado el diseño óptimo de los sistemas de distribución, se va a proceder a describir el desarrollo de las técnicas evolutivas multiobjetivo.

Las técnicas evolutivas [Goldberg, 1989] y [Coello, 1999], se han utilizado dentro del campo del diseño óptimo en la industria durante las últimas décadas. Dentro de las técnicas evolutivas, las que permiten resolver problemas multiobjetivo se han venido desarrollando y aplicando con éxito en la resolución de problemas en los que se desea optimizar más de un objetivo [Coello, 2006]. Algunas de estas técnicas evolutivas multiobjetivo son las que se han utilizado como herramienta en esta Tesis Doctoral.

La optimización de problemas multiobjetivo hace referencia a la búsqueda de soluciones óptimas de un conjunto de objetivos que, habitualmente, presentan conflictos entre sí. En este tipo de problemas habitualmente no se obtiene una única solución sino un conjunto de ellas. Normalmente la decisión sobre cuál es la mejor solución corresponde a quien está resolviendo el problema, que es el denominado *decisor* o *human decision maker* [Coello, 1996]. En el capítulo 4 de esta Tesis se describen en detalle los conceptos relacionados con la optimización multiobjetivo. A lo largo de los últimos años se han propuesto varios métodos de optimización multiobjetivo basados en las técnicas evolutivas. Una amplia revisión de estas técnicas puede encontrarse en [Fonseca and Fleming, 1995], [Zitzler, 1999], [Veldhuizen and Lamont, 2000], [Jaszkiewicz, 2001] y [Coello et al., 2002], y una exhaustiva recopilación bibliográfica con más de 450 publicaciones, puede encontrarse en [Coello, 1999]. Por otro lado, en [Veldhuizen, 1999] y [Coello, 2006] se dispone de una revisión bibliográfica muy completa, incorporando las más recientes técnicas.

La primera implementación práctica de un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo fue propuesta en [Schaffer, 1985] cuando se introdujo el denominado VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm). Posteriormente fueron propuestos otros: MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm) [Fonseca and Fleming, 1993], NSGA (Non-Dominated Sorting Pareto Genetic Algorithm) [Srinivas and Deb, 1994], NPGA, (Niche-Pareto Genetic Algorithm) [Horn et al., 1994], NSGA-II (Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm) [Deb, 2000], SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) [Zitzler and Thiele, 1999], SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) [Zitzler et al., 2001], PAES (Pareto Archived Evolutionary Strategy) [Knowles and Corne, 1999], PESA-I (Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 1) [Corne, 2000], PESA-II (Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 2) [Corne et al., 2001], Micro-GA (Multi-Objective Micro Genetic Algorithm) [Coello and Pulido, 2001], DE

(Evolucion Diferencial) [Abbas et al., 2001], RPSGA (Reduced Pareto Set Genetic Algorithm) [Gaspar-Cunha and Covas, 2002]. La mayoría de estos algoritmos están basados en el concepto de optimalidad de Pareto, y básicamente utilizan las funciones objetivo para distinguir entre las soluciones no dominadas y las dominadas. En el capítulo 4 de este trabajo se presentan en detalle los conceptos de optimalidad de Pareto y de dominancia entre soluciones. Tal y como se indica en [Fonseca and Fleming, 1995], es posible clasificar estos algoritmos en dos grupos, los que utilizan de forma directa el concepto de optimalidad de Pareto, y los que no lo utilizan.

En [Schaffer, 1985] se presenta por primera vez un algoritmo para conseguir la resolución de un problema de optimización multiobjetivo, denominado VEGA (Algoritmo Genético para la Evaluación de Vectores). Su novedad se encuentra en modificar el operador selección de forma que se repita tantas veces como objetivos haya, siendo diferente el objetivo a optimizar en cada paso. La selección de los individuos de cada grupo atendiendo a una única función de aptitud hace que el algoritmo tienda a elegir los individuos en los extremos del frente de Pareto óptimo, propiciando la aparición de individuos que son muy aptos según una de las funciones objetivo.

En [Ishibuchi and Murata, 1998] se presenta un algoritmo donde se seleccionan individuos respecto de una función suma, sobre la que se varían aleatoriamente unos parámetros que son los pesos de los objetivos considerados en esa función.

En [Coello and Christiansen, 1999] se presenta el algoritmo MOSES (Multiobjective Optimization of Systems in Engineering Sciences), donde se proponen dos métodos basados en la técnicas Max-min.

Un procedimiento donde se crea la función *grado de dotación* o función *ranking* se presenta en [Fonseca and Fleming, 1993]. El valor de dicha función para un individuo es el número de individuos de la población que le domina más uno.

En [Horn et al., 1994] se plantea el NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm). La principal innovación de este algoritmo es la aplicación de un método de selección de torneo binario donde se mezcla el concepto de función de *nivel de dominación* con el de *contador de nicho*.

Otro algoritmo, el SPEA [Zitzler and Thiele, 1999], utiliza el concepto de individuo no dominado, existiendo así un conjunto externo de individuos no dominados. A este conjunto se le denomina *conjunto de Pareto*, y forma parte de la población en las operaciones de selección, cruce y mutación.

En [Deb, 1999] se recoge directamente la idea de Goldberg sobre la función del *nivel de dominación*. Solo se diferencia de un Algoritmo Genético simple en el índice de bondad

elegido. Este índice se considera aplicando la función *nivel de dominación*, consiguiendo así obtener los individuos asociados al frente de Pareto, junto con la función *índice de bondad repartido* para obtener diversidad en la población y de ese modo obtener el máximo número de individuos asociados al frente de Pareto.

El MONGA [Veldhuizen and Lamont, 2000] está basado en la teoría de esquemas y se utiliza para explicar la convergencia de los Algoritmos Genéticos.

En [Gaspar-Cunha and Covas, 2002] se presenta un algoritmo denominado RPSGA que utiliza Redes Neurales Artificiales (ANN), y en el que una técnica de reducción por cluster se aplica para reducir el número de soluciones del frente de Pareto.

Otros algoritmos pueden encontrarse en la literatura especializada, tales como el HLGA (Hajela and Lin's Weighting-based Genetic Algorithm) [Hajela and Lin, 1992], basado en el método de la suma de los pesos con una búsqueda de múltiples soluciones en paralelo para la función de asignación de la aptitud. A cada objetivo se le asigna un valor entre cero y uno, de manera que la suma de todos los pesos sea uno. El FFGA (Fonseca and Fleming's Multiobjective Genetic Algorithm) [Fonseca and Fleming, 1995], muestra un procedimiento de rango basado en el principio de optimalidad de Pareto. Aplicado a sistemas de distribución, puede mencionarse el FMGA (Fuzzy Mutated Genetics Algorithm) [Prasad et al., 2005] para la reconfiguración de sistemas de distribución radiales. Este algoritmo utiliza todos los operadores del Algoritmo Genético simple, con la diferencia de que la mutación se controla mediante lógica Fuzzy.

Una comparación sistemática de los diferentes Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo [Zitzler, 1999], indica que los algoritmos que dan lugar a mejores resultados, en un orden descendiente, son el SPEA, NSGA, VEGA, NPGA, HLGA Y FFGA, razón por la cual en esta tesis se aplican los dos primeros al diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica.

2.2 REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA DEL DISEÑO MULTI OBJETIVO DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Como se ha mencionado al inicio del capítulo, en [Bernal, 1998] se realiza un extenso análisis de los diversos modelos empleados en la optimización de sistemas de distribución, correspondiendo el primero al año 1960 [Knight, 1960]. Más recientemente, en [Khodr, 2004] se muestra una extensa revisión de los modelos utilizados en la planificación óptima de sistemas de distribución. A continuación se comentan los trabajos orientados principalmente al diseño multiobjetivo de redes de distribución de energía eléctrica.

El problema del diseño de redes de distribución ha sido ampliamente discutido en la literatura. En muchos casos ha sido tratado como un problema de optimización en el cual se desea optimizar el coste total, aplicando para ello una estrategia basada en la reconfiguración de la red, satisfaciendo la demanda de potencia en los nudos, cumpliendo con las restricciones técnicas, y obteniendo el mínimo coste posible. Este problema se puede resolver mediante técnicas clásicas, como la programación lineal, no lineal, ramificación y acotamiento, y programación entera mixta. En otros casos se ha considerado la fiabilidad de la red. Así, optimizar solo una de estas dos funciones, coste o fiabilidad, por separado, es lo que se denomina optimización monobjetivo. En trabajos más complejos, se involucran en el problema del diseño de la red de distribución la optimización simultánea de varios objetivos, como por ejemplo el coste y la fiabilidad, lo que da lugar a un problema de optimización multiobjetivo. Estos objetivos son tratados simultáneamente, siendo habitual la obtención de un conjunto de soluciones, y por lo tanto siendo necesaria la aplicación de técnicas de decisión y selección.

Además del número de objetivos que se consideren, también es posible tener en cuenta el horizonte temporal considerado. Así, el diseño de redes de distribución puede ser realizado considerando una única etapa (monoetapa) o varios periodos sucesivos (multietapa).

Dado que el diseño de los sistemas de distribución de energía eléctrica da lugar a un problema que puede presentar, en algunos casos, una gran complejidad combinatorial, el proceso de búsqueda de la solución óptima utilizando las herramientas tradicionales puede necesitar de un elevado tiempo de cálculo. Por este motivo los Algoritmos Evolutivos son muy adecuados para resolver este problema dado que no precisan de tiempos tan elevados para alcanzar buenas soluciones.

El diseño óptimo multiobjetivo, objetivo fundamental de esta tesis, 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 [Bernal, 1998].

En este sentido, los trabajos existentes en la literatura pueden clasificarse de acuerdo a diversos factores como: número de funciones a evaluar, etapas y horizonte temporal, consideración de restricciones técnicas y metodologías de resolución [Bautista, 2003]. A continuación se hace mención cronológica de algunos de los trabajos disponibles en la literatura técnica especializada.

En [Miranda and Matos, 1989] se presenta un trabajo que combina lógica Fuzzy y Algoritmos Genéticos para resolver el problema de restauración de redes eléctricas. La formulación propuesta considera un problema multiobjetivo, maximizando la carga total a ser restaurada y minimizando el número de operaciones de los seccionadores. En este trabajo se plantean las restricciones de caídas de tensión, capacidad de corriente de las líneas y la carga máxima de los transformadores. Paralelamente se incluyen en el modelo las restricciones operacionales de configuración radial y de operación de los seccionadores. Estas funciones son modeladas, a causa de la imprecisión de su naturaleza, a través de conjuntos difusos. La optimización del problema se realiza mediante Algoritmos Genéticos.

En [Ramírez-Rosado et al., (1991, 1992, 1994, 1995)] se plantea 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 realiza mediante una metodología completamente dinámica y, además, con una metodología pseudo dinámica. Como objetivos se optimizan 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 son: hybrid ϵ -constraint-weighting method, step method, compromise programming y goal programming. Se utiliza programación entera-mixta lineal como herramienta matemática de optimización.

En [Miranda et al., 1994] se lleva a cabo 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.

En [Tang, 1995] se propone considerar la fiabilidad dentro de la función objetivo, incluyéndola a través de la evaluación de los costes causados por las interrupciones, y se considera 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 monoobjetivo.

En [Matos and Ponce de Leao, 1995], se consideran múltiples objetivos (costes de inversión, costes de operación y de fiabilidad) y se formula el problema multiobjetivo mediante programación entera mixta. En este trabajo se genera el conjunto de soluciones no dominadas mediante la técnica heurística *Recocido Simulado*, y luego, mediante un procedimiento de decisión, el planificador puede modificar las condiciones del plan de expansión.

En el modelo de optimización multiobjetivo utilizado en [Bernal, 1998] 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 realiza mediante un Algoritmo Evolutivo, utilizando 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. 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.

En [Su and Lii, 1999] se presenta un Algoritmo Genético modificado que permite determinar los índices óptimos de la fiabilidad de los componentes constitutivos de un sistema de distribución, reduciendo al mínimo el coste total anualizado. Los algoritmos propuestos se aplican a una subestación secundaria de la Taiwán Power Company. Los resultados confirman que con el Algoritmo Genético propuesto es más probable obtener la solución óptima global que con el método convencional. El método propuesto es útil tanto para modificar o ampliar sistemas existentes como para planificar nuevos sistemas. La función objetivo incluye el coste total de las interrupciones, el coste proporcional a la energía de pérdidas, el coste de modificación de la fiabilidad y el coste del número total de aparatos en el sistema.

En [Sanhueza et al., 1999] se lleva a cabo la búsqueda de la solución óptima del problema de planificación de sistemas de distribución, minimizando tanto los costes de operación como los de inversión, mediante la aplicación de Algoritmos Genéticos. Para ello una estructura tipo árbol representa la posible configuración del sistema de distribución, codificándose mediante una cadena de números enteros.

Un método eficiente y robusto para la restauración de las redes de distribución radiales se presenta en [Ciric and Popovic, 2000]. La metodología propuesta utiliza la programación heurística combinada con la programación entera mixta para solucionar el problema de la restauración de la red. La función objetivo pretende reducir al mínimo los costes de la operación de los interruptores durante el proceso de restauración, y se reduce al mínimo la energía no suministrada.

En [Bhowmik et al., 2000] se realiza la optimización multiobjetivo de sistemas de distribución mediante la técnica de programación lineal y el método de programación por metas. En este trabajo se plantea la minimización de los costes de inversión de las subestaciones, de las líneas y de los costes de interrupción.

En [Lin, 2000] se considera el coste de la fiabilidad en la planificación de sistemas de distribución. El modelo de fiabilidad utiliza una función lineal. El objetivo es minimizar el coste total de la red utilizando Programación Evolutiva.

En [Saric and Calovic, 2001] se presenta un método iterativo para el cálculo de los flujos de carga en redes de distribución utilizando un procedimiento multiobjetivo en la presencia de datos de entrada inciertos y/o de baja precisión. La incertidumbre de las cargas en los nudos y de la tensión activa y reactiva del nudo fuente se representan mediante variables borrosas con funciones trapezoidales.

En [Augugliaro, 2001] se plantea la restauración automática en redes de distribución. En este trabajo la consideración del problema de restauración se trata como uno de optimización multiobjetivo en el que la solución que se obtenga debe alcanzarse considerando varios criterios tales como la minimización del número de consumidores afectados por la falta de suministro y la reducción de las pérdidas de potencia. Los autores proponen un nuevo algoritmo de optimización multiobjetivo denominado NS-FES (Non-dominated Sorting Fuzzy Evolution Strategy) basado en el algoritmo NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) propuesto originalmente por K. Deb. [Deb, 1999].

En [Abido, 2001] se presenta un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo para resolver el problema del despacho económico. El modelo propuesto emplea un mecanismo de diversidad para evitar la convergencia prematura y alcanzar un conjunto bien distribuido de soluciones no dominadas.

En [Domínguez, 2000] se desarrolla un modelo para la planificación de sistemas de distribución utilizando funciones de distribución de posibilidad para representar la incertidumbre en la función objetivo no lineal y en las restricciones.

En [Hsiao and Chen, 2001] se formula el problema de reconfiguración de redes de distribución como un problema de programación multiobjetivo, considerando las

pérdidas de potencia, sistemas de seguridad y calidad de la energía. Estos parámetros son expresados mediante un conjunto Fuzzy con el fin de representar su naturaleza imprecisa. La solución se determina mediante Programación Evolutiva.

En [Neiname, 2001] se modela una red de distribución de energía eléctrica considerando los aspectos técnicos y económicos de los elementos de la red. El modelo presentado se denomina dinámico y multicriterio, tratando por separado los objetivos del problema de optimización. Los objetivos se consideran para un período de planificación como la suma anual y discontinua de los costes de pérdidas anuales de energía, los costes de interrupción como criterio de fiabilidad y los costes de inversión y operación de la red. El algoritmo propuesto se basa en la combinación de Algoritmos Genéticos y programación dinámica.

En [Peco, 2001] se desarrolla una nueva metodología incorporando un módulo GIS a los algoritmos de planificación de redes de distribución aplicados a redes radiales.

En [Radasanu and Barladeanu, 2001] se propone una técnica de optimización Fuzzy multiobjetivo basada en el uso de Computación Evolutiva para el control de la tensión y de la potencia reactiva en sistemas de distribución. Los objetivos considerados son los índices de regulación de tensión y los costes de pérdidas del sistema.

En [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín, 2001] se presenta una metodología de optimización multiobjetivo usando un Algoritmo Evolutivo para encontrar la mejor red de distribución considerando su fiabilidad (en términos de la energía no servida) simultáneamente con el menor coste de expansión de la red de distribución. Se utiliza un modelo basado en optimización no lineal entera mixta, incluyendo la determinación de las líneas de reserva.

En [Míguez et al., 2002] se presenta un algoritmo basado en la técnica de intercambio de ramas (Branch Exchange) para resolver el problema de planificación de sistemas de distribución a gran escala, siendo necesario para ello conocer la ubicación geográfica de las cargas y de las subestaciones. La función de costes está formada por los costes fijos y los variables. Los costes fijos corresponden a los costes de inversión de la red, y los costes variables corresponden a los de pérdidas de potencia y fiabilidad.

En [Bernal-Agustín et al., 2003] se presenta una metodología completamente dinámica para la planificación de sistemas de distribución formulada como un problema de optimización multiobjetivo. Se consideran los costes de inversión y de pérdidas, y la fiabilidad del sistema.

En [Chung et al., 2003] la planificación de redes de transmisión se formula como un problema de optimización multiobjetivo. Se consideran tres objetivos: costes de

inversión, fiabilidad e impacto ambiental, utilizando un Algoritmo Genético simple en combinación con un análisis de decisión Fuzzy para la selección de la solución.

En [Díaz-Dorado et al., 2003] se muestra un método esencialmente heurístico para encontrar la solución óptima para la planificación de un sistema radial a gran escala. El método está basado en la técnica de Estrategias Evolutivas. La función de costes a optimizar se considera como un problema de programación dinámica y tiene en cuenta varios tipos de conductor en el proceso de optimización, las pérdidas, las caídas de tensión, y el coste de los conductores y subestaciones.

En [Carvalho and Ferreira, 2004] se formula la planificación de las redes de distribución como un procedimiento de toma de decisiones complejo, formulado como un problema de optimización multiobjetivo. Las soluciones óptimas representan la mejor combinación posible entre los costes de inversión de la red, los costes de la pérdida de energía, y los costes de la fiabilidad. Se estudia la dependencia entre las decisiones en la inversión en líneas de reserva y el coste de energía no suministrada. Los criterios mostrados se pueden utilizar para determinar qué inversión es razonable en los circuitos de reserva y evaluar la energía no suministrada.

En [Gómez et al., 2004] el algoritmo de Colonia de Hormigas se aplica para resolver el problema de la planificación de redes primarias de distribución de energía eléctrica para una condición de carga máxima, optimizando solo la función de costes en un periodo de planificación estático. En este trabajo, los autores combinan esta técnica con un flujo de cargas convencional y sus resultados se comparan con los obtenidos en [Bernal, 1998].

La calidad de los sistemas de distribución se aborda en [Vuinovich et al., 2004], presentando una metodología multiobjetivo en la expansión de las redes mediante el algoritmo NSGA considerando las funciones de costes, calidad de potencia y fiabilidad de la red.

En [Ramírez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2004] se presenta un modelo Fuzzy para la planificación multiobjetivo de redes de distribución en el que se determinan las soluciones multiobjetivo no dominadas correspondientes a la optimización simultánea de los costes y de la fiabilidad usando la técnica de Búsqueda Tabú. El modelo utilizado considera una representación Fuzzy para la incertidumbre asociada con la demanda futura, con los costes de expansión de la red de distribución, con el flujo de potencia en las líneas, con las tensiones en los nudos y con la fiabilidad. Este modelo determina las ubicaciones y tamaños óptimos de las líneas y subestaciones en la red de distribución. La solución de compromiso se obtiene aplicando el criterio Max-min.

En [Hong and Ho, 2005] se propone un método para determinar la reconfiguración de redes de distribución basado en los Algoritmos Genéticos y en programación Fuzzy

multiobjetivo. El problema se formula como uno multiobjetivo de programación entera mixta, teniendo en cuenta las restricciones técnicas tanto en condiciones normales de operación como en condiciones de contingencia. Al igual que en [Ramírez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2004], la solución compromiso se obtiene a través del método Max-min.

Un modelo integral de planificación de redes de distribución primarias y secundarias se muestra en [Paiva et al., 2005]. En este trabajo la optimización se realiza utilizando programación lineal entera mixta, teniendo en cuenta el efecto de la red secundaria en la planificación y futura operación de la red, ya que los autores consideran que los costes de la red secundaria representan una porción importante del coste total de la red. El modelo matemático incorpora variables relacionadas con los problemas de ambas redes.

En [Mendoza et al., 2006a] se presenta la aplicación, por primera vez, de las técnicas de optimización multiobjetivo NSGA y SPEA para resolver el problema de diseño multiobjetivo de sistemas de distribución. Para reducir el tamaño de la población externa al utilizar el algoritmo SPEA se propone el uso de la técnica de reducción por cluster conocida como Fuzzy C-means.

En [Ramírez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2006] se describe la aplicación de una técnica heurística de optimización basada en la búsqueda Tabú. La técnica se aplica a un modelo probabilístico con tres objetivos: coste difuso, energía esperada no suministrada difusa y exposición.

Para finalizar este capítulo se van a comentar a continuación las publicaciones que han referenciado un artículo [Mendoza et al., 2006a] cuyo contenido corresponde a una parte de los trabajos desarrollados en esta Tesis Doctoral. Algunos de los trabajos que se van a citar a continuación tienen relación con los sistemas de distribución, pero no se han mencionado antes porque se ha considerado de interés resaltar que los desarrollos llevados a cabo en esta Tesis Doctoral han sido de utilidad y han despertado el interés de otros investigadores, tanto dentro del campo del diseño de sistemas de distribución como en otras áreas de aplicación.

Así, en [Rivas-Dávalos et al., 2007] se puede encontrar un completo estado del arte sobre la aplicación de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo a los sistemas de energía eléctrica. Se señalan en esta publicación todos los trabajos relevantes llevados a cabo desde 1994 hasta 2007.

En [Ma et al., 2007, 2008a, 2008b] también se hace referencia a los trabajos realizados en esta Tesis Doctoral. En este caso se utiliza el NSGA-II para optimizar los parámetros que controlan un algoritmo de control.

En [Dos Santos et al., 2008] se plantea un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo que se puede aplicar para lograr el restablecimiento del servicio cuando una zona de un sistema eléctrico se ha quedado sin suministro tras la actuación de las protecciones al ser detectada una falta.

En [Hekmati et al., 2008] se muestra un modelo multiobjetivo para la integración de generación distribuida en redes de distribución. Se consideran varios objetivos (emisiones contaminantes, caídas de tensión y costes), y se aplica un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo, junto a un sistema de decisión Fuzzy para resolver el problema.

En [Yu et al., 2009] se puede encontrar una interesante aplicación del NSGA junto con técnicas Fuzzy en la determinación del peso de los fetos humanos. Se trata de un trabajo de medicina, sin embargo en él se referencia el artículo que se ha publicado, hasta ahora, sobre los trabajos desarrollados en esta Tesis Doctoral, por lo que es un buen ejemplo de la aplicabilidad de una de las técnicas que se han utilizado, así como de la utilidad que ha tenido, para otros investigadores, los desarrollos que se plasman en este documento.

Otro ejemplo de aplicabilidad de las técnicas de optimización multiobjetivo, en este caso para sistemas de telecomunicaciones, se encuentra en [Shalaby et al., 2009], donde se aplica el SPEA al diseño robusto de los novedosos interruptores microelectromecánicos (MEMS) aplicados a sistemas de radiofrecuencia (RF), minimizando la tensión de actuación y el tiempo de conmutación, y maximizando la potencia del interruptor.

En [Kong et al., 2009] se utiliza el algoritmo multiobjetivo MOGA, junto a un sistema de información geográfica, en el diseño de sistemas de distribución.

En [Maghouli, 2009]Chandramohan et al., 2010] y en [Mendoza J., 2009a y 2009b], se utiliza el NSGA para la reconfiguración óptima de sistemas de distribución, minimizando los costes de operación y maximizando la fiabilidad.

Capítulo 3 MODELOS DE DISEÑO Y PLANIFICACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

En este capítulo se describen los modelos matemáticos relacionados con el diseño y planificación óptima de sistemas de distribución de energía eléctrica.

En primer lugar se muestra la evolución de estos modelos matemáticos. La totalidad de los autores consideran la necesidad de minimizar los costes totales de inversión y operación, incorporando también la necesidad de minimizar tanto los costes de pérdidas y los asociados a la fiabilidad del sistema. A continuación se describen algunos de los modelos de diseño y planificación óptima de sistemas de distribución. La aplicación de estos modelos está orientada a determinar la topología óptima que minimice el coste global asociado al diseño del sistema de distribución de energía eléctrica y en algunos casos que presente la menor energía no suministrada a los consumidores.

Un segundo aspecto abordado en este capítulo es el planteamiento matemático que considera el problema de diseño y planificación óptima de sistemas de distribución desde una perspectiva multiobjetivo y multietapa. Se ha propuesto un modelo de diseño óptimo multietapa para poder realizar un diseño de sistemas de distribución considerando un determinado horizonte temporal y varias etapas intermedias.

3.1 EL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Los sistemas de energía eléctrica se estructuran en las partes de generación, transporte y distribución, jerarquizados según se muestra en la figura 3.1. La generación tiene lugar en las centrales eléctricas que, dependiendo del tipo de energía primaria utilizada, pueden ser de varios tipos (hidráulica, térmica, eólica, nuclear, solar, etc.). La energía eléctrica, en el caso de las grandes centrales, se transporta a través de las líneas de alta tensión (red de transporte). En España, los valores normalizados para la tensión de las líneas de transporte son 132, 220 y 400 kV.

La distribución de la energía eléctrica desde las subestaciones de transformación de la red de transporte se realiza en dos etapas. La primera está constituida por la red de reparto, que partiendo de las subestaciones de transformación, reparte la energía normalmente mediante anillos que rodean los grandes centros de consumo, hasta llegar a las estaciones transformadoras de distribución. Las tensiones utilizadas están comprendidas entre 25 y 132 kV. Intercaladas en estos anillos están las estaciones transformadoras de distribución, encargadas de reducir la tensión desde el nivel de reparto al de distribución en media tensión. La segunda etapa la constituye la red de distribución propiamente dicha, con tensiones de funcionamiento de 3 a 30 kV y con una característica muy radial. Esta red cubre la superficie de los grandes centros de consumo (población, gran industria, etc.), uniendo las estaciones transformadoras de distribución con los centros de transformación. [Soto, 1997].

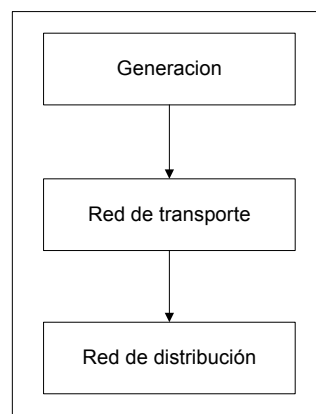


Figura 3.1. Niveles jerárquicos de los sistemas eléctricos

Las redes urbanas de distribución suelen caracterizarse por presentar una alta densidad de carga, utilizándose habitualmente redes subterráneas y completamente malladas, con un gran número de alimentadores de reserva con objeto de aumentar la fiabilidad y

seguridad del suministro de energía eléctrica, siendo radial la operación. Las redes de distribución rurales, en las que casi siempre se utilizan líneas aéreas, suelen tener una estructura radial, existiendo un alimentador principal (troncal) del cual van saliendo otras líneas.

3.2 INTRODUCCIÓN A LA OPTIMIZACIÓN

La optimización consiste en la selección de una alternativa mejor, en algún sentido, que el resto de alternativas posibles. En general, la optimización se divide en tres grandes áreas: las técnicas matemáticas clásicas, las técnicas heurísticas y la combinación de ambas.

Para aplicar una determinada técnica de optimización es necesario disponer de lo que se denomina modelo de optimización matemático. Un modelo de optimización matemático se compone, en general [Linares et al., 2001], de:

- Función objetivo: Es la medida cuantitativa del funcionamiento del sistema que se desea optimizar (maximizar o minimizar).
- Variables: Representan las decisiones que se pueden tomar y que modifican el valor de la función objetivo.
- Restricciones: Representan el conjunto de relaciones (expresadas mediante ecuaciones o inecuaciones) que algunas de las variables deben satisfacer.

Por lo tanto, matemáticamente un modelo de optimización puede expresarse como:

$$\min / \max f(x) \tag{3.1}$$

Sujeto a:

$$\begin{aligned} g(x) &= 0 \\ h(x) &\leq 0 \\ p(x) &\geq 0 \end{aligned} \tag{3.2}$$

Existen algunos tipos de problemas de optimización que pueden clasificarse según el tipo de variables y de las propiedades de las funciones objetivo y restricciones (tabla 3.1).

De la clasificación mostrada en la tabla 3.1, a continuación se van a comentar aquellos tipos de problemas que son de interés para los trabajos de investigación desarrollados en esta Tesis Doctoral.

Aspecto a considerar	Tipo de problema de optimización
Dominio de variables	Continua
	Entera
	Mixta
Existencia de restricciones	Restrita
	Irrestricta
Linealidad de las funciones	Lineal
	No lineal
Temporalidad de datos	Estática
	Dinámica
Certidumbre en datos	Determinística
	Estocástica
Cantidad de objetivos	Monobjetivo
	Multiobjetivo
Horizonte	Corto plazo
	Mediano plazo
	Largo plazo

Tabla 3.1. Clasificación de los problemas de optimización.

Dentro de las metodologías matemáticas disponibles para resolver los problemas de optimización, se encuentran la programación lineal, entera, mixta, no lineal, estocástica y dinámica. Además, existen las técnicas heurísticas, adecuadas cuando las técnicas mencionadas no son capaces de resolver correctamente algunos problemas de optimización. Entre las técnicas heurísticas se encuentran los Algoritmos Evolutivos, cuyo funcionamiento se explica en detalle en el capítulo 4.

Atendiendo al horizonte temporal, es posible hablar de modelos estáticos, donde se considera que el tiempo no condiciona de manera fundamental la optimización del sistema, siendo los resultados que se obtienen válidos para un determinado año o para una situación determinada en el horizonte de estudio [Haffner, 2000]. Por otro lado, los modelos dinámicos obtienen varias soluciones, cada una de ellas correspondiente a momentos temporales diferentes que se encuentran entre el instante inicial que se considere y el horizonte temporal que se haya determinado.

Otro aspecto que puede considerarse cuando se plantea un modelo de optimización es el de la incertidumbre. La incertidumbre, en el proceso de optimización, puede ser estocástica o determinística. La primera se refiere a aquella en la cual no es factible atribuirle un modelo de comportamiento racional mientras que en la segunda sí es posible determinarlo (estrategia).

3.3 DISEÑO ÓPTIMO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

3.3.1 Planificación de redes de distribución

Existen tres tipos de diseño y/o planificación de sistemas de distribución de energía eléctrica [Peco, 2001]: (i) de nueva construcción, (ii) de expansión y (iii) de operación. En este trabajo de investigación el objetivo principal es la obtención de soluciones factibles en sistemas pertenecientes al segundo tipo, en el cual se desea optimizar una red en un determinado periodo (estático) y expandir el sistema de distribución en el tiempo (en forma dinámica) para satisfacer óptimamente el incremento del número de consumidores y de la demanda.

Los objetivos de la planificación de las redes de distribución pueden variar considerablemente de una instalación a otra y de un plan a otro. No obstante, es posible formular objetivos comunes para las tareas de planificación en general, tal y como se muestra en la figura 3.2 [Neimane, 2001]. Además, podrían agregarse otros objetivos, como por ejemplo el nivel de tensión, el impacto ambiental, calidad de red, etc.

De los objetivos que se muestran en la figura 3.2, en los trabajos de investigación desarrollados durante la realización de esta Tesis Doctoral se van a considerar: Las pérdidas de potencia y los costes asociados a las mismas, los costes de inversión y de operación y mantenimiento, y la fiabilidad. Además se deben cumplir las restricciones técnicas. Pueden existir objetivos adicionales específicos para proyectos particulares. Por ejemplo, considerar la ampliación de la capacidad de las subestaciones existentes y el cambio de las secciones de los conductores. Además, algunos de los objetivos pueden ser considerados como restricciones.

En esta Tesis Doctoral, siguiendo con los trabajos que se pueden encontrar en [Bernal, 1998], se pretende:

- Obtener una solución técnicamente factible, cumpliendo las restricciones de máximas caídas de tensión permisibles que determine la política de la compañía eléctrica sin exceder los límites de capacidad de los conductores.
- Evaluar el coste de cada línea y de cada subestación del sistema.
- 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.

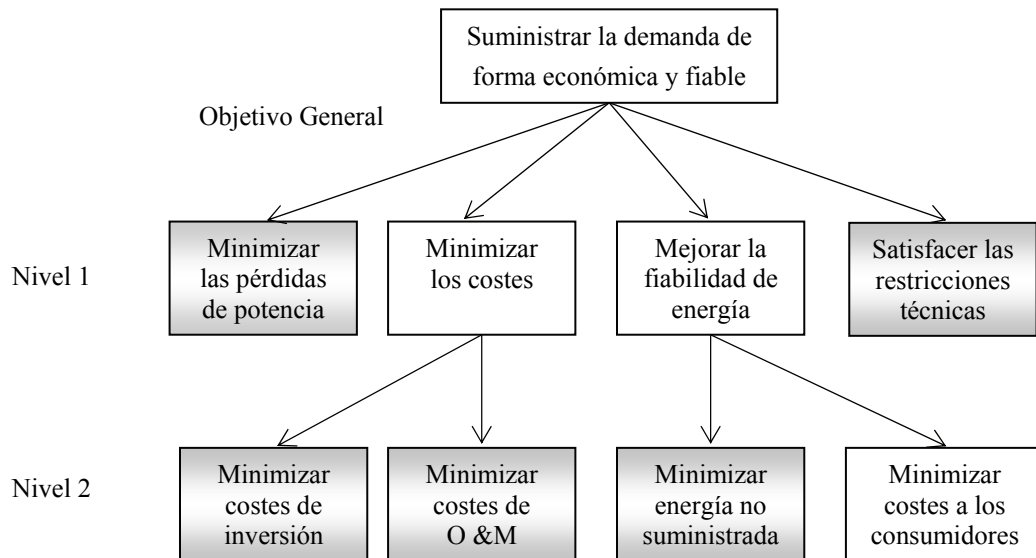


Figura 3.2. Jerarquía de los objetivos en el diseño de redes de distribución

En el problema de diseño óptimo de redes de distribución resulta necesario, en primer lugar, identificar las variables y todas las restricciones del problema. Como se muestra en la figura 3.3, un proceso de optimización suele consistir en recorrer de forma iterativa el espacio de soluciones válidas, comparándolas y seleccionando la mejor. Sin embargo, a menudo esto no es posible debido al elevado esfuerzo computacional que es necesario para obtener una solución que satisfaga al diseñador. Por ejemplo, considerando un problema de optimización de redes, si se consideran n nudos, y planteando la situación ideal de que es posible construir líneas entre todos los nudos existentes, se tiene un total de n^{n-2} estructuras posibles. Así, para una red pequeña de 10 nudos, existen 100 millones de posibles estructuras topológicas en las que a todos los nudos les llega, al menos, una línea. Por esta razón el problema del diseño de redes es un buen candidato para la aplicación de métodos eficientes tales como los métodos heurísticos.

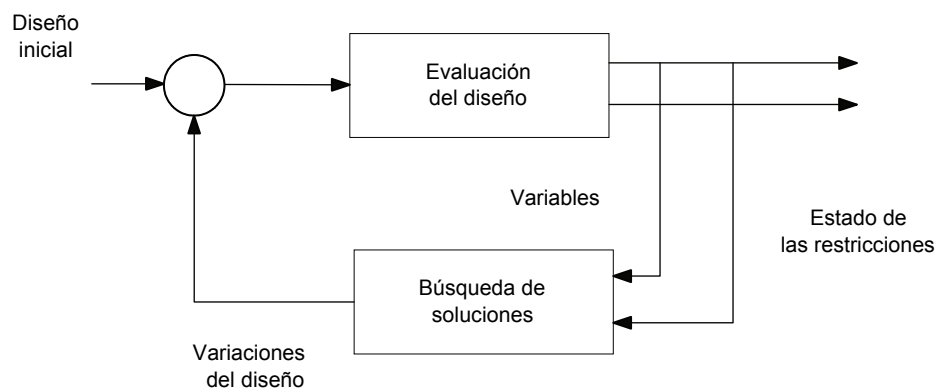


Figura 3.3. Proceso de optimización.

3.3.2 Planificación estática o monoetapa y dinámica o multietapa

Es necesario definir, en el proceso de planificación de las redes de distribución, cuáles son los horizontes de planificación con el fin de obtener la red que minimice los costes totales bajo ciertas restricciones. Cuando se considera un único periodo, se debe determinar el sistema de distribución considerando que el valor presente del coste total de inversión y operación sea el mínimo para el periodo de tiempo considerado, que por lo general es de un año.

De acuerdo a la temporalidad de los datos, indicada en la tabla 3.1, el problema de optimización de los sistemas de distribución se puede considerar estático (en una sola etapa) o dinámico (de varias etapas):

Modelo estático: Se consideran una única etapa, monoetapa, y en este modelo, la demanda de cada consumidor no varía durante el periodo de estudio.

Modelo dinámico: Se consideran varias etapas, multietapa, y se persigue obtener el diseño óptimo para cada una de las diferentes etapas en la que se ha dividido el periodo de estudio.

En la planificación monoetapa se asume que todas las inversiones se realizan en el mismo instante de tiempo.

El problema de planificación multietapa de la red de distribución es más complejo que la planificación monoetapa debido a que las redes eléctricas evolucionan con el tiempo con un crecimiento incierto de la demanda de energía eléctrica.

El periodo de planificación, que corresponde al ciclo de vida económica de los equipos, puede dividirse en varios subperiodos, tal y como se muestra en la figura 3.4. Obsérvese que se han indicado dos subperiodos que se denominan *periodo de toma de decisiones* y *periodo de estimación*.

La duración de los subperiodos puede ser variable. En la fase inicial del proceso de planificación de la red de distribución se analiza la capacidad actual del sistema con los requerimientos a corto plazo de la demanda. El objetivo es asegurarse de que los consumidores reciban la energía demandada con los requerimientos de caídas de tensión normalizadas, radialidad y balance de energía. El resultado de la planificación a corto plazo es un conjunto de decisiones tales como ubicación y capacidad de las subestaciones, capacidad y sección de los conductores, y ruta a utilizar para la construcción de líneas.

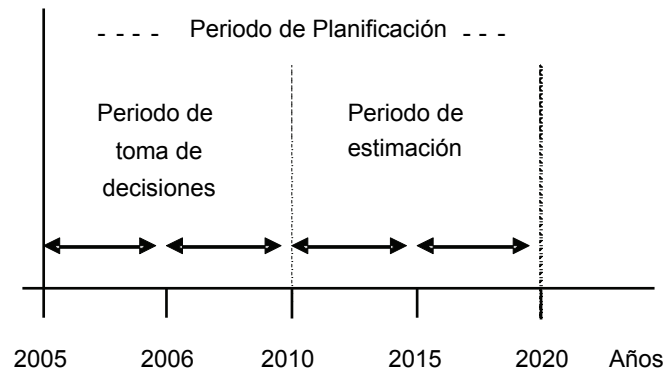


Figura 3.4. Periodo de planificación de la red de distribución.

El periodo de planificación y el de toma de decisiones tienen un punto en común en el inicio. El intervalo de tiempo tras el periodo de toma de decisiones hasta el final del periodo de planificación es el denominado periodo de estimación o periodo a medio y largo plazo. El objetivo de esta etapa es asegurar que las decisiones tomadas en el periodo de la toma de decisiones se ajustan dentro de los requerimientos del largo plazo y que, por lo tanto, satisfacen todas las restricciones y contribuyen a obtener una planificación de mínimo coste y mínima energía no suministrada (tal y como se ha considerado en esta Tesis Doctoral). En este periodo se definen los aspectos dimensionales de la red.

Téngase en cuenta que los cambios realizados en el sistema de distribución de energía eléctrica en el periodo de corto plazo son parte de la solución a largo plazo. Esto da lugar a un planteamiento de múltiples etapas, donde además del periodo a corto plazo, pueden existir otros periodos adicionales. Para aplicar este planteamiento, en esta Tesis se propone un novedoso método apropiado para tal fin denominado planificación multicapa, que se describe en el capítulo 6.

3.4 EVOLUCIÓN DE LOS MODELOS PARA EL DISEÑO DEL SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Para resolver el problema de diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica, la totalidad de los autores consideran la necesidad de minimizar los costes totales de inversión y operación, mientras que una gran parte de ellos incorpora también la necesidad de minimizar tanto los costes de pérdidas como los costes asociados a la fiabilidad del sistema. En el caso de redes con topologías exclusivamente radiales algunos autores evalúan la fiabilidad mediante una función que está relacionada con la llamada Energía Esperada No Suministrada (*EENS*). Algunos de estos autores utilizan

modelos exactos, esto es, determinan un resultado óptimo para el problema, mientras que otros autores utilizan modelos basados en técnicas heurísticas.

En relación a los métodos exactos, el modelo de diseño óptimo suele basarse en programación binaria con una función lineal y un conjunto de restricciones lineales, por lo que se está llevando a cabo una aproximación de la realidad. Esto último se debe al elevado esfuerzo computacional que sería necesario, si se utilizasen métodos exactos y funciones no lineales.

Con el fin de poder utilizar modelos matemáticos con menos aproximaciones y obtener soluciones en tiempos de cálculo razonables, pueden utilizarse los métodos heurísticos, que son muy adecuados cuando el número de posibles soluciones del problema es muy elevado. Además es posible considerar funciones y restricciones no lineales, siendo así posible plantear matemáticamente un modelo más fiel a la realidad.

Los primeros modelos de planificación y diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica consideraban una función de costes linealizada e incluían restricciones de balance de potencia en los nudos, y de capacidad de las líneas y subestaciones. Adicionalmente, algunos autores incluían el coste fijo y la restricción de radialidad. Para resolver el problema de planificación y diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica, con estos modelos, se utilizaron las técnicas de programación lineal y no lineal, entera mixta y cuadrática. Algunos trabajos que emplearon estas técnicas se encuentran en [Adams and Laughton, 1974], [Hindi and Brameller, 1977], [Fawzi et al., 1983], [Gönen and Foote, 1981] y [Gönen and Ramírez-Rosado, 1986].

A continuación se describen brevemente algunos de los modelos más representativos que utilizan los métodos de búsqueda de soluciones aplicables al problema de planificación, expansión y diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica.

3.4.1 Formulación lineal del problema de diseño de redes de distribución

En general, en los trabajos mencionados anteriormente los modelos matemáticos utilizados, para determinar el coste total de un sistema de distribución de energía eléctrica, suman los costes variables totales de la red para el caso de la formulación lineal, y los costes fijos y variables totales para el caso de la formulación entera mixta, tal como se indica en las ecuaciones 3.3 a 3.5.

$$\min \sum_i \sum_j C_{ij} X_{ij} \quad (i, j) \in A \quad (3.3)$$

Sujeto a:

Condición de balance de potencia

$$\sum_j X_{ij} - \sum_k X_{ki} = b_i \quad \forall i \in N \quad (3.4)$$

Capacidad de alimentadores

$$0 \leq X_{ij} \leq U_{ij} \quad \forall (i, j) \in A \quad (3.5)$$

donde:

A = conjunto de rutas (entre nudos).

N = conjunto de nudos.

C_{ij} = Coeficiente de coste variable, en UM./kVA de una línea que se construye, en la ruta (i, j) . (UM: Unidades Monetarias)

X_{ij} = Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta (i, j) .

U_{ij} = Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea asociada a la ruta (i, j) .

b_i = Potencia aparente punta, en kVA, demandada en el nudo i .

3.4.2 Formulación Entera Mixta de redes de distribución

En el modelo de formulación lineal sólo se consideran los costes variables asociados al flujo de potencia que circula por las líneas. En la formulación entera mixta se incluyen los costes fijos de los conductores que forman la red de distribución de energía eléctrica. De esta forma se obtiene el modelo matemático expresado por las ecuaciones 3.6 a 3.8.:

$$\min \sum_i \sum_j [CF_{ij} + C_{ij} X_{ij}] \quad (i, j) \in A \quad (3.6)$$

Sujeto a:

Condición de balance de potencia

$$\sum_j X_{ij} - \sum_k X_{ki} = b_i \quad \forall i \in N \quad (3.7)$$

Capacidad de alimentadores

$$0 \leq X_{ij} \leq U_{ij} \quad \forall (i, j) \in A \quad (3.8)$$

donde:

A = conjunto de rutas (entre nudos).

N = conjunto de nudos.

CF_{ij} = Coste fijo, en UM, de una línea que se construye, en la ruta (i,j) .

C_{ij} = Coeficiente de coste variable, en UM./kVA, de una línea que se construye, en la ruta (i,j) .

X_{ij} = Potencia aparente punta, en kVA, transportada por la ruta (i,j) .

U_{ij} = Capacidad máxima, en kVA, de transporte de potencia de una línea asociada a la ruta (i,j) .

b_i = Potencia aparente punta, en kVA, demandada en el nudo i .

3.4.3 Aplicación de la teoría de conjuntos difusos a los modelos de planificación óptima de sistemas de distribución

La teoría de los conjuntos Fuzzy [Zadeh, 1965] permite incluir la incertidumbre en los modelos matemáticos de optimización. En esencia consiste en sustituir los conjuntos tradicionales, a los que un elemento dado puede pertenecer o no, por el de funciones de pertenencia, que son aplicaciones de un conjunto referencial dado X en el intervalo unidad $[0,1]$, es decir, $\mu : X \rightarrow [0,1]$. Así un grado de pertenencia nulo se interpreta como no pertenencia, el 1 como pertenencia en el sentido booleano, y los números intermedios reflejan una pertenencia incierta, que será interpretada de diversos modos según cada aplicación. Si μ_A es la función de pertenencia del subconjunto Fuzzy $\tilde{A} = \{ (x, \mu_A(x)) : x \in X \}$ entonces $\mu_A(x)$ proporciona el grado de pertenencia del elemento x al conjunto \tilde{A} . La matemática Fuzzy en general involucra a las siguientes operaciones:

- Fuzzificación: Traducción de los valores del mundo real a valores difusos.
- Evaluación de reglas: Determinación de la fuerza de las reglas basadas en los valores de entrada y las reglas.
- Defuzzificación: Traducir de vuelta los resultados difusos a valores del mundo real.

La aplicación de conjuntos Fuzzy al problema del diseño óptimo de redes de distribución de energía eléctrica se ha llevado a cabo en varios trabajos. Así, en [Miranda and Matos, 1989], en [Domínguez, 2000] y en [Ramírez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2004, 2006] se presentan y aplican modelos cuyas funciones objetivo están representadas por conjuntos Fuzzy, definiéndose el conjunto de decisión como la intersección de todos los conjuntos Fuzzy y las restricciones. En estas publicaciones se integran la incertidumbre de factores tales como las variaciones de la

demanda eléctrica, los costes variables de la energía, el nivel de las tensiones y las restricciones de caídas de tensión. La primera fuente de incertidumbre en el sistema de distribución de energía eléctrica es la variación futura de la demanda en los nudos. Así, puede considerarse que estas demandas difusas ocasionan potencias difusas y unas tensiones y corrientes difusas.

Considerando la influencia de la incertidumbre en los parámetros de demanda, corrientes, tensiones y potencia, el modelo matemático para el problema del diseño óptimo de una red de distribución puede plantearse mediante la siguiente expresión [Domínguez, 2000]:

$$\tilde{C}_{PLANIFICACION} = \tilde{C}_{FIJOS}(y) + \tilde{C}_{VARIABLE}(y, \tilde{x}) \quad (3.9)$$

Considerando la red existente y la red futura.

donde:

$\tilde{C}_{PLANIFICACION}$ = Coeficiente de coste determinístico.

$\tilde{C}_{VARIABLE}$ = Coeficiente de coste variable total difuso.

\tilde{C}_{FIJO} = Coste fijo total difuso

3.4.4 Formulación de los modelos de planificación óptima de sistemas de distribución mediante la aplicación de la teoría de Colonia de Hormigas

El algoritmo de Colonia de Hormigas (Ant Colony System, ACS) hace uso de sistemas artificiales de hormigas inspirados en la conducta colectiva de las hormigas, siendo así posible resolver problemas combinatoriales. Este algoritmo se basa en el comportamiento estructurado de una colonia de hormigas donde los individuos se comunican entre sí por medio de una sustancia denominada feromona, estableciendo el camino más adecuado entre su nido y su fuente de alimentos. El método consiste en simular computacionalmente la comunicación indirecta que utilizan las hormigas para establecer el camino más corto, guardando la información aprendida en una matriz de feromonas.

En [Gómez et al., 2004] se muestra la aplicación del algoritmo Colonia de Hormigas a la planificación de redes de distribución primarias para una red que se expande en un determinado periodo de tiempo.

En general, la aplicación del algoritmo Colonia de Hormigas a la planificación de redes de distribución considera un conjunto de J_k nudos que se desean unir utilizando la menor distancia posible. Para satisfacer la restricción de que una hormiga visite los

nudos de la red de distribución, se asocia a cada hormiga una estructura de datos que guarda todos los nudos visitados. Una matriz de distancia $\eta(r, s)$ (distancia entre el nudo r y el nudo s) se introduce como dato al problema. Una hormiga estará tentada de seguir una ruta del sistema de distribución de longitud corta hacia algún nudo no visitado, pero por otro lado va a presentar una tendencia a transitar por rutas que ya han sido frecuentadas por otras hormigas. Es decir, que cada hormiga elige el próximo nudo a visitar realizando el cálculo de la probabilidad de seleccionar una ruta mediante una función de la distancia y la cantidad de feromonas depositada en la ruta que une a los nudos inicial y final. Por lo tanto se puede expresar esta probabilidad como:

$$P_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)]^\alpha [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{\mu \in J_k(r)} [\tau(r, \mu)]^\alpha [\eta(r, \mu)]^\beta} & \text{si } r \in I_k(r), \quad s \in J_k(r) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (3.10)$$

siendo,

$P_k(r, s)$ la probabilidad de que una colonia de hormigas k localice un conjunto de nudos $J_k(r)$ cuando se mueve hacia un nudo s . α y β son constantes que expresan la importancia de las feromonas y de la distancia entre nudos respectivamente. Así, un valor alto de α significa que la influencia de las feromonas es muy elevada y que las hormigas tienden a elegir rutas por las que otras hormigas ya han pasado. Si por el contrario, el valor de β es muy alto, una hormiga tiende con alta probabilidad a elegir una ruta que le lleve hasta el nudo más cercano.

El proceso consiste en:

- 1.- Inicializar la red de distribución con todas las rutas posibles con una misma cantidad, pequeña, de feromonas.
- 2.- Ubicar aleatoriamente m hormigas dentro de los n nudos.
- 3.- Dejar que las hormigas completen configuraciones de red recorriendo rutas con probabilidades determinadas por la distancia a transitar y la cantidad de feromonas previamente depositada.
- 4.- Actualizar el rastro de feromonas de acuerdo a la calidad de las soluciones.
- 5.- Repetir todos los pasos, menos el primero, un número predeterminado de veces o hasta hallar una solución que satisfaga un criterio preestablecido.

3.5 MODELO DE DISEÑO ÓPTIMO MULTI OBJETIVO

Existe un gran número de autores que han tratado el problema del diseño y planificación de redes de distribución de energía eléctrica. Sin embargo, son pocos los que abordan el problema desde una perspectiva multiobjetivo.

3.5.1 Planteamiento matemático del problema del diseño óptimo multiobjetivo monoetapa

Para resolver el problema del diseño óptimo multiobjetivo, de redes de distribución de energía eléctrica, se consideran a continuación las siguientes hipótesis: 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] y [Gönen and Ramírez-Rosado, 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. Hipótesis similares se pueden establecer para las subestaciones con relación a los costes a ellas asociados.

En este trabajo se pretende determinar la topología óptima que minimice el coste global asociado al diseño del sistema de distribución de energía eléctrica y que presente la menor energía no suministrada a los consumidores. Es decir, los objetivos considerados son la fiabilidad del sistema de distribución (representada por medio de una determinada función) y el coste económico global de la red, describiéndose genéricamente como:

Minimizar f_1 [costes de la red]

f_2 [fiabilidad]

sujeto a:

Leyes de Kirchhoff

Caídas de tensión permitidas

Capacidad de subestaciones y alimentadores

Mantener la radialidad

Dentro de las restricciones se debe señalar que los conductores que pueden utilizarse para la construcción de las líneas poseen límites térmicos en cuanto a las potencias máximas que pueden transportar, y las subestaciones poseen límites en las potencias que pueden suministrar.

En el proceso de optimización para la situación actual (modelo estático) se determina el coste de la red y la energía eléctrica esperada no suministrada. El modelo de diseño que representa esta etapa estática presenta características similares a la representación de un grafo (conjunto de nudos interconectados). Es decir, que para la representación de una red de distribución en su fase inicial se necesita conocer la información de la topología de la red, los datos que permiten evaluar los costes, y los flujos de potencias máximas permitidas. En [Bernal, 1998] y [Domínguez, 2000] se describe mediante un ejemplo este paralelismo existente entre el sistema de distribución y la estructura matemática de un grafo formado por un conjunto de nudos, identificados como N_N , y otro conjunto de ramas, denominadas rutas, identificadas como N_F , que unen a los nudos.

En la formulación del problema matemático se consideran las siguientes hipótesis operacionales del sistema de distribución:

- Las cargas consumen potencia y las subestaciones aportan esta potencia.
- Un par de nudos de la red se identifica como i para el nudo de origen y j para el nudo destino, es decir, la ruta (r) que une dos nudos se especifica como $r = (i, j)$.
- Por cada ruta de la red de distribución circula o puede circular potencia eléctrica desde las subestaciones hasta los nudos de consumo. Esta potencia se identifica mediante una variable X_{ij} .
- El estado asociado a cada ruta y a cada nudo está dado por un valor de una variable binaria, cuyo valor es uno (1) para indicar su existencia y cero (0) en caso contrario.

Deberá de tenerse en cuenta que, como se indicó anteriormente, 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, se incluyen aspectos similares a 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.

Básicamente el sistema de distribución deberá satisfacer las demandas eléctricas de los nudos de demanda, por lo que será necesario 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.

Además, la modelización del problema 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. La figura 3.5 muestra una posible solución al problema de diseño óptimo. Suponiendo 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).

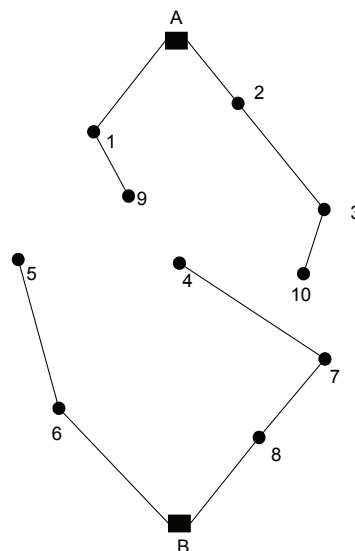


Figura 3.5. Ejemplo de solución a un problema de diseño.

3.5.1.1 Función objetivo de costes del modelo multiobjetivo

El modelo contiene una función objetivo que representa los costes fijos (infraestructura) 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. Los aspectos económicos están presentes en todo el proceso de optimización de la red. Estos aspectos económicos involucran los costes de infraestructura y de operación. Por ejemplo, el coste de cada línea es una función del nivel de infraestructura y del coste del conductor.

Está claro que las inversiones realizadas en la construcción de las subestaciones juegan un papel muy importante, por lo que estos costes deberán ser incluidos en el proceso global de optimización.

En general, la expresión simplificada para determinar el coste total de un sistema de distribución esta formada por la suma del coste fijo total de la red y del coste variable total, tal y como se indica en la ecuación 3.11.

$$C_{RED} = C_{FIJOS}(y) + C_{VARIABLE}(y, x) \quad (3.11)$$

A continuación se presenta la función objetivo a minimizar que involucra los costes antes mencionados:

$$\begin{aligned} & \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} \left\{ (CF_{ij})_a (Y_{ij})_a + (CV_{ij})_a \left[(X_{ij})_a^2 + (X_{ji})_a^2 \right] \right\} + \\ & \sum_{k \in N_S} \sum_{b \in N_b} \left[(CF_k)_b (Y_k)_b + (CV_k)_b (X_k)_b^2 \right] + \\ & \sum_{(i,j) \in N_{FE}} (CV_{ij})_E \left[(X_{ij})_E^2 + (X_{ji})_E^2 \right] + \sum_{k \in N_{SE}} (CV_k)_E (X_k)_E^2 \end{aligned} \quad (3.12)$$

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, en UM./kVA, de una línea existente en la ruta (i,j) .

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

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

$(CV_k)_E$ = Coeficiente de coste variable, en UM, 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, en UM, 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.

3.5.1.2 Función objetivo de fiabilidad del modelo multiobjetivo

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 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 el caso de porciones de redes con topologías exclusivamente radiales 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, y puede denotarse por medio de *EENS*.

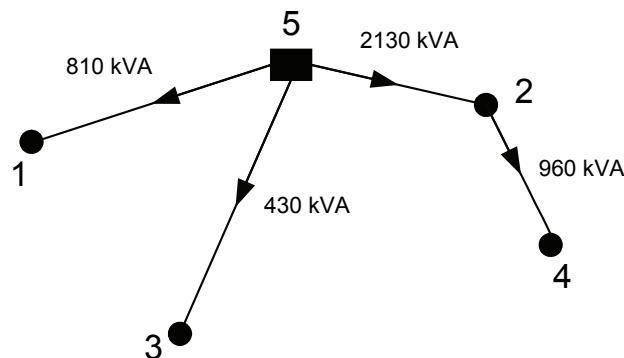


Figura 3.6. Flujos de potencia en una porción de una red de distribución de energía eléctrica.

Considérese el sistema de distribución de cinco nudos de la Figura 3.6, donde el nudo 5 se define como el nudo fuente, es decir, aquel nudo que suministra la energía eléctrica. Considérese también que cada uno de los nudos consume una cierta potencia activa promedio P_i , y que cada línea (ruta) de distribución tiene dos parámetros de fiabilidad asociados a ella: la indisponibilidad asociada al tiempo de reparación de la línea y la indisponibilidad asociada al tiempo de restauración del servicio de suministro de energía eléctrica. Se define la indisponibilidad asociada al tiempo de reparación de la línea y al tiempo de restauración del servicio como $\sum_{(i,j)} (\lambda_{ij}) (l_{ij})(r_{ij})$, [Billinton and

Wang, 1998], donde λ_{ij} es la tasa de fallos por año y por unidad de longitud asociada a la línea, l_{ij} es la longitud de la línea y r_{ij} es el tiempo medio de parada (horas) por cada fallo o restauración que se produce en la línea. La energía no suministrada a un nudo en un sistema de distribución se define como el producto entre la indisponibilidad asociada al nudo y su potencia activa media. La indisponibilidad de un nudo se define como la suma de las indisponibilidades asociadas al tiempo de reparación de todas aquellas rutas que conectan directamente el nudo al nudo fuente, más la indisponibilidad asociada al tiempo de restauración de todas aquellas líneas que: *i*) están aguas arriba del nudo pero no pertenecen al enlace directo entre el nudo fuente y el nudo evaluado, y *ii*) están aguas abajo del nudo en evaluación. Por lo tanto, la *EENS* se define como la suma de la energía no suministrada a cada uno de los nudos que pertenecen al sistema.

Por ejemplo, en la Figura 3.6 se indican los flujos de potencia en cada una de las líneas, 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. A través de este ejemplo se puede observar que la *EENS* en un nudo depende de la topología del sistema de distribución, y por lo tanto, la *EENS* del sistema de distribución también es dependiente de la topología de la red.

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

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} (\lambda_{ij})_E (\ell_{ij})_E (r_{ij})_E \left[(\bar{P}_{ij})_E + (\bar{P}_{ji})_E \right] + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (\lambda_{ij})_a (\ell_{ij})_a (r_{ij})_a \left[(\bar{P}_{ij})_a + (\bar{P}_{ji})_a \right] \quad (3.13)$$

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* se obtiene según la expresión:

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} (u_{ij})_E [(X_{ij})_E + (X_{ji})_E] + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (u_{ij})_a [(X_{ij})_a + (X_{ji})_a] \quad (3.14)$$

$(u_{ij})_E, (u_{ij})_a$ 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.

3.5.1.3 Restricciones al problema del diseño óptimo de redes de distribución

La función objetivo del modelo de diseño óptimo de redes de distribución está sujeta a restricciones matemáticas de tipo técnico, entre las que se encuentran: Balance de potencia, restricciones de capacidad, restricción de radialidad y restricción de caída de tensión.

Balance de potencia

El modelo incorpora la primera ley de Kirchhoff (en el nudo k del sistema de distribución) para asegurar el equilibrio entre la potencia demandada por los consumidores y la suministrada por las fuentes en un determinado nudo, y viene dada por la expresión:

$$D_k - (X_k)_E - \sum_{b \in N_b} (X_k)_b = \sum_{i \in N_{kp}} \sum_{a \in N_a} [(X_{ik})_a - (X_{ki})_a] + \sum_{i \in N_{kE}} [(X_{ik})_E - (X_{ki})_E] \quad (3.15)$$

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 .

Restricciones de capacidad

Las capacidades máximas de las líneas y de las subestaciones se consideran conocidas en el proceso de optimización. Las restricciones relativas a los límites de capacidad de transporte de potencias para las líneas son:

1.1.- Para las líneas futuras:

$$0 \leq (X_{ij})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a ; \quad 0 \leq (X_{ji})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a \quad (3.16)$$

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

1.2.- Para las líneas existentes:

$$0 \leq (X_{ij})_E \leq (U_{ij})_E ; \quad 0 \leq (X_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \quad (3.17)$$

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

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

$$0 \leq (X_{ij})_a \leq (U_{ij})_a ; \quad 0 \leq (X_{ji})_a \leq (U_{ij})_a \quad (3.18)$$

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

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

2.1.- Para las subestaciones futuras:

$$0 \leq (X_k)_b \leq (U_k)_b (Y_k)_b \quad (3.19)$$

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

2.2.- Para las subestaciones existentes:

$$0 \leq (X_k)_E \leq (U_k)_E \quad (3.20)$$

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

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

$$0 \leq (X_k)_b \leq (U_k)_b \quad (3.21)$$

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

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 $k \in N_{SE}$.

Restricción de caída de tensión

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.

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:

$$V_i \geq V_{nom} \left(1 - \frac{\% \Delta V_{nom}}{100} \right) \quad (3.22)$$

$\forall i$

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.

Las redes de distribución presentan diversas topologías siendo las del tipo radial las más frecuentes. El modelo planteado en este trabajo permite la selección de topologías radiales, donde un nudo o consumidor no puede estar conectado a dos o más subestaciones ni que existan caminos en la topología que permitan la formación de mallas o lazos. La ecuación 3.23 constituye la restricción de radialidad que corresponde a una formulación matemática de programación entera-mixta.

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} z_{ij} + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} z_{ij} + \sum_{(i,j) \in N_{FP}} \sum_{a \in N_a} (Y_{ij})_a \leq (nt) - \left[N_{SE} + N_{SR} + \sum_{k \in N_{SP}} \sum_{b \in N_b} (Y_k)_b \right] \quad (3.23)$$

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).

3.5.2 Modelo de diseño óptimo multietapa

Las redes de distribución de energía eléctrica, en general, evolucionan en el tiempo, por lo que el diseño debe hacerse considerando varios años con el fin de disponer una red de distribución capaz de permitir el flujo de toda la potencia prevista hasta el horizonte de estudio, de una manera económica, segura y fiable.

En esta Tesis Doctoral se ha propuesto y aplicado un modelo de diseño óptimo multietapa para poder realizar un diseño de sistemas de distribución considerando un determinado horizonte temporal y varias etapas intermedias. A continuación se describen los aspectos más relevantes del modelo propuesto.

3.5.2.1 Función objetivo de costes del modelo multietapa

A continuación se presenta la función objetivo a minimizar que involucra los costes [Bernal-Agustín et al., 2003]:

$$\begin{aligned}
& \sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} \left\{ (CF_{ijt})_a (Y_{ijt})_a + (CV_{ijt})_a \left[(X_{ijt})_a^2 + (X_{jit})_a^2 \right] \right\} + \\
& \sum_{t=0}^{Th} \sum_{k \in N_S} \sum_{b \in N_b} \left[(CF_{kt})_b (Y_{kt})_b + (CV_{kt})_b (X_{kt})_b^2 \right] + \\
& \sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_{FE}} (CV_{ijt})_E \left[(X_{ijt})_E^2 + (X_{jit})_E^2 \right] + \sum_{k \in N_{SE}} (CV_{kt})_E (X_{kt})_E^2
\end{aligned} \tag{3.24}$$

donde:

$t = 0, 1, 2, \dots, Th$, siendo Th la etapa final de planificación.

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 .

$(X_{kt})_b$ = Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo $k \in N_S$ asociado a una subestación de tamaño b , en la etapa t .

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

$(X_{kt})_E$ = Potencia aparente punta, en kVA, suministrada por el nudo k asociado a una subestación existente del sistema de distribución inicial, en la etapa t .

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

$(CV_{ijt})_E$ = Coeficiente de coste variable, en UM/kVA, de una línea existente en la ruta (i,j) , en la etapa t .

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

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

$(CV_{kt})_E$ = Coeficiente de coste variable, en UM, de una subestación existente en el nudo k , en la etapa t .

$(CV_{kt})_b$ = Coeficiente de coste variable, en UM, de una subestación que se construye, con un tamaño b , en el nudo k , en la etapa t .

$(CF_{kt})_b$ = Coste fijo de una subestación, en UM, que se construye, con un tamaño b , en el nudo k , en la etapa t .

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

$(Y_{ijt})_a = 1$, 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, en la etapa t .

3.5.2.2 Función objetivo de fiabilidad del modelo multietapa

Para calcular la función de $EENS$ del sistema en el modelo multietapa, se puede emplear la expresión:

$$\begin{aligned} & \sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_{FE}} (\lambda_{ijt})_E (\ell_{ijt})_E (r_{ijt})_E [(\bar{P}_{ijt})_E + (\bar{P}_{jit})_E] + \\ & \sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (\lambda_{ijt})_a (\ell_{ijt})_a (r_{ijt})_a [(\bar{P}_{ijt})_a + (\bar{P}_{jit})_a] \end{aligned} \quad (3.25)$$

donde:

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

$(\lambda_{ijt})_a$ 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 $(i,j) \in N_F$, en la etapa t .

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

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

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

$(r_{it})_a$ 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 $(i,j) \in N_F$, en la etapa t .

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

$(\bar{P}_{ijt})_a, (\bar{P}_{jit})_a$ 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 $(i,j) \in N_F$, en la etapa t .

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

$$\sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_{FE}} (u_{ijt})_E [(X_{ijt})_E + (X_{jit})_E] + \sum_{t=0}^{Th} \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_a} (u_{ijt})_a [(X_{ijt})_a + (X_{jit})_a] \quad (3.26)$$

donde:

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

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

3.5.2.3 Restricciones al problema del diseño óptimo multietapa de redes de distribución

Las restricciones que se consideran son las mismas que en el modelo monoetapa, indicándose a continuación cada una de ellas.

Balance de potencia

Se realiza el balance de potencia e cada nodo y en cada año de estudio:

$$D_{kt} - (X_{kt})_E - \sum_{b \in N_b} (X_{kt})_b = \sum_{i \in N_{kp}} \sum_{a \in N_a} [(X_{ikt})_a - (X_{kit})_a] + \sum_{i \in N_{kE}} [(X_{ikt})_E - (X_{kit})_E] \quad (3.27)$$

donde:

D_{kt} = Potencia aparente punta demandada en el nudo k , en la etapa t .

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

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

Restricciones de capacidad

Para cada periodo se cumple que:

1.1.- Para las líneas futuras:

$$0 \leq (X_{ijt})_a \leq (U_{ijt})_a (Y_{ijt})_a ; \quad 0 \leq (X_{jit})_a \leq (U_{ijt})_a (Y_{ijt})_a \quad (3.28)$$

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

1.2.- Para las líneas existentes:

$$0 \leq (X_{ijt})_E \leq (U_{ijt})_E ; \quad 0 \leq (X_{jit})_E \leq (U_{ijt})_E \quad (3.29)$$

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

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

$$0 \leq (X_{ijt})_a \leq (U_{ijt})_a ; \quad 0 \leq (X_{jit})_a \leq (U_{ijt})_a \quad (3.30)$$

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

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

2.1.- Para las subestaciones futuras:

$$0 \leq (X_{kt})_b \leq (U_{kt})_b (Y_k)_b \quad (3.31)$$

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

2.2.- Para las subestaciones existentes:

$$0 \leq (X_{kt})_E \leq (U_{kt})_E \quad (3.32)$$

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

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

$$0 \leq (X_{kt})_b \leq (U_{kt})_b \quad (3.33)$$

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

donde:

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

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

$(U_{kt})_b$ = Capacidad máxima, en kVA, de suministro de potencia de una subestación de tamaño b , asociada al nudo $k \in N_S$, en la etapa t .

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

Restricción de caída de tensión

$$V_i \geq V_{nom} \left(1 - \frac{\% \Delta V_{nom}}{100} \right) \quad (3.34)$$

$$\forall i, \forall t$$

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

Para cada periodo, se cumple:

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} z_{ijt} + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} z_{ijt} + \sum_{(i,j) \in N_{FP}} \sum_{a \in N_a} (Y_{ijt})_a \leq (nt_t) - \left[N_{SEt} + N_{SRt} + \sum_{k \in N_{SP}} \sum_{b \in N_b} (Y_{kt})_b \right] \quad (3.35)$$

donde:

z_{ijt} 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, en la etapa t .

nt_t 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) , en la etapa t .

Capítulo 4 TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

En este capítulo se describen las técnicas de optimización multiobjetivo que pueden ser aplicadas a la resolución del problema de planificación óptima de redes de distribución de energía eléctrica.

En primer lugar se muestran algunas definiciones relacionadas con la optimización, tales como óptimo global, dominancia de Pareto y mínimo global.

Posteriormente se comentan brevemente varias técnicas de optimización: el método de suma de los pesos, método ϵ -constraint, soluciones óptimas lexicográficas, el algoritmo de ramificación y acotamiento, el algoritmo de búsqueda tabú, la técnica de recocido simulado, y los algoritmos multiobjetivo: MOGA, NSGA Y NPGA. NSGA-II, PAES, SPEA, SPEA2, PESA I Y PESA II.

Por último se indican las características más relevantes de los Algoritmos Evolutivos multiobjetivo SPEA y NSGA, siendo éstos los que se han utilizado en esta Tesis.

4.1 DEFINICIONES

Resolver un problema de optimización consiste en encontrar una o varias soluciones que maximicen o minimicen una o varias funciones objetivo. Cuando un problema de optimización tiene un único objetivo se denomina problema de optimización monobjetivo, mientras que cuando se tiene más de un objetivo se denomina problema de optimización multiobjetivo. Un problema general de optimización multiobjetivo incluye un conjunto de n variables de decisión, un conjunto de f funciones objetivo y un conjunto de m restricciones. Los objetivos y las restricciones son funciones de las variables. Matemáticamente, en el caso de que se deseen minimizar k objetivos, puede expresarse como:

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)] \quad (4.1)$$

sujeta a restricciones del tipo:

$$r(x) = [r_1(x), r_2(x), \dots, r_k(x)] = 0 \quad (4.2)$$

$$g(x) = [g_1(x), g_2(x), \dots, g_k(x)] \geq 0 \quad (4.3)$$

donde $f_i: \mathfrak{R}_n \rightarrow \mathfrak{R}$ para $i = 1, 2, \dots, k$ son las funciones objetivo, $f: X \subset \mathfrak{R}_n \rightarrow \mathfrak{R}_k$ es la función multiobjetivo, y $x \in X$ es el denominado vector de variables de decisión. X denota el espacio de las decisiones. Las restricciones $r_i, g_i: \mathfrak{R}_n \rightarrow \mathfrak{R}$ para $i = 1, 2, \dots, k$ son las restricciones que deben cumplir las posibles soluciones para que sean factibles.

Estas funciones objetivo, $f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)$, pueden estar en conflicto, de forma que al mejorar cualquiera de ellas se produce un empeoramiento de alguna o algunas de las otras funciones objetivo. Por ejemplo, al realizar el diseño de un sistema de distribución de energía eléctrica, si se desea optimizar simultáneamente el coste y la fiabilidad, la reducción del coste del diseño dará lugar a una menor fiabilidad, mientras que un aumento del coste mejorará la fiabilidad, por lo que se tiene una situación de objetivos en conflicto.

Cuando se resuelve un problema multiobjetivo es habitual obtener un conjunto de posibles soluciones. El conjunto de soluciones puede representarse gráficamente considerando en cada eje a cada una de las funciones objetivo que se desea optimizar, tal y como se muestra en la figura 4.1.

En este tipo de problemas suelen utilizarse herramientas computacionales y métodos de resolución más complejos que en aquellos en los que sólo existe una función a optimizar.

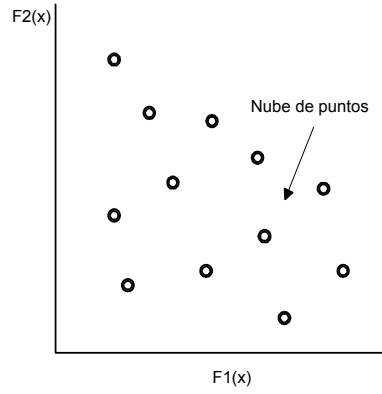


Figura 4.1. Representación de soluciones de un problema multiobjetivo

Óptimo global: Para la función $f: X \subset \mathcal{R}_n \rightarrow \mathcal{R}_k$, el valor $f^* := f(x^*) > -\infty$ es llamado óptimo global si,

$$\forall x \in X : f(x^*) \leq f(x)$$

entonces, x^* es la solución óptima global. f es la función objetivo y el conjunto X es el espacio de búsqueda.

Dominancia de Pareto: Algunos de los algoritmos utilizados para la optimización multiobjetivo tienen en cuenta el concepto de dominancia de Pareto. El concepto de dominancia permite comparar dos soluciones considerando varios objetivos simultáneamente, siendo así posible distinguir entre soluciones que se denominan dominadas y otras no dominadas. Según este concepto, todas las soluciones son comparadas entre sí verificándose el concepto de dominancia de una sobre la otra. Según se indica en [Deb, 1999], el concepto de dominancia puede ser descrito de la siguiente forma:

Una solución $x(1)$ domina a una solución $x(2)$, si se cumplen las dos condiciones siguientes:

- La solución $x(2)$ no es mejor que la solución $x(1)$ en ninguno de los f objetivos.
- La solución $x(1)$ es estrictamente mejor que la solución $x(2)$ en, por lo menos, uno de los f objetivos.

Considerando este concepto, existen tres posibilidades de dominancia entre las dos soluciones $x(1)$ y $x(2)$:

- $x(1) \succ x(2)$, ($x(1)$ domina a $x(2)$)
- $x(1) \prec x(2)$, ($x(2)$ domina a $x(1)$)
- $x(1) \sim x(2)$, (ninguna de las dos soluciones domina a la otra).

Al buscar un conjunto de soluciones no dominadas, éstas deben representar una buena aproximación de la frontera óptima de Pareto o frontera de eficiencia, que está formada por todas las soluciones no dominadas, tal y como se muestra en la figura 4.2.

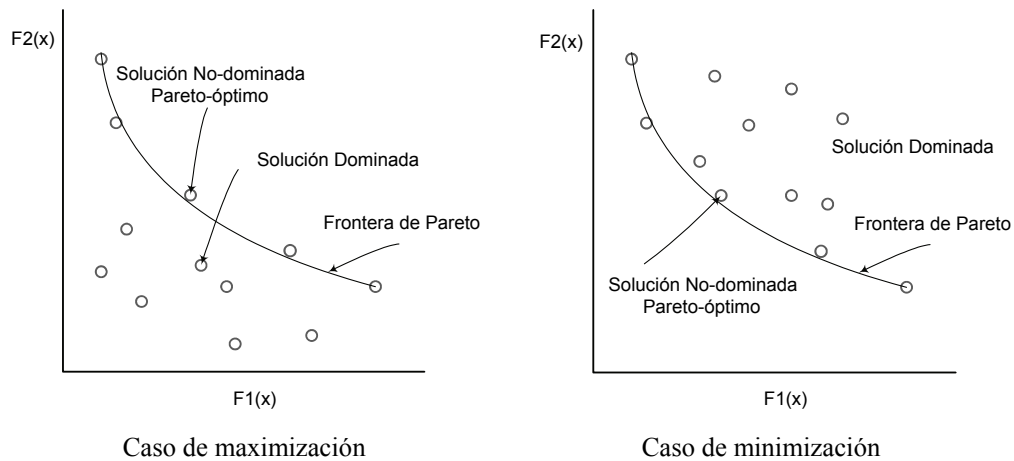


Figura 4.2. Definiciones de Pareto.

Mínimo global: Para la función $f: X \subset \mathbb{R}_n \rightarrow \mathbb{R}_k$, el conjunto $f^* := f(x^*)$ se denomina mínimo global si

$$\forall x \in X : f(x^*) \prec f(x)$$

entonces, x^* es el denominado conjunto de soluciones que corresponden al mínimo global. f es la función objetivo y el conjunto X es el espacio de soluciones.

A raíz de estas definiciones, se deduce que el mínimo global de un problema multiobjetivo es el frente de Pareto de dicho problema.

4.2 TÉCNICAS DE OPTIMIZACION

Según se indica en [Castro, 2001], los métodos que permiten resolver problemas multiobjetivo pueden dividirse en:

- Métodos que utilizan técnicas de agregación de los objetivos:** Se basan en el método de pesos, en el que el problema multiobjetivo es sustituido por una función simple.
- Métodos que consideran los objetivos separadamente:** Estos métodos no utilizan pesos ni agregan las funciones objetivo.
- Métodos basados en el concepto de Dominancia de Pareto:** Utilizan el concepto de dominancia de Pareto.

En la tabla 4.1 se indican los métodos más habitualmente utilizados para resolver problemas de optimización multiobjetivo.

Métodos de agregación	<ul style="list-style-type: none"> • Método de suma de los pesos • Min-máx. • ε- <i>constraint</i> • Programación por metas
Métodos de no agregación, no basados en Pareto	<ul style="list-style-type: none"> • VEGA • Lexicográfico
Técnicas de enumeración	<ul style="list-style-type: none"> • Simple enumeración • Branch and Bound
Técnicas de búsqueda vecinal	<ul style="list-style-type: none"> • Recocido simulado • Búsqueda Tabú
Técnicas evolutivas	<ul style="list-style-type: none"> • Estrategias evolutivas • Algoritmos genéticos
Métodos basados en Pareto	No elitistas:
	<ul style="list-style-type: none"> • MOGA • NSGA • NPGA
	Elitistas:
	<ul style="list-style-type: none"> • SPEA • PAES • PESA • NSGA II • MICRO-GA

Tabla 4.1. Resumen de las técnicas de optimización.

A continuación se comentan brevemente algunas de las técnicas de la tabla 4.1. A los Algoritmos Evolutivos se les dedica el apartado 4.3.

4.2.1 Método de suma 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

$$\min_x f_{sum} = \sum_{i=1}^n w_i \cdot f_i(x) \quad (4.4)$$

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

donde $w_i \geq 0$, y $\sum_{i=0}^n w_i = 1$

f_i : es la i -ésima función objetivo.

w_i : es el peso de la i -ésima función objetivo.

4.2.2 Método ε -constraint

El método ε -constraint reduce el problema de optimización multiobjetivo a un problema de optimización para un único objetivo con restricciones, además permite 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.

4.2.3 Soluciones óptimas lexicográficas

Este método convierte el problema de optimización, donde todas las componentes del vector de funciones $f(x)$ tienen la misma importancia, en un problema donde las componentes de dicho vector tienen una importancia decreciente [Herreros, 2000]. Así, el problema de optimización lexicográfica se formula como una secuencia de n minimizaciones, P_i .

Este método solo es aplicable a los casos donde el orden de prioridad de los objetivos esté claro.

4.2.4 Algoritmo de Ramificación y Acotamiento (Branch and Bound)

En este método se divide al espacio de búsqueda X en un conjunto de particiones y se hallan los mínimos de las cotas inferior y superior de la función $f(x)$ del conjunto de dichas particiones. Se considera que ambos mínimos de $f(x)$ en una partición están en los extremos de la misma. Las particiones que tengan mínima cota inferior se vuelven a dividir y se repite el proceso hasta que la diferencia entre los dos mínimos, superior e inferior, sean menor que un valor dado. El mínimo global de la función se considera que está entre los dos mínimos, superior e inferior, hallados.

4.2.5 Algoritmo de Búsqueda Tabú (Tabu search)

La Búsqueda Tabú [Glover and Melián, 2003] es un procedimiento meta heurístico cuya característica distintiva es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de

resolución de problemas. La Búsqueda Tabú, a diferencia de otros algoritmos basados en técnicas aleatorias de búsqueda de soluciones cercanas, se caracteriza por utilizar una estrategia basada en el uso de estructuras de memoria con el fin de escapar de los óptimos locales, en los que puede quedar atrapado al *move* de una solución a otra dentro del espacio de soluciones.

Este algoritmo se dota, por lo tanto, de una memoria donde se almacenan los últimos movimientos realizados, y que puede ser utilizada para recordar aquellos movimientos que harían volver de nuevo a soluciones ya exploradas. Las soluciones ya exploradas serían Tabú, y no deberían volverse a explorar.

4.2.6 Técnica de Recocido Simulado

El algoritmo de Recocido Simulado, propuesto en [Kirkpatrick et al., 1983], es un método global para la resolución de problemas de optimización combinatorial que posee una gran habilidad para escapar de los óptimos locales. El algoritmo está basado en una analogía con el proceso físico de recocido de sólidos.

Dado un estado S_i de un sólido con energía E_i , el siguiente estado S_j se genera mediante la aplicación de un mecanismo de perturbación sobre el estado S_i . Si $E_j - E_i < 0$, el estado S_j es aceptado con una determinada probabilidad.

4.3 INTRODUCCIÓN A LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Los Algoritmos Evolutivos están basados en los principios básicos de la evolución natural de las especies, de forma que los individuos más aptos sobreviven y se reproducen generando así nuevos individuos (soluciones). En general, estos métodos se basan en generar, seleccionar, combinar y reemplazar un conjunto de soluciones.

Existen varios tipos de Algoritmos Evolutivos. Así, las Estrategias Evolutivas se aplicaron inicialmente para la resolución de problemas continuos de optimización paramétrica, aunque posteriormente también se han aplicado para la resolución de problemas discretos. Fueron desarrolladas inicialmente por Rechenberg y Schwefel, [Rechenberg, 1994] y [Schwefel, 1995], en la Universidad Técnica de Berlín. Una detallada descripción de la teoría de las estrategias evolutivas puede encontrarse en [Beyer, 2001].

Otros Algoritmos Evolutivos que pueden destacarse son la Programación Genética [Koza, 1992] y la Programación Evolutiva [Fogel, 1999]. Sin embargo, los Algoritmos Genéticos (AG) son los Algoritmos Evolutivos más utilizados y aplicados. Los AG fueron propuestos en 1975 por Holland, en la Universidad de Michigan [Holland, 1975].

Un AG es un algoritmo de búsqueda basado en los mecanismos de la evolución de organismos (soluciones) a través de la supervivencia del más apto, hasta llegar a una solución óptima. El AG combina la evaluación de la solución, a través de la adopción de un criterio de calidad de la misma, con el intercambio de información genética de las soluciones intermedias. Para ello se vale de tres operadores básicos: selección, cruce y mutación.

Por otra parte se necesita una codificación de la información genética. Para la codificación suele utilizarse una cadena (cromosoma) cuyos elementos pueden ser, por ejemplo, el número cero o el número uno (codificación binaria), siendo éste el tipo de codificación que se planteó originalmente por parte de Holland cuando definió el denominado AG canónico. En ocasiones puede ser mejor no utilizar una codificación binaria, por ejemplo usar números enteros, ya que puede que así se logre una representación más natural de las soluciones. En algunos casos, en lugar de vectores se utilizan matrices, logrando así simplificar la codificación de las posibles soluciones. La codificación depende del problema que se va a resolver y de cómo son las posibles soluciones, por lo que no se pueden dar reglas fijas para codificar las soluciones de un problema. Es importante indicar que un AG trabaja con la codificación de las soluciones, no con las soluciones directamente.

Para alcanzar la solución con un AG, se genera inicialmente una primera población de individuos, siendo habitual que se generen aleatoriamente. Después se calcula su aptitud (fitness), determinando así los que presentan una mayor probabilidad de sobrevivir y de tener descendencia, mientras que los individuos con menor aptitud tenderán a desaparecer conforme avance la ejecución del algoritmo. La suma de las aptitudes de todos los individuos será igual a la unidad, ya que la función de aptitud es una distribución de probabilidad de que los individuos sean seleccionados con el fin de aplicarles el operador cruce. La función de aptitud no es la función objetivo. Por ejemplo, uno de los métodos más recomendados para calcular la aptitud es el que hace uso del rango, siendo éste el número de orden que le corresponde a cada solución una vez que se calcula el valor de la función objetivo de cada una de ellas y se ordenan de mejor a peor. Así, es posible calcular fácilmente la aptitud, por ejemplo, con las ecuaciones 4.5 y 4.6.

$$Total = \sum_{i=1}^N rango\ peor\ solucion - rango\ solucion_i \quad (4.5)$$

$$Aptitud_i = \frac{rango\ peor\ solución - rango\ solución_i}{Total} \quad (4.6)$$

Posteriormente se aplica el operador cruce (seleccionando a los individuos en función de su aptitud), y el operador mutación (realizando cambios o mutaciones en los individuos aleatoriamente). Al aplicar el operador cruce y mutación algunas de las soluciones se sustituyen por otras que aparecen nuevas. Posteriormente se vuelve a calcular la aptitud de los individuos que forman la población y se vuelven a aplicar los operadores, y así sucesivamente.

La selección de individuos, para aplicarles el operador cruce, puede realizarse utilizando varios métodos: estocástico universal (método de la ruleta), torneo, etc.

Estocástico universal: Este método es muy simple, y consiste en utilizar una ruleta en la que cada individuo tiene asignado un número de casillas que es proporcional a su aptitud. Así, como todas las casillas poseen la misma probabilidad de ser seleccionadas, cada individuo tendrá una probabilidad de ser seleccionado directamente proporcional a la aptitud. En la figura 4.3 se muestra un ejemplo de aplicación de este método.

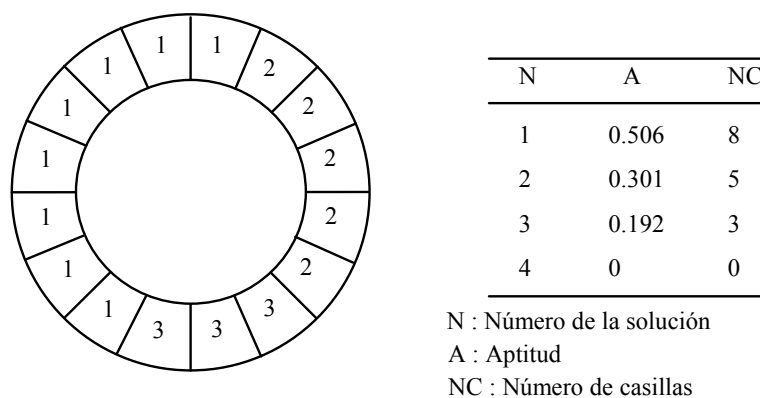


Figura 4.3. Ruleta utilizada en el método estocástico universal.

Torneo: La idea de este método es muy simple. Se baraja la población y después se hace competir a los individuos que la integran en grupos de tamaño predefinido (normalmente de dos en dos) en un torneo del que resultarán ganadores aquéllos que tengan valores de aptitud más altos. Si se efectúa un torneo binario (competencia por parejas), entonces la población se debe barajar 2 veces. Nótese que esta técnica garantiza la obtención de múltiples copias del mejor individuo entre los progenitores de la siguiente generación (si se efectúa un torneo binario, el mejor individuo será seleccionado 2 veces). Una vez realizada la selección, se procede a realizar el cruce de los individuos seleccionados. En esta etapa los supervivientes tendrán descendientes que formarán la población de la siguiente generación.

Habitualmente, cuando se utilizan vectores para la codificación, se utiliza un único punto de cruce, aunque es posible utilizar dos o más, existiendo además otros métodos de cruce que se han venido desarrollando y aplicando, y que han dado buenos resultados en la resolución de problemas utilizando Algoritmos Genéticos.

Cuando se usa un único punto de cruce, éste se escoge de forma aleatoria sobre la longitud de la cadena o vector, y a partir de él se realiza un cruce de los 2 individuos, tal y como se muestra en la figura 4.4. Cuando se usan dos puntos de cruce, se procede de manera similar, pero en este caso el cruce se realiza tal y como se indica en la figura 4.5.

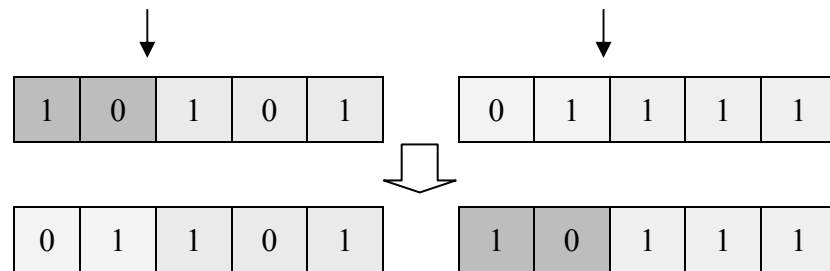


Figura 4.4. Uso de un único punto de cruce.

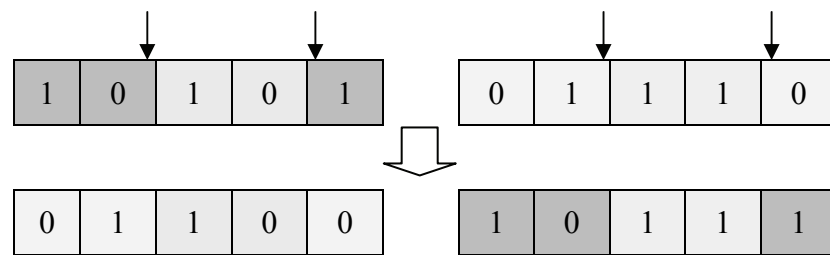


Figura 4.5. Uso de dos puntos de cruce.

El número de cruces que se aplican viene determinado por lo que se denomina tasa de cruce, que permite calcular el porcentaje de individuos a los que se les aplica el operador.

Por otro lado, para aplicar el operador mutación se seleccionan aleatoriamente soluciones (no interviene en este caso su aptitud), y se produce un cambio de uno de los genes (por ejemplo, un bit del vector que codifica a una solución), que es seleccionado también de forma aleatoria. Al igual que el cruce, el número de mutaciones viene determinado por un parámetro, en este caso denominado tasa de mutación.

Habitualmente el porcentaje de soluciones a las que se les aplica el operador cruce es de más del 60%, mientras que a las que se les aplica mutación no suelen superar el 5%.

Una vez que se han cruzado y mutado las soluciones seleccionadas, y dado que aparecen nuevas soluciones, es necesario determinar a qué soluciones sustituyen las

nuevas. Existen dos planteamientos fundamentales a este respecto, en el primero los individuos generados sustituyen a sus progenitores, con lo que un individuo no convive nunca con sus antecesores. En el segundo planteamiento se sustituyen los individuos peor adaptados de toda la población, por lo que van a convivir los nuevos individuos y sus ancestros. El segundo planteamiento puede calificarse de elitista, que es como se denomina un AG cuando se preservan las mejores soluciones evitando que puedan desaparecer.

Además de calcular la aptitud, y aplicar los operadores de cruce y mutación, es necesario establecer un criterio de parada del algoritmo. Así, se puede considerar que el proceso de optimización ha terminado cuando se han ejecutado un determinado número de generaciones (iteraciones) prefijadas, o también se puede considerar que el proceso de optimización ha finalizado si durante un determinado número de generaciones no se observa que mejore el valor de la función objetivo de la mejor solución. Los dos criterios mencionados son los que más se suelen utilizar.

Para finalizar esta breve introducción se va a proceder a describir algunos aspectos relacionados con la diversidad de las soluciones cuando se utiliza un AG.

Es esencial para el buen funcionamiento de un AG tener controlada en todo momento la diversidad de la población. En un sentido general se entiende por diversidad a la variedad de individuos y en particular a la variedad de aptitudes. La necesidad de la diversidad de individuos se debe a que con poca variedad el operador cruce pierde casi por completo la capacidad de intercambio de información útil entre individuos y, en definitiva, no se obtienen mejores soluciones. La necesidad de tener controlada la diversidad de aptitudes (de individuos) radica en la imposibilidad práctica de trabajar con una población infinita. Con poca diversidad de aptitudes todos los individuos tendrán más o menos las mismas posibilidades de sobrevivir y la selección no incrementará la diversidad por lo que el peso de la búsqueda recaerá en la mutación, lo que traerá como consecuencia una búsqueda aleatoria [Herreros, 2000]. Cuando se trata de optimizar múltiples objetivos, el mantener la diversidad es un aspecto fundamental, ya que en optimización multiobjetivo se pretende encontrar soluciones que estén lo más cercanas posible al frente de Pareto, y también lo más dispersas a lo largo del frente [Sánchez, 2002].

Para mantener la diversidad, entre las técnicas más frecuentemente utilizadas se encuentran:

- Reducción del ruido de selección.
- Mezcla directa.
- Re-inicialización.

- Algoritmos genéticos paralelos.
- Restricción en la reproducción.
- Métodos de nicho.

De estas técnicas, las más utilizadas son los métodos de nicho. Una revisión de los métodos de nicho se encuentra en [Sareni y Krahenbuhl, 1998].

De entre los métodos de nicho, en esta Tesis Doctoral se ha utilizado el método de compartimiento (sharing). Este método fue propuesto en [Holland, 1975]. El compartimiento de la función de evaluación de un individuo denominado F' es igual a su función de evaluación F dividida por un contador de nichos. El contador de nichos es la suma de los valores de las funciones de compartimiento entre él y los demás individuos de la población, incluyéndose a él mismo. La ecuación 4.7 define formalmente el compartimiento de la función de evaluación de un individuo i , donde N es el número de individuos de la población.

$$F'(i) = \frac{F(i)}{\sum_{j=1}^N Sh(d_{i,j})} \quad (4.7)$$

Siendo Sh la función de compartimiento, determinada en función de la distancia d entre dos elementos de la población. Esta función retorna el valor 1 si los elementos son iguales y el valor cero si la diferencia entre ellos es mayor que el radio del nicho. El radio del nicho se determina por una constante denominada σ_{share} . Si la distancia entre dos elementos de la población es mayor o igual a σ_{share} , no se afecta el compartimiento de la función de evaluación de uno sobre el otro. Esto es,

$$Sh(d_{i,j}) = \begin{cases} 1 - \left[\frac{d_{i,j}}{\sigma_{share}} \right]^2 & \forall d_{i,j} < \sigma_{share} \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases} \quad (4.8)$$

4.4 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO

Los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo (MOEAs del inglés Multi-Objective Evolutionary Algorithm) han sido utilizados para resolver problemas de optimización en los que existen varios objetivos. Los primeros MOEAs que se desarrollaron son los que se consideran de primera generación, mientras que los actuales corresponden a la

categoría de MOEAs de segunda generación [Salazar, 2003]. En la tabla 4.2 se indican los MOEAs más importantes que se han venido desarrollando y aplicado hasta estos momentos. La primera implementación práctica de un MOEA fue propuesta en [Schaffer, 1985], donde se introdujo el denominado VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm). Posteriormente se propusieron varios modelos de MOEAs. A mediados de los 90s se desarrollaron diversos algoritmos tales como el MOGA, NSGA y NPGA. Actualmente destacan varios más sofisticados que utilizan archivos externos donde se almacenan las soluciones no dominadas, y técnicas más eficientes de nichos: NSGA-II, PAES, SPEA, SPEA2, PESA I y PESA II.

Nombre del modelo	Autores
VEGA. Vector Evaluated Genetic Algorithm	Schaffer, 1985
MOGA. Multiple Objective Genetic Algorithm	Fonseca y Fleming, 1993
NSGA. Non-Dominated Sorting Pareto Genetic Algorithm	Srinivas y Deb, 1994
NPGA. Niched-Pareto Genetic Algorithm	Horn et al., 1994
NSGA-II. Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm	Deb, 2000
SPEA. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 1	Zitzler y Thiele, 1998
SPEA2. Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2	Zitzler et al., 2001
PAES. Pareto Archived Evolutionary Strategy	Knowles y Corne, 1999
Micro-GA. Multi-Objective Micro Genetic Algorithm	Coello y Pulido, 2001
PESA-I. Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 1	Corne, 2000
PESA-II. Pareto Enveloped Base Selection Algorithm 2	Corne, 2001

Tabla 4.2. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo de primera y segunda generación

4.4.1 MOEAs de primera generación

Los algoritmos más representativos de esta generación son: VEGA, MOGA, NPGA y NSGA.

VEGA

David Schaffer usó una extensión del Algoritmo Genético simple a la que llamó el Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA), y que difiere del primero en la forma en que se efectúa la selección.

En un problema de dos objetivos, por ejemplo coste y fiabilidad, VEGA puede seleccionar la mitad de la próxima generación utilizando el más bajo coste como criterio de selección (función escalar de evaluación) y la otra mitad utilizando la más alta fiabilidad.

Schaffer indica que el algoritmo VEGA es capaz de encontrar solo los puntos extremos de la curva de Pareto.

MOGA

En [Fonseca and Fleming, 1993], los autores proponen una técnica en la que la jerarquía de un cierto individuo está dada por el número de individuos que lo dominan en la población actual. Por ejemplo, la jerarquía del individuo x_i en la generación t , que es dominado por n_i individuos, es:

$$\text{Jerarquia}(x_i, t) = r_i = 1 + n_i \quad (4.9)$$

donde:

x_i : es el individuo i

t : es la generación actual.

n_i : es el número de individuos que dominan al individuo i en la generación t .

De esta manera, todos los individuos no dominados tienen jerarquía 1, y los demás son penalizados de acuerdo al número de individuos que lo dominan. MOGA es una técnica eficiente y sencilla de implementar, aunque al igual que todas las demás técnicas de jerarquización que hacen uso del concepto de optimalidad de Pareto, su eficiencia depende en gran medida de cómo se lleva a cabo el reparto de la aptitud. Sin embargo, cabe mencionar que en 1993 Fonseca y Fleming desarrollaron una muy buena metodología en la que un individuo de la población posee un rango en función de los individuos que domina.

NPGA

Fue propuesto en [Horn et al., 1994]. Se propuso una selección mediante torneo basado en la dominancia del Pareto, denominado *Torneo de Pareto*. Este algoritmo extiende el tradicional Algoritmo Genético a objetivos múltiples utilizando un rango de dominancia de Pareto y una compartición de la función de evaluación con la cual se desea mantener la curva del frente de Pareto durante el proceso de optimización. Los parámetros básicos de un Algoritmo Genético son el tamaño de la población, la tasa de cruce y la tasa de mutación. El NPGA añade dos operadores genéticos especializados: el rango de dominancia Pareto y la continua evaluación del compartimiento. Estos operadores alteran el mecanismo tradicional de selección en una ordenación parcial de la población, manteniendo la diversidad en la población a través de las generaciones sucesivas. El torneo y la evaluación del compartimiento controlan el proceso evolutivo en el algoritmo de optimización.

Durante el Torneo de Pareto, dos soluciones i y j son escogidas aleatoriamente de la población P . Estas soluciones son comparadas con un sub-conjunto T de P de tamaño $t_{\text{dom}} < |P|$. Pueden suceder los siguientes casos: Si la solución i domina al sub-conjunto T y la solución j es dominada por algún elemento de T , la solución i es la vencedora. Recíprocamente, si la solución j domina al sub-conjunto T y la solución i es dominada por algún elemento de T , la solución j es la vencedora. En caso contrario, puede ocurrir que ambas soluciones dominen a T , o que al menos una solución en T domine a i y j , en estos casos se calcula un contador de nicho para escoger la solución vencedora.

El cálculo del nicho para i y j se realiza sobre una nueva población generada, diferente en relación al cálculo del nicho sobre una nueva población que está siendo generada (Q). Los autores de este método lo denominan cálculo del compartimiento dinámicamente actualizado.

Inicialmente, cuando Q está vacía, el cálculo del nicho no se puede realizar, y en el caso de empate entre dos soluciones candidatas, se escoge una de ellas aleatoriamente. Las soluciones ganadoras p_1 y p_2 generan las descendientes c_1 y c_2 , las cuales son incluidas en Q . En las siguientes iteraciones el cálculo del nicho para escoger la solución ganadora utiliza la siguiente medida de distancia:

$$d_{i,k} = \sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\frac{f_m^{(i)} - f_m^{(k)}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right)^2} \quad (4.10)$$

donde:

$d_{i,k}$ es la distancia entre los elementos i y k

f_m^{\max} y f_m^{\min} son los valores mínimos y máximos para la m -ésima función objetivo.

NSGA

El NSGA es un método similar al MOGA. Su principal diferencia se encuentra en la manera en que la función de evaluación se atribuye a los individuos en la estrategia del nicho. Esta técnica fue propuesta en [Srinivas and Deb, 1994], y se basa en el uso de varias capas de clasificación de los individuos. Antes de efectuar la selección, la población es jerarquizada en base a la no dominación. Todos los individuos no dominados se clasifican en una misma categoría (con un valor arbitrario de aptitud, el cual es proporcional al tamaño de la población, a fin de proporcionar un potencial reproductivo equitativo para estos individuos). Para mantener la diversidad de la población se efectúa un reparto de aptitud entre estos individuos clasificados usando los valores arbitrarios de aptitud definidos previamente. Posteriormente este grupo de individuos clasificados se ignora, considerándose otra capa de individuos no dominados. Este proceso se repite hasta que todos los individuos de la población estén clasificados.

4.4.2 Algoritmos pertenecientes a la segunda generación

PAES

Este algoritmo fue propuesto en [Knowles and Corne, 1999]. Es el más simple dentro de la optimización evolutiva multiobjetivo. Está formado por una estrategia evolutiva con un archivo externo en el que se almacenan algunas de las soluciones no dominadas encontradas. Este archivo se usa como una referencia contra cada uno de los individuos que se obtienen como resultado de la mutación.

SPEA

Este algoritmo se propuso inicialmente en [Zitzler and Thiele, 1999]. Usa un archivo externo en el que almacena los individuos no dominados que va encontrando, actualizándolo en cada generación. En el caso de que el tamaño de ese conjunto exceda el de un número máximo de individuos, se utiliza un algoritmo de agrupamiento para reducir el tamaño del conjunto. Para cada uno de los individuos que son añadidos en el archivo externo se calcula un valor de fortaleza similar a las jerarquías de MOGA. La aptitud de cada individuo de la población actual se calcula de acuerdo a los valores de fortaleza de los individuos del archivo externo a los cuales domina. Para mantener la diversidad, SPEA usa una técnica de clustering denominada método de encadenamiento promedio.

NSGA-II

El algoritmo NSGA-II [Deb, 2000] está basado en la ordenación de cada individuo mediante el concepto de no-dominancia. Además, esta propuesta introduce un algoritmo rápido de ordenación. Se evalúa una distancia de crowding o distancia múltiple, considerando el tamaño del mayor paralelogramo que circunda cada individuo. Este parámetro mantiene la diversidad en la población, evitando el uso del factor de compartición de aptitud.

SPEA2

El algoritmo SPEA2, introducido en [Zitzler et al., 2001], fue desarrollado por los mismos autores que el SPEA con el fin de tratar de soslayar ciertas posibles debilidades de su antecesor. Se diferencia del SPEA en tres puntos principales:

1. La función objetivo de asignación se ha mejorado, teniendo en cuenta para cada individuo tanto el número de individuos que domina como el número de individuos que lo dominan a él.
2. Una estimación de la densidad de vecinos se añade a esta función, permitiendo una orientación más exacta a lo largo de la búsqueda. Se dispone así de una función objetivo más precisa. El archivo externo adquiere tamaño fijo.
3. Además, se sustituye la técnica de compartimiento por un operador de truncamiento que evita la posibilidad de eliminar las soluciones extremas de entre las no-dominadas, preservando el rango máximo de las soluciones no-dominadas.

4.5 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI OBJETIVO IMPLEMENTADOS

En el capítulo cinco se indican los aspectos más relevantes de los Algoritmos Evolutivos que se han implementado en los trabajos desarrollados durante la elaboración de esta Tesis Doctoral. El problema que se ha abordado en el presente trabajo es la continuación de los presentados en [Bernal, 1998], incorporando además la aplicación de técnicas evolutivas basadas en el concepto de dominancia de Pareto para modelos de optimización multiobjetivo multi etapa.

Así, se ha utilizado la representación genética de cadenas de cromosomas 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 de la red de distribución. Por ejemplo, la siguiente cadena:

021002210101

representa una configuración de una red en la que existen 7 líneas 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 [Bernal, 1998].

El modelo genético mostrado en [Bernal, 1998] utiliza una segunda cadena en la que determinadas posiciones representan 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 del diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica está formada por dos cadenas de números enteros. Así, por ejemplo, las dos cadenas siguientes:

$$| 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 1 | 3 | 2 | 1 | 0 | \quad | 1 | 0 | 1 |$$

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).

4.5.1 Elección de la mejor solución

Como ya se ha comentado, el conjunto de todas las soluciones óptimas eficientes se denomina frontera eficiente o frontera Pareto Óptima. En esta Tesis Doctoral, cada solución de esta frontera viene representada por un punto (C_k, E_k) , donde el valor de C_k se ha obtenido mediante la función de costes y donde el valor de E_k se ha obtenido mediante la función de energía esperada no suministrada. Para realizar la elección de la mejor solución, en este trabajo de investigación, se ha aplicado la técnica Max-min [Domínguez, 2000], que se explica a continuación.

En primer lugar se normalizan los valores de (C_k, E_k) según la expresión siguiente:

$$\left(\frac{C_{\max} - C_k}{C_{\max} - C_{\min}}, \frac{E_{\max} - E_k}{E_{\max} - E_{\min}} \right) \quad (4.11)$$

siendo C_{max} y E_{max} los valores máximos de la función de coste total y de la función de energía esperada no suministrada respectivamente, y C_{min} y E_{min} los valores mínimos de la función de coste total y de la función de energía esperada no suministrada respectivamente. Esta normalización conduce a un punto (1,1) en el punto ideal (C_{min} , E_{min}), y a (0,0) en el punto (C_{max} , E_{max}), es decir, que determina el grado de satisfacción de cada función objetivo. A los pares de valores normalizados se les aplica el criterio Max-min y se obtiene la solución elegida.

El criterio Max-min consiste en utilizar el grado de satisfacción de cada objetivo, que se puede calcular teniendo en cuenta el valor mínimo y máximo de ese objetivo. El valor mínimo tendrá un grado de satisfacción unidad y el valor máximo tendrá un grado de satisfacción cero. El valor de cada objetivo obtenido en cada solución es ordenado entre el grado máximo posible de satisfacción y el mínimo correspondiente. El criterio de decisión se basa en maximizar el grado mínimo de satisfacción de cada uno de los objetivos.

El grado de satisfacción de la función coste se denominará S.Coste, y el de la función de la energía esperada no suministrada se denotará S.EENS. El máximo valor Max-min se corresponde con la mejor solución obtenida en el diseño de la red de distribución de energía eléctrica.

Capítulo 5 OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO MONOETAPA

El problema del diseño óptimo y planificación de los sistemas de distribución de energía eléctrica es un problema combinatorial donde el número de posibles configuraciones que tienen que ser analizadas crece exponencialmente con el tamaño de la red. Es un problema de difícil solución mediante las técnicas tradicionales por la gran cantidad de posibles configuraciones posibles, especialmente en los sistemas de distribución de gran tamaño. En este capítulo se presentan las metodologías que se han utilizado en esta Tesis Doctoral para resolver este problema. Estas técnicas están basadas en el uso de Algoritmos Evolutivos, y son muy adecuadas para resolver problemas combinatoriales dado que no exploran todo el espacio de posibles soluciones, evaluando únicamente un grupo reducido, y de buena calidad, del gran número de configuraciones candidatas [Mendoza et al, 2006a].

5.1 INTRODUCCION

A continuación se indican los aspectos más relevantes de los Algoritmos Evolutivos que se han implementado en este trabajo de investigación. Dichos aspectos corresponden al diseño óptimo multiobjetivo de sistemas de distribución de energía eléctrica.

El problema que se ha abordado en el presente trabajo es la continuación de los trabajos descritos en [Bernal, 1998], incorporando la aplicación de los algoritmos NSGA y SPEA.

Se ha utilizado la representación genética de cadenas de cromosomas 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 de la red de distribución. Por ejemplo, la siguiente cadena:

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

representa una posible configuración de una red eléctrica en la que existen 7 líneas eléctricas (valores diferentes a “0”) de un total de 12 posibles y de las cuales cuatro se han construido con el tamaño de conductor número “1”, y tres se han construido con tamaño de conductor número “2” [Bernal, 1998].

El modelo mostrado en [Bernal, 1998] utiliza una segunda cadena en la que determinadas posiciones representan la existencia (o no) de unas determinadas subestaciones y unos determinados tamaños para las mismas.

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. 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).

5.2 APLICACIÓN DEL ALGORITMO NSGA AL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

En este apartado se describe el algoritmo NSGA, formulado por primera vez en [Srinivas and Deb, 1994], aplicado a la optimización de redes de distribución de energía eléctrica.

El problema que se desea resolver con este algoritmo es el de obtener una topología o configuración óptima del sistema de distribución de energía eléctrica, dado un conjunto de rutas posibles, de nudos de consumo de energía, la capacidad de los conductores y la capacidad de suministro de las subestaciones, y además considerando varias restricciones técnicas. En algunos casos, para redes de gran tamaño, se puede tener un número muy elevado de posibles soluciones para el problema de optimización del sistema de distribución. En este trabajo se ha planteado la minimización de dos objetivos: el coste total del sistema de distribución y la energía eléctrica esperada no suministrada.

El NSGA emplea un valor de adaptación llamado Dummy Fitness (F_d). El algoritmo 5.1 resume el planteamiento del NSGA.

➤ Algoritmo 5.1

Datos de entrada: - Población.

- Radio del nicho (σ_{Share})

- 1.- Generar la población inicial de tamaño M . Hacer $G=0$.
- 2.- Evaluar las soluciones iniciales.
- 3.- Iniciar proceso de clasificación por frentes de la población.
 - 3.1.- Asignar Valor de adaptación Dummy Fitness (F_d).
 - 3.2.- Identificar individuos no-dominados según Pareto.
 - 3.3.- Ejecutar técnica de compartimiento (Sharing).
- 4.- Reproducir individuos de acuerdo a su aptitud.
- 5.- Realizar Cruce de individuos.
- 6.- Realizar Mutación de individuos.
- 7.- Integrar la nueva generación hasta alcanzar la generación máxima.

El NSGA difiere del Algoritmo Genético simple en la manera en que el método de selección trabaja manteniendo idénticos los operadores de cruce y mutación. El paso desde el AG simple hacia el NSGA involucra la adición de dos operadores genéticos especializados. Antes del proceso de selección la población se ordena según su nivel de dominancia, clasificando a la población en *frentes* mediante la asignación del F_d y la

evaluación del compartimiento. Estos operadores alteran el mecanismo tradicional de selección en una ordenación parcial de la población, manteniendo la diversidad de la misma a través de las generaciones sucesivas. La técnica de compartimiento (sharing), que se realiza en el punto 3.3 del algoritmo 5.1 se muestra en el algoritmo 5.2.

➤ **Algoritmo N° 5.2**

Datos de entrada: - Población de tamaño M.

- Radio del nicho (σ_{Share})

1.- Hacer Front = 1. Hacer i = 1.

2.- Compare los dos objetivos $x^{(1)}$ y $x^{(2)}$

- $x^{(1)} \succ x^{(2)}$, $x^{(1)}$ domina a $x^{(2)}$,
- $x^{(1)} \prec x^{(2)}$, $x^{(2)}$ domina a $x^{(1)}$,
- $x^{(1)} \sim x^{(2)}$, $x^{(1)}$ y $x^{(2)}$ son indiferentes

3.- Asignar $F_d = M$ a las soluciones que son no-dominadas.

4.- Para cada individuo asignar F_i de acuerdo a la ecuación 5.1.

$$F_i = \frac{F_d}{1 + \sum_{j; j \neq i} Sh(d_{i,j})} \quad (5.1)$$

Siendo Sh la función de compartimiento, determinada como

$$Sh(d_{i,j}) = \begin{cases} 1 - \left[\frac{d_{i,j}}{\sigma_{share}} \right]^2 & \forall d_{i,j} < \sigma_{share} \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases} \quad (5.2)$$

Con la adición de la función de compartimiento (Sharing) se espera encontrar y mantener la curva del frente de Pareto durante el proceso de optimización. La dificultad del método de compartimiento radica en encontrar el valor adecuado de σ_{Share} , y para ello se precisa de un buen conocimiento del problema y de la posible distribución del espacio de búsqueda.

En las siguientes iteraciones el cálculo del sharing para escoger la solución ganadora utiliza la siguiente medida de distancia:

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{m=1}^M \left(\frac{f_m^{(i)} - f_m^{(k)}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}} \right)^2} \quad (5.3)$$

siendo f_m^{\max} y f_m^{\min} los valores mínimos y máximos para la k -ésima función objetivo.

6.- Decrementar F_d tal que $0 < F_d < \min$ función aptitud frontera anterior

7.- Volver al Algoritmo Evolutivo.

En la figura 5.1 se muestra el diagrama de flujo correspondiente al algoritmo NSGA modificado que se ha utilizado en esta Tesis Doctoral. En él se observa la incorporación de un procedimiento de evaluación de la factibilidad de las soluciones encontradas a lo largo del proceso de optimización en el cual se descartan aquellas soluciones no factibles obtenidas en cada paso del algoritmo.

El algoritmo NSGA aplicado en este trabajo es una extensión del Algoritmo Evolutivo propuesto en [Bernal, 1998], y por lo tanto posee características similares a las consideradas en ese trabajo. Así, por ejemplo, la codificación de las soluciones es la indicada en la introducción de este capítulo. A continuación se describen las características del algoritmo implementado.

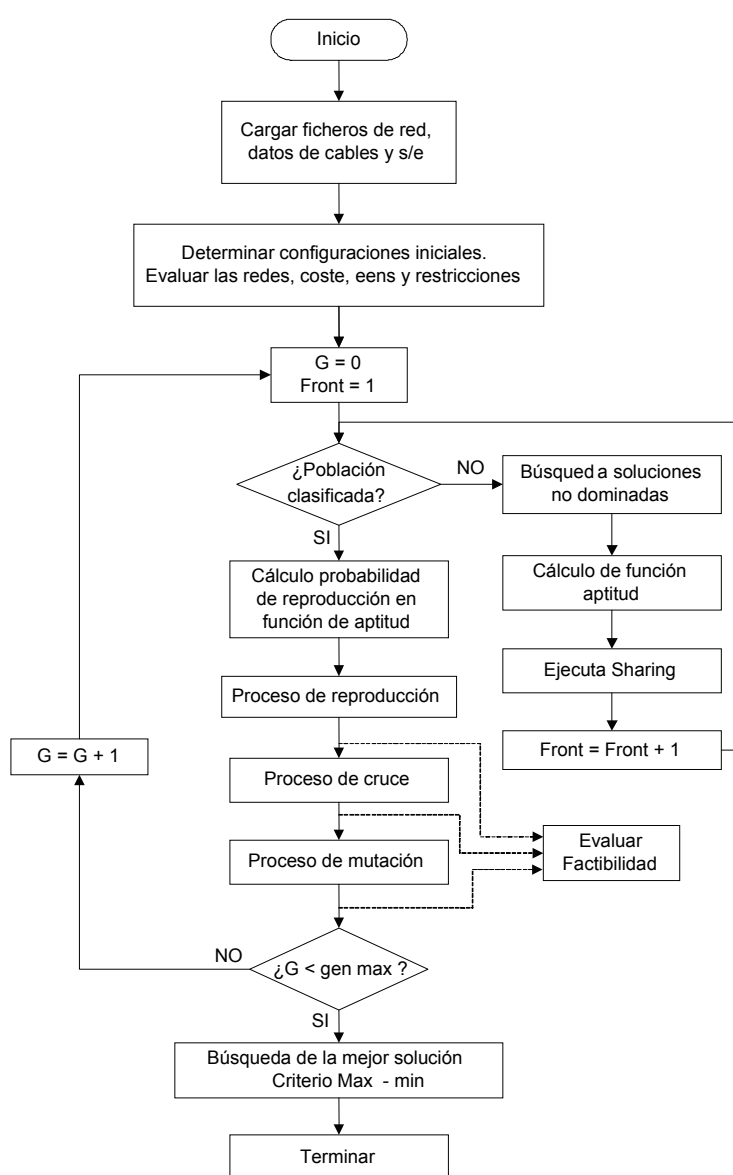


Figura 5.1. Diagrama de flujo del NSGA modificado

5.2.1 Carga y lectura de ficheros

Es necesario proporcionarle al algoritmo los parámetros con los que se da inicio el proceso de optimización. Estos parámetros se encuentran definidos en ficheros de texto, y son los que controlan el NSGA. Para la ejecución del NSGA se han tenido en cuenta el tamaño de la población, el número de generaciones, las tasas de cruce y de mutación, y las características del sistema de distribución, tales como el número de rutas propuestas para la construcción de líneas, el número de nudos y el número de subestaciones, así como los diferentes tipos de conductores y subestaciones que pueden utilizarse en el diseño, y sus capacidades.

5.2.2 Generación de la población inicial (soluciones iniciales)

El algoritmo NSGA utilizado genera una población inicial que se obtiene de forma aleatoria. Una vez seleccionada la población inicial se comprueba la factibilidad técnica de las topologías resultantes, esto es, que no se sobrepasan ni las capacidades de los conductores y subestaciones ni las caídas de tensión permitidas. Esta evaluación de la factibilidad técnica se lleva a cabo durante todos los pasos del proceso de optimización.

5.2.3 Función de evaluación del compartimiento

Para iniciar los procesos de reproducción, cruce y mutación, en el NSGA se realiza la evaluación de las soluciones, del problema de diseño óptimo de sistemas de distribución, jerarquizándolas de acuerdo a su no dominancia.

En primer lugar se determinan las soluciones no dominadas mediante el concepto de optimalidad de Pareto. De acuerdo al grado de dominancia, se diferencia entre cuatro tipos de individuos: individuos *no dominados*, *dominados de orden 1*, *dominados de orden 2* y *dominados por más de dos individuos*. Esto quiere decir que los individuos clasificados como no dominados son los mejores, con una función de aptitud mayor.

Una vez determinadas las soluciones no dominadas se procede a calcular las aptitudes de los individuos utilizando el rango de cada una de las soluciones. 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 para cada uno de ellos. Es decir, la ordenación se realiza 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 buen comportamiento del Algoritmo Evolutivo, habiéndose comprobado esto último

experimentalmente en los trabajos realizados. Una vez determinado el rango de cada solución i , para una población N , se definen:

$$Total = \sum_{i=1}^N Peor\ solucion - solucion_i \quad (5.4)$$

y la aptitud de cada individuo se calcula como:

$$Aptitud_i = \frac{rango\ peor\ solucion - rango\ solucion_i}{Total} \quad (5.5)$$

Una vez determinada la aptitud de los individuos se ejecuta el algoritmo de compartimiento (sharing). Los individuos similares comparten parte de su aptitud, decrementando el valor de la aptitud de cada uno de ellos. De esta forma la selección actúa contra los nichos superpoblados. Este procedimiento de compartimiento se realiza tal y como se muestra en el algoritmo 5.2, y de acuerdo a las ecuaciones 5.1 y 5.2. Para la primera generación el valor de adaptación F_d será igual a la población actual. El resultado de este algoritmo es la clasificación en fronteras de los individuos.

La dificultad de este procedimiento radica en que el cálculo de la compartición implica $O(n^2)$ operaciones, donde n es el tamaño de la población actual. En problemas de gran tamaño y, por lo tanto, con cadenas con muchos elementos, como es el caso de la codificación de las redes de distribución reales, este método puede dar lugar a tiempos de cálculo excesivamente elevados.

5.2.4 Procesos de reproducción, cruce y mutación

La probabilidad de supervivencia de cada individuo depende de su aptitud. En un proceso de diseño óptimo de sistemas de distribución los individuos con grandes aptitudes, pertenecientes a la frontera de Pareto, poseen una alta probabilidad de sobrevivir en las siguientes generaciones. En este trabajo, un 100 % de probabilidad de supervivencia se le asigna a las mejores soluciones de cada generación, evitando así su desaparición al pasar de una generación a otra, y permitiendo que el algoritmo converja hacia mejores soluciones de una forma rápida. Esta técnica de protección de las mejores soluciones se denomina *elitista* en los artículos especializados.

En los Algoritmos Evolutivos el operador cruce se utiliza para combinar las características de las soluciones seleccionadas para que puedan transmitir sus características a sus descendientes. La aplicación del operador cruce se realiza seleccionando, con una probabilidad que depende de la aptitud de las soluciones que constituyen la población, dos soluciones. Las cadenas que representan a las líneas del sistema de distribución se cruzan por un punto, 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, estas líneas se codifican mediante números mayores que 100. Así, si una línea de reserva se construye con el tipo de conductor 1, entonces el número que se utiliza para indicarlo es el “101”. Si la línea no es de reserva, y se utiliza el tipo de conductor número 1, entonces se indica en la cadena mediante un “1”.

En este trabajo se ha considerado que el operador cruce debe dar lugar a tantas soluciones factibles como determine el producto *Tasa de cruce x población*. Además, se ha determinado qué valores aproximados de las tasas de cruce dan lugar a 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 dota al algoritmo de un alto grado de búsqueda dirigida, ya que, en cada cruce, la información genética de algunas soluciones es lo que se utiliza para formar otras nuevas [Bernal, 1998]. Una tasa de mutación elevada dota al algoritmo de un alto grado de búsqueda aleatoria. Es necesario encontrar un equilibrio entre estos dos valores para evitar que el Algoritmo Evolutivo se quede atascado en mínimos locales (demasiados cruces), o que se convierta en un algoritmo de búsqueda casi totalmente aleatorio (demasiadas mutaciones).

Una de las dificultades que puede presentarse al utilizar Algoritmos Evolutivos es el de una posible convergencia prematura, quedándose el proceso de búsqueda en soluciones que no permitan alcanzar la solución óptima. El operador mutación permite dotar a un

Algoritmo Evolutivo de aleatoriedad en el proceso de búsqueda de soluciones, posibilitando su salida de mínimos locales.

Para determinar el número de mutaciones que se aplica se utiliza el factor de mutación f_m . Así, suponiendo una cadena 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 $r_p \cdot f_m$ mutaciones. La cadena que representa a las subestaciones no se ve afectada por el factor de mutación. Sin embargo, una vez que una solución es seleccionada, y tras aplicarle $r_p \cdot f_m$ 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).

5.2.5 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 del proceso de optimización. Por ello, debe establecerse algún criterio de selección que determine las cadenas que han de ser suprimidas. Al aplicar el operador cruce 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 el operador 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 que 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).

5.2.6 Ejecuciones múltiples del programa

Puesto que el algoritmo NSGA parte de la generación de poblaciones aleatorias, el resultado final obtenido dependerá considerablemente de estas soluciones iniciales. Por lo tanto siempre existirá la posibilidad de que al finalizar todas las generaciones el resultado obtenido no sea aceptable por parte del planificador. Por ello es aconsejable ejecutar varias veces el algoritmo con el fin de obtener mejores resultados. Para ello el algoritmo implementado guarda, al finalizar una ejecución completa, 30 soluciones no dominadas distribuidas a lo largo de la superficie de Pareto, de forma que se pueda ejecutar de nuevo el algoritmo tomando como datos iniciales esas soluciones.

5.3 APLICACIÓN DEL ALGORITMO SPEA AL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

El segundo Algoritmo Evolutivo que en esta Tesis Doctoral se ha aplicado en el diseño de redes de distribución de energía eléctrica es el SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm), propuesto originalmente en [Zitzler and Thiele, 1998]. Este algoritmo hace uso de elitismo al almacenar las soluciones, del mejor frente obtenido, en una población externa (P'). La ordenación de cada individuo está basada en el factor de fuerza S_i (factor strength). Éste es calculado para los miembros de la población externa como un cociente cuyo numerador es proporcional al número de individuos de la población que domina y cuyo denominador es el número de individuos de esta población más uno. Para preservar diversidad en la población en este trabajo de investigación se ha utilizado el método de clusterización Fuzzy C-means.

El SPEA que se ha implementado sigue un proceso similar al descrito en la sección 5.2 para el NSGA en lo que a los siguientes tópicos se refiere:

- Codificación del individuo
- Carga y lectura de ficheros
- Obtención de las soluciones iniciales

En la figura 5.2 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo multiobjetivo implementado.

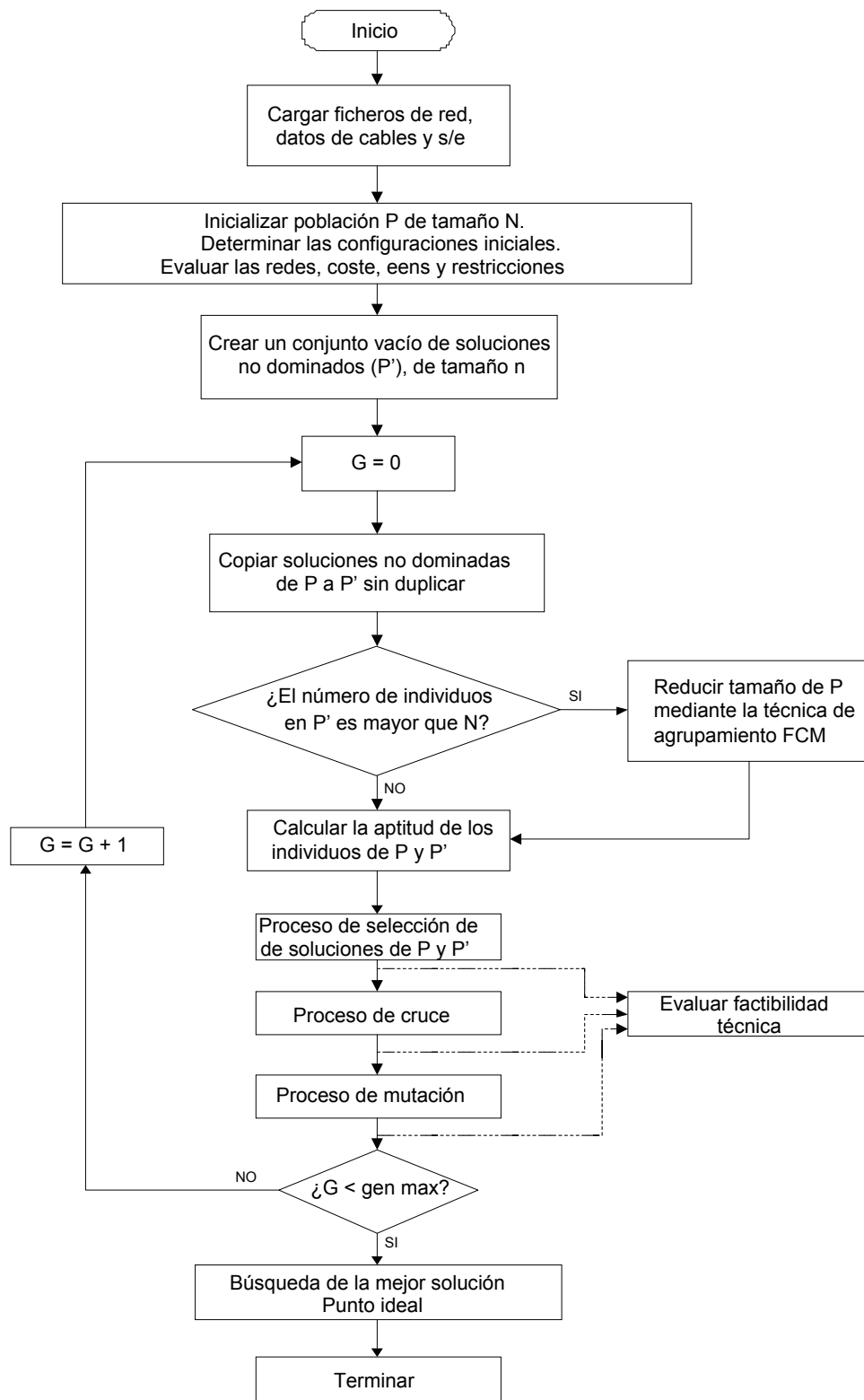


Figura 5.2. Diagrama de flujo del SPEA modificado

El proceso del algoritmo es el propuesto en [Zitzler and Thiele, 1999], siendo el que se muestra en el algoritmo 5.3.

➤ **Algoritmo N° 5.3**

Paso 1. Inicializar la población P y el conjunto externo P' . En este primer paso se genera la población inicial de tamaño N y se crea el conjunto externo de soluciones no dominadas, de tamaño n , el cual está inicialmente vacío.

Paso 2. Se determinan las soluciones no dominadas de la población actual de acuerdo al concepto de dominancia de Pareto. En este paso se seleccionan, de la población, aquellas soluciones que no sean dominadas por ninguna otra solución de las poblaciones P y P' , y se copian en el conjunto externo P' . En este caso, no se debe exceder el número máximo de individuos previamente determinados para este conjunto externo.

Paso 3. Actualización del conjunto externo. El conjunto externo se actualiza eliminando las posibles soluciones que sean cubiertas (dominadas o igualadas) por alguna otra del mismo.

Paso 4. En caso de excederse el número de individuos del conjunto externo P' , debe reducirse el tamaño mediante alguna técnica de agrupamiento. En este trabajo de investigación se ha implementado con muy buenos resultados la técnica Fuzzy C-means (FCM) la cual es uno de los métodos mas frecuentemente utilizados para el agrupamiento de datos. Esta basada en el concepto de Fuzzy C-partición introducido por [Ruspini, 1969].

Paso 5. Se calculan las aptitudes de todos los individuos de la población P y del conjunto externo P' .

Paso 6. Se seleccionan individuos del conjunto formado por la unión de P y P' . Esta selección se realiza mediante un torneo, obteniendo así una nueva población P .

Paso 7. A partir de este paso, se aplican los operadores de cruce y mutación de forma similar a como se realiza el algoritmo NSGA.

En las dos secciones siguientes, se describen la función de evaluación y la técnica de agrupamiento implementada.

5.3.1 Función de evaluación

En primer lugar se ordenan los elementos del conjunto P' . A cada solución $i \in P'$ se le asigna un valor real $s_i \in [0,1]$, denominado strength, proporcional al número de individuos de la población actual que son dominados por el individuo i . Así, siendo n el número de individuos de P que son dominados por i , y N el número de individuos de la población P , entonces s_i se define como,

$$s_i = \frac{n}{N + 1} \quad (5.6)$$

La función de evaluación de cada individuo i es equivalente a su s_i ($f_i = s_i$).

La función de evaluación de cada individuo $j \in P$, se calcula sumando los strength de todos los individuos no dominados del conjunto externo (i de P') que dominan a j más uno,

$$f_j = 1 + \sum_{i, i \neq j} s_i \quad (5.7)$$

donde $f_j \in [1, N]$

5.3.2 Técnica de agrupamiento FCM implementada

Una aportación novedosa que presenta este trabajo es que se resuelve el problema de reducción de la población externa en el SPEA mediante la incorporación de la técnica de agrupamiento FCM (Fuzzy C-means). La técnica Fuzzy C-means es uno de los métodos mas frecuentemente utilizados para el agrupamiento de datos. Esta técnica de agrupamiento se utiliza en el algoritmo SPEA para reducir la población externa de manera que se pueda mantener esta población en un tamaño predeterminado. En general, dado un conjunto de datos n -dimensionales, una técnica de agrupamiento permite particionar los datos en subconjuntos basados en características de similitud entre los datos que pertenecen a cada subconjunto. Así es posible encontrar los denominados centros de cluster, que representan a los datos que pertenecen a cada subconjunto. Por ejemplo, la figura 5.3 muestra tres puntos que representan a tres clusters.

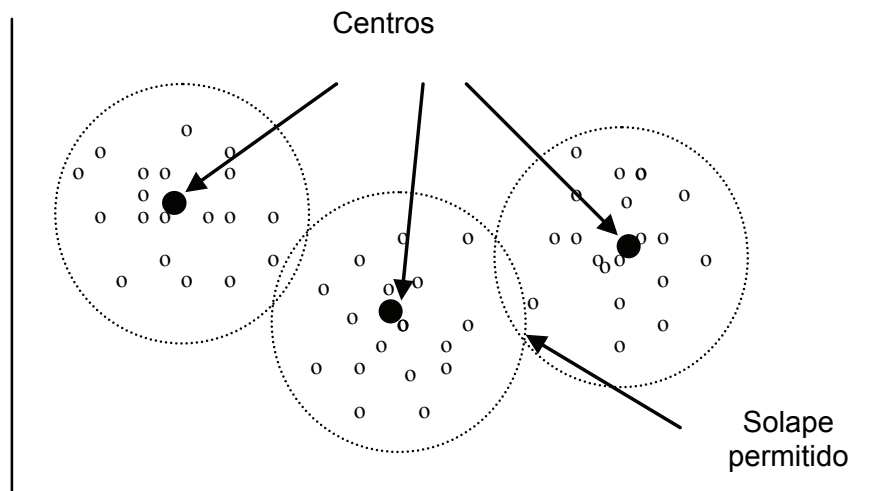


Figura 5.3. Agrupamiento de un conjunto de datos.

En la técnica de agrupamiento Fuzzy C-means, cada punto pertenece a un cluster con un determinado grado de pertenencia. En el caso de este trabajo de investigación esta técnica inicia su proceso iterativo almacenando los individuos de la población externa en un archivo de agrupamiento. Se selecciona la ubicación de los centros de los clusters de manera aleatoria determinándose tantos grupos como centros se hayan definido. Posteriormente se calculan las distancias Euclidianas de cada individuo, en cada uno de los grupos, hasta los centros hallados. El objetivo es dejar aquellos individuos que presenten la menor distancia. Las siguientes expresiones se utilizan para determinar los valores de los centros de cada cluster:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n \quad (5.8)$$

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (5.9)$$

donde:

J_i : es la función de costes del cluster i .

u_{ij} : es el grado de pertenencia de j en el cluster i . Su valor está comprendido entre 0 y 1.

c_i : es el centro del cluster i .

d_{ij} : es la distancia Euclidiana entre el centro del cluster (c_i) y el punto j

m : $\in [1, \infty]$ es un factor de fuzzificación que determina el grado de solape entre los clusters.

Las coordenadas (vector de posición) del centro para cada cluster se determinan por la siguiente expresión:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (5.10)$$

Donde x_j es el vector de posición de la solución j en el frente de Pareto.

Los valores de la matriz de pertenencia U , la cual es un arreglo matricial que indica el grado de pertenencia o cercanía de cada cluster se indica en la ecuación 5.11.

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{1/(m-1)}} \quad (5.11)$$

El proceso iterativo del método FCM se resume en el algoritmo 5.4, donde se supone que el conjunto de puntos se encuentran normalizados.

➤ **Algoritmo N° 5.4**

Paso 1. Inicializar la matriz U con valores aleatorios entre 0 y 1 (ecuación 5.8).

Paso 2. Calcular los centros con la ecuación 5.10.

Paso 3. Calcular la función de coste con la ecuación 5.9.

Paso 3.1. Si la función de coste es menor que cierta tolerancia, o si no se ha actualizado después de un número dado de iteraciones, entonces PARAR.

Paso 3.2. Si el paso 3.1 no se cumple entonces ir al Paso 4.

Paso 4. Calcular la nueva matriz U con la ecuación 5.11 y regresar al paso 2.

El diagrama de la figura 5.4 muestra el procedimiento para obtener los centros mediante la técnica de agrupamiento FCM.

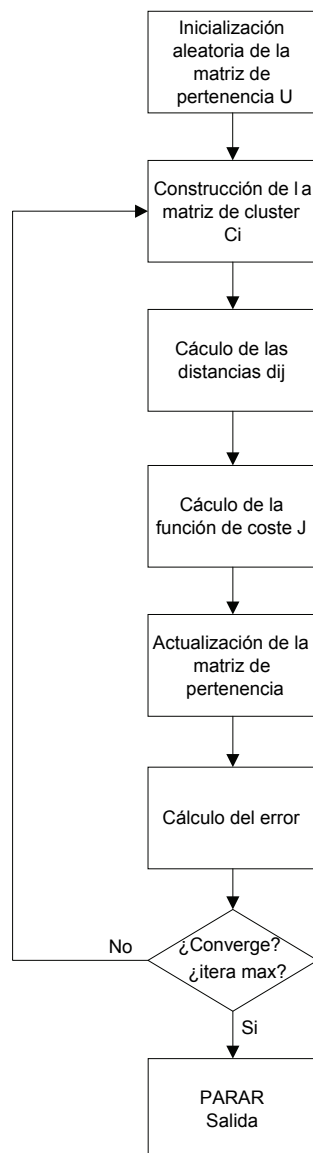


Figura 5.4 Algoritmo general de obtención de centros mediante FCM

Capítulo 6. OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO MULTIETAPA-MULTICAPA

El diseño óptimo de los sistemas de distribución de energía eléctrica puede realizarse, de acuerdo a la temporalidad de los datos, considerando una única etapa o varias etapas. Cuando se considera una única etapa (capítulo 5), se utiliza un modelo que permita determinar *dónde* instalar los elementos del sistema de distribución. Por otro lado, cuando se consideran varias etapas se hace uso de un modelo multietapa, con el que se pretende determinar, además, *cuándo* deben ser instalados dichos componentes. La expansión multietapa de los sistemas de distribución de energía eléctrica tiene lugar a lo largo de varios años, siendo necesario que se cumpla que las modificaciones que sufran los sistemas de distribución a lo largo de dichos años no violen las restricciones técnicas hasta alcanzar el horizonte de planificación [Geary et al., 2001].

En este capítulo se presenta una metodología de planificación multiobjetivo y multietapa aplicada al diseño de los sistemas de distribución de energía eléctrica. La propuesta aquí presentada hace uso del concepto de capa, empleado en [Manohar et al., 2003] para la optimización multietapa de redes de telecomunicaciones ópticas.

6.1 INTRODUCCIÓN

En este trabajo de investigación el modelo para el diseño de redes de telecomunicaciones, propuesto en [Manohar et. al., 2003], se ha adaptado para ser utilizado en la planificación multiobjetivo y multietapa de los sistemas de distribución de energía eléctrica. Así, en esta Tesis Doctoral se propone y aplica un método que utiliza varios periodos (T_i) para obtener *periodos acumulados*, (T_1), (T_1+T_2), ($T_1+T_2+\dots+T_n$), denominados *capas*. Además, para obtener las soluciones correspondientes a cada capa se utiliza el método monoetapa del capítulo 3, con todas sus funciones objetivo y restricciones.

El método propuesto requiere, para cada periodo acumulado, la obtención del frente de Pareto. Para ello, en esta Tesis Doctoral, se ha utilizado el algoritmo SPEA, descrito en el capítulo 4. Tras obtener el frente de Pareto para cada capa, se seleccionan y guardan cinco soluciones, siendo éstas la que se obtienen al aplicar el método Max-min y las cuatro que se encuentran más cerca de dicha solución. Así, con la metodología que se describe en el siguiente apartado, a partir de los valores de demanda de energía eléctrica de los consumidores, previstos y/o calculados para cada año, conjuntamente con las capacidades instaladas y las rutas propuestas, se determina la configuración óptima del sistema de distribución para los periodos considerados en la planificación.

6.2 OPTIMIZACIÓN MULTIETAPA-MULTICAPA

Hasta ahora no se ha aplicado una metodología multiobjetivo y multietapa-multicapa como la que aquí se propone para llevar a cabo la planificación de sistemas de distribución de energía eléctrica. La metodología aplicada, tal y como se ha indicado anteriormente, se basa en la que se presenta en [Manohar et al., 2003], que consiste en resolver secuencialmente cada etapa obteniendo soluciones *virtuales* (red virtual, [Din, 2006], [Tak et al., 2007]), cuyos individuos se almacenan temporalmente para ser comparados en ciclos posteriores. Así, se puede considerar en primer lugar una planificación a corto plazo, propagándose su información a las etapas o periodos posteriores. En la figura 6.1 se muestra la relación existente entre las etapas y las capas, tal y como se han considerado en este trabajo.

La planificación multietapa tiene un horizonte de planificación de n años, siendo el objetivo principal diseñar un sistema de distribución de energía eléctrica capaz de suministrar la energía demandada hasta el año n sin violar las restricciones técnicas descritas en el capítulo 3 de este trabajo.

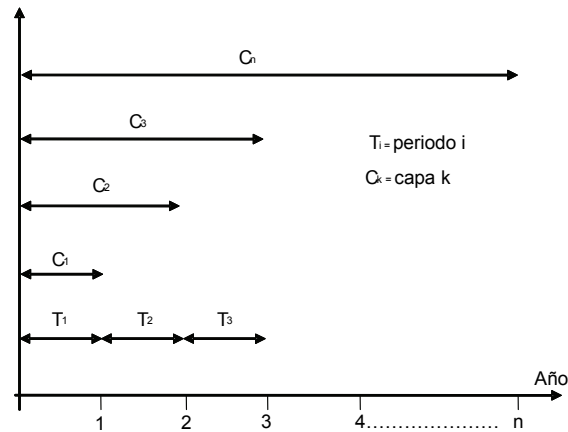


Figura 6.1. Relación entre las etapas y las capas del método multiobjetivo multietapa-multicapa.

Para el periodo total de planificación, y en cada una de las etapas, se considera que se conocen las demandas en los nudos, las posibles rutas entre estos nudos para la construcción de líneas, y la ubicación y capacidad de las subestaciones.

Por lo tanto, puede considerarse que se tienen n etapas T_i ($1 \leq i \leq n$). Para cada una de las etapas se desea obtener la topología física para el sistema de distribución que se desea planificar. Existe un coste y una fiabilidad asociados al sistema de distribución en la etapa T_i que son función de la topología utilizada en esa etapa. Si se modifica la topología al pasar a la siguiente etapa T_{i+1} , se puede producir una variación en los costes y en la fiabilidad respecto de la etapa anterior, ya que pueden aparecer nuevas rutas y/o operar las existentes.

Como se desea realizar una planificación multiobjetivo, considerando los costes y la *EENS* como objetivos, es necesario que las topologías que se obtengan para cada etapa satisfagan simultáneamente a ambos objetivos, por lo que el problema que se desea resolver presenta un elevado grado de complejidad si se compara con el que clásicamente se ha venido planteando y resolviendo cuando se ha abordado la planificación multietapa, ya que hasta ahora, para sistemas de distribución, sólo se había tenido en cuenta un objetivo (costes).

La metodología multiobjetivo y multietapa-multicapa propuesta consiste en:

1. Se realiza la optimización monoetapa de la primera etapa, T_1 , sin tener en cuenta el resto de etapas. Para ello, por ejemplo, se puede utilizar alguno de los Algoritmos Evolutivos descritos en el capítulo 4, obteniéndose el frente de Pareto, siendo así posible seleccionar cinco soluciones de entre todas las que forman el frente. En particular, en esta Tesis Doctoral se ha seleccionado la

solución que se obtiene al aplicar el método Max-min y las cuatro que se encuentran más cercanas a ella.

2. Se procede de la misma forma con la etapa T_2 , ignorando el crecimiento futuro para $T_3 \dots T_n$, y considerando todos los requerimientos de potencia y conectividad de nudos correspondientes a las etapas T_1 y T_2 .
3. Para las siguientes etapas, hasta la $n-1$, se procede de forma idéntica. Es decir, para la T_i se obtiene el frente de Pareto sin tener en cuenta las etapas posteriores ($T_{i+1} \dots T_n$). En todas las etapas se guardan cinco de las soluciones del frente de Pareto.
4. Se procede a comparar las soluciones que se han guardado en cada una de las capas, determinando las rutas utilizadas comunes, y asignando a esas rutas una probabilidad del 100 % de supervivencia en las soluciones que permiten obtener el frente de Pareto correspondiente a la etapa n .
5. Del frente de Pareto de la etapa n se selecciona una solución, por ejemplo la que se obtiene al aplicar el criterio Max-min. Esa solución de la etapa n se utiliza para obtener una solución inicial para la etapa $n-1$. Para ello se procede de la siguiente forma:
 - a. Se eliminan los nudos y subestaciones que no existían en la etapa $n-1$ pero sí en la etapa n . También se eliminan las líneas que estén conectadas a esos nudos y subestaciones.
 - b. Si algún nudo se queda sin conectar a la red, se añaden líneas que pertenezcan a la solución Max-min obtenida del frente de Pareto correspondiente a la etapa $n-1$.
 - c. Si no se cumplen las restricciones técnicas, como por ejemplo el límite térmico de los conductores, se aumenta la sección de los conductores utilizados para la construcción de una o más líneas hasta que se logre que se cumplan.
 - d. Si un nudo se queda unido a la red a través, únicamente, de líneas de reserva, esas líneas pasan a estar en operación.
6. Con la solución obtenida para la etapa $n-1$ se procede tal y como se indica en el paso 5 con el fin de obtener una solución para la etapa $n-2$, y así sucesivamente hasta llegar a la etapa 1.

7. Las nuevas líneas y los cambios de sección que puedan producirse en el paso 5 del método, se aplicarán tanto en la solución de la etapa $n-1$ como en la de la etapa n . Así mismo, en el paso 6, las nuevas líneas y cambios de sección que se produzcan al obtener una solución para una de las etapas, afectará también a las etapas posteriores a ella. Por ejemplo, si en la etapa $n-5$ se añaden líneas y se cambian tamaños de conductor en la solución que se tiene en la $n-4$, entonces esos cambios deberán afectar a las soluciones finales que se obtengan para las etapas posteriores ($n-4$, $n-3$, $n-2$, $n-1$ y n). Si una línea aparece nueva en una etapa, deberá incluirse en todas las etapas posteriores como línea en reserva. Si una línea cambia de tamaño de conductor, deberá modificarse su tamaño en todas las etapas posteriores. En cualquier caso, se deben cumplir las restricciones técnicas, como por ejemplo el límite térmico de los conductores.

En el capítulo 7 se muestra un caso de aplicación del método propuesto, con el que se puede comprender perfectamente su funcionamiento y aplicabilidad.

Con el fin de ilustrar cómo se utiliza el concepto de capa para la determinación de las rutas que deben utilizarse en todas las etapas, a continuación se muestra un pequeño ejemplo correspondiente a una porción de una red de distribución que se expande a lo largo de 4 etapas, teniendo cada una de ellas una duración de un año. Tras realizar los diseños monoetapa correspondientes a los tres primeros años se obtienen los resultados que se muestran en la tabla 6.1, donde se indican las rutas utilizadas en cada una de las capas y etapas. La red obtenida en la primera etapa consta de 1 subestación, 3 nudos y 3 líneas de interconexión. En la segunda etapa se expande hasta 6 nudos, tal y como se muestra en la figura 6.2, y en una tercera etapa la red alcanza un total de 8 nudos.

En la tabla 6.1 se observa que, para la capa 3, se utilizan las rutas 1-2, 2-3 y 1-4 para la etapa 1, las rutas 3-5 y 4-6 para la etapa 2, y las rutas 4-7 y 7-8 para la etapa 3.

	C_1	C_2	C_3
T1	1-2, 1-3, 1-4	1-2, 1-3, 1-4	1-2, 2-3, 1-4
T2		3-5, 3-6	3-5, 4-6
T3			4-7, 7-8

Tabla 6.1. Rutas utilizadas en cada una de las capas y en cada uno de los periodos.

Hasta aquí se han aplicado los tres primeros pasos del método, tal y como se han descrito anteriormente, aunque en este ejemplo, con el fin de simplificar, sólo se ha seleccionado una solución en cada capa (por ejemplo la que se obtiene al aplicar el criterio Max-min), en lugar de cinco.

Finalmente es necesario obtener el diseño para la última capa, obteniéndose así los diseños correspondientes para los cuatro años. Para ello es necesario comparar las soluciones obtenidas en las tres primeras capas y determinar las rutas comunes en cada etapa, de forma que esas rutas quedarán fijadas (probabilidad de supervivencia del 100%) en el proceso de optimización correspondiente a la capa final.

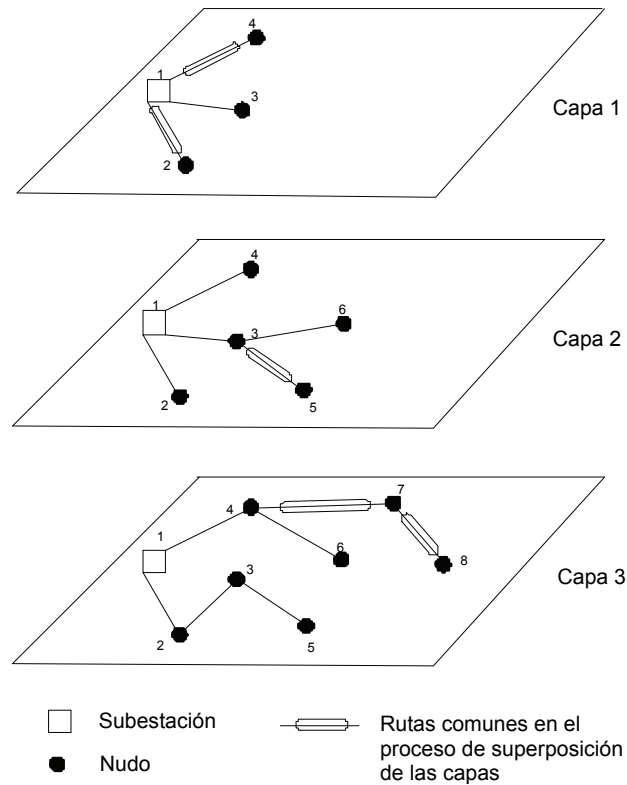


Figura 6.2. Determinación de las rutas comunes a las tres capas.

En la figura 6.2 se han indicado las rutas comunes:

Para T1: 1-2 y 1-4 (comparando las rutas de la primera fila de la tabla 6.1)

Para T2: 3-5 (comparando las rutas de la segunda fila de la tabla 6.1)

Para T3: 4-7 y 7-8 (comparando las rutas de la tercera fila de la tabla 6.1)

Así, se les asigna a estas rutas el 100% de probabilidad de supervivencia en sus respectivos periodos, y se optimiza la capa 4, obteniendo como resultado los diseños para los cuatro años que se han considerado como horizonte de planificación.

Capítulo 7 RESULTADOS COMPUTACIONALES

En este capítulo se muestran los resultados computacionales obtenidos aplicando los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo NSGA y SPEA al diseño de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica. Para el diseño monoetapa se han utilizado dos redes [Bernal, 1998]. La primera es una red de 73 rutas, cuyas soluciones han permitido realizar un estudio comparativo de la eficiencia de los algoritmos NSGA y SPEA. La segunda red, de mayores dimensiones que la primera, corresponde a un caso real, estando mallada y presentando un total de 249 posibles rutas para la construcción de líneas y 200 nudos. Esta segunda red ha permitido mostrar la aplicabilidad y buen comportamiento del algoritmo SPEA en el diseño de redes de distribución de energía eléctrica reales. Por último, se ha utilizado una tercera red [Gönen and Rosado, 1986], con el fin de mostrar la aplicación del Algoritmo Multietapa y Multicapa propuesto en esta Tesis Doctoral y que se ha descrito en el capítulo 6.

7.1 PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS EVOLUTIVOS

A continuación se muestran algunos de los valores que se han utilizado para los parámetros que controlan el funcionamiento de los algoritmos aplicados en este trabajo. Estos valores son los que pueden encontrarse en [Bernal, 1998], donde se obtuvieron los valores más adecuados para el tamaño de la población, la tasa de mutación y de cruce, así como el más adecuado método de selección, el más eficiente tipo de cruce, el número de generaciones necesario para que se alcanzasen buenas soluciones y el método de mutación más adecuado para preservar la diversidad en el conjunto de soluciones con el que trabajan los Algoritmos Evolutivos.

En la tabla 7.1 se muestran los valores de los principales parámetros utilizados en los Algoritmos Evolutivos aplicados en esta Tesis Doctoral.

Parámetro	Valor
Tamaño de la población	500 individuos
Tasa de mutación (<i>tm</i>)	0.05
Tasa de cruce (<i>tc</i>)	0.3
Método de selección	Proporcional
Método de cruce	1 punto de corte
Número de generaciones	200
Método de mutación	Uniforme
Tasa de mutación	10

Tabla 7.1. Parámetros de los Algoritmos Evolutivos utilizados.

7.2 CASO 1: COMPARACIÓN DE LOS ALGORITMOS NSGA Y SPEA

En este apartado se muestra la comparación de los algoritmos NSGA y SPEA cuando se aplican al diseño óptimo Multiobjetivo de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica. El funcionamiento de estos algoritmos se ha explicado en el capítulo 5.

Con el fin de aplicar estos dos algoritmos se ha seleccionado un sistema de distribución que posee 73 rutas posibles para la construcción de líneas eléctricas en ellas, 41 nudos de consumo (centros de transformación) y dos subestaciones (que se han considerado como ya existentes). En la figura 7.1 se muestra el sistema de distribución, de tensión nominal 10 kV, utilizado como ejemplo de aplicación de los algoritmos NSGA y SPEA, indicando las rutas que se proponen para la posible construcción de líneas. La tabla 7.2 muestra los datos de consumos.

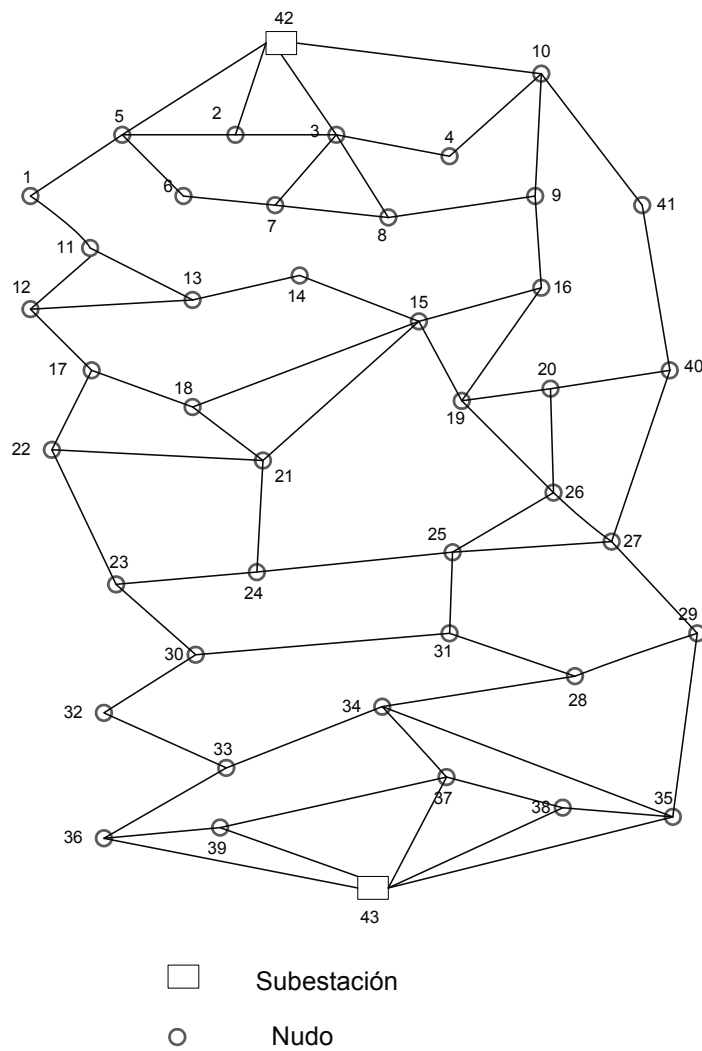


Figura 7.1. Red de 73 rutas.

Nudo	Demanda	Nudo	Demanda	Nudo	Demanda
1	907.94	16	731.45	31	1000.08
2	1054.19	17	776.19	32	580.39
3	806.54	18	999.34	33	737.01
4	806.54	19	1257.44	34	768.08
5	608.95	20	958.41	35	988.89
6	1034.51	21	591.82	36	760.78
7	632.75	22	751.52	37	760.11
8	731.45	23	925.99	38	760.11
9	731.45	24	770.24	39	1262.99
10	965.49	25	991.67	40	857.78
11	760.34	26	1260.62	41	783.72
12	760.34	27	1260.62	42	S/E
13	632.75	28	772.62	43	S/E
14	1035.51	29	994.75		
15	731.45	30	611.71		

Tabla 7.2. Datos de demandas, en kVA, de la red de 73 rutas.

7.2.1 Parámetros del algoritmo NSGA

Tal y como se ha explicado en el capítulo 5, cuando se desea aplicar el NSGA la mayor dificultad corresponde a la aplicación del método de compartimiento y en encontrar el valor adecuado de σ_{Share} , siendo para ello necesario tener un buen conocimiento del problema y de la posible distribución del espacio de soluciones. Este valor de σ_{Share} ha sido definido en [Deb, 1999] empíricamente, siendo $\sigma_{Share} = 0.5 / \sqrt[p]{q}$, donde q es el número de funciones objetivo a optimizar y p es el tamaño de la población. En esta Tesis Doctoral se ha utilizado esta definición, aplicando el algoritmo NSGA a la red de 73 rutas para varios valores diferentes de tamaño de población, por lo tanto, también se han utilizado varios valores de σ_{Share} . En la figura 7.2 se muestran las soluciones no dominadas obtenidas para varios tamaños de población.

En la figura 7.2 puede observarse que a mayor población menor es el radio del nicho, dando lugar a una mayor cantidad de soluciones no dominadas que permanecen en cada generación. Tal como se describe en [Della et. al., 2004], el tamaño de la población decrementa el valor del radio del nicho, disminuyendo así el valor del contador del nicho, es decir, el número de individuos con un valor similar de aptitud, manteniéndose más equidistantes. Además puede observarse que a medida que se incrementa el valor de la población, y considerando su dependencia con el valor de σ_{Share} , las soluciones se aproximan más al punto óptimo (según el criterio Max-min).

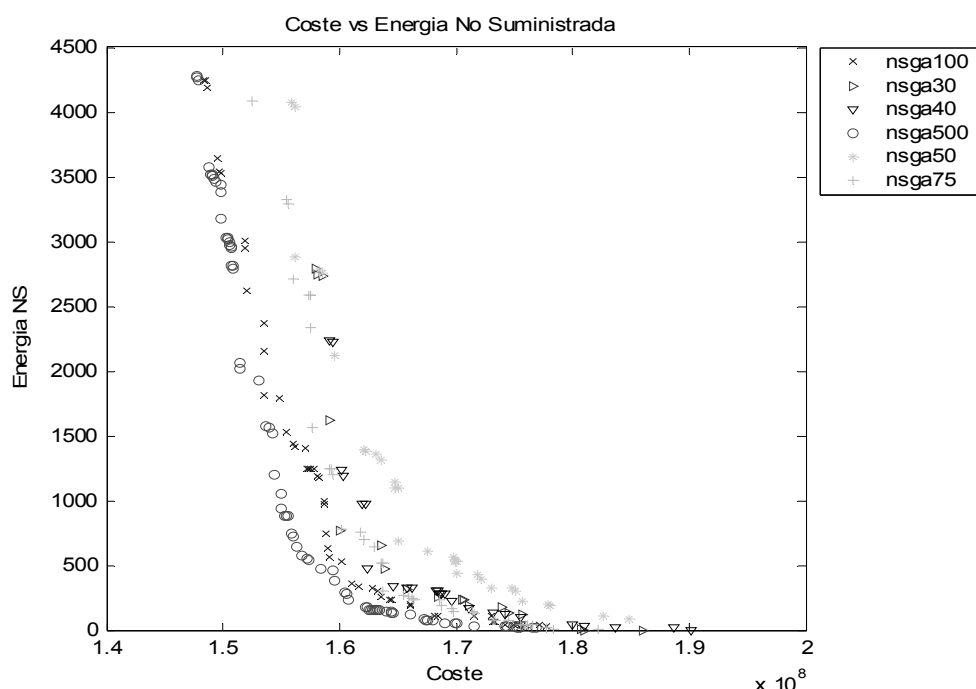


Figura 7.2. Efecto del tamaño de la población sobre las soluciones no dominadas.

En la figura 7.3 se muestra cómo la mejor solución (aquella que sería seleccionada al aplicar el criterio Max-min) se ha encontrado para un tamaño de la población de $N = 500$ individuos, siendo éste el motivo por el que se ha tomado este valor como referencia.

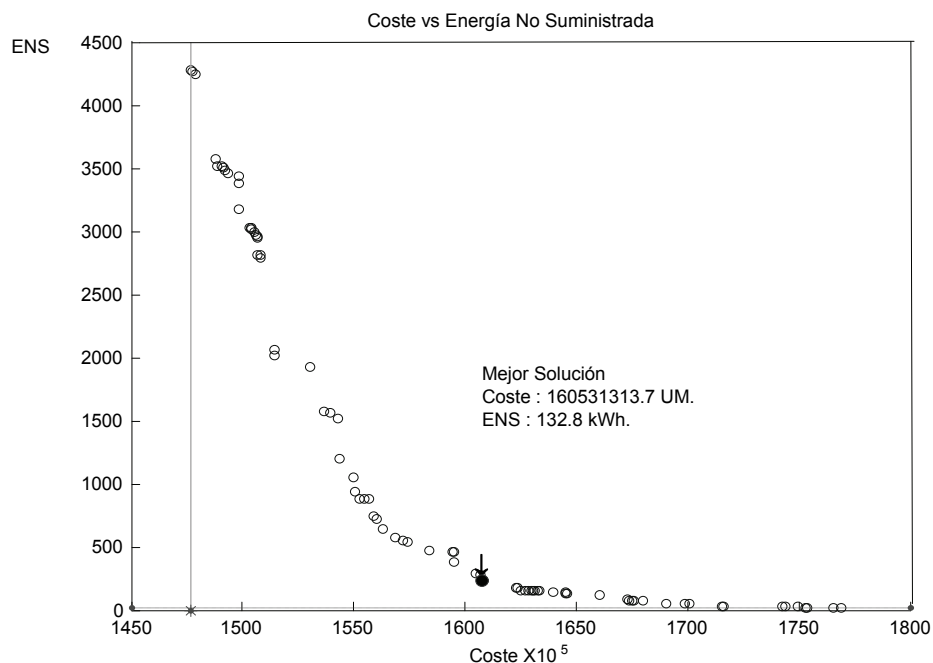


Figura 7.3. Evolución de las soluciones para $N = 500$.

La figura 7.4 muestra el crecimiento lineal del tiempo de procesamiento a medida que se incrementa el tamaño de la población.

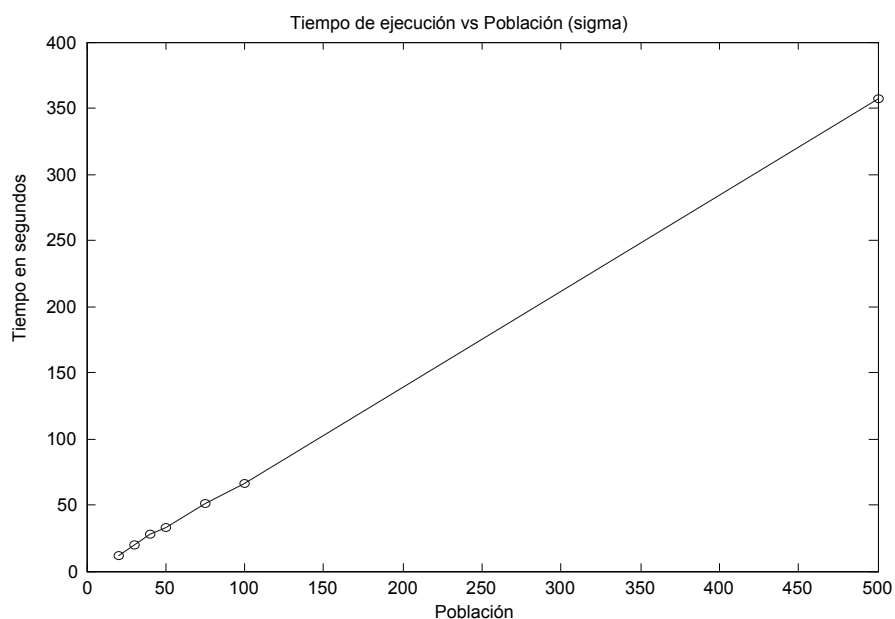


Figura 7.4. Incremento del tiempo de procesamiento en función del tamaño de la población.

7.2.2 Ejemplo ilustrativo de diseño aplicando el algoritmo NSGA

Tal y como se ha indicado anteriormente, en la figura 7.1 se muestra la red de 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 ha considerado que el algoritmo puede elegir entre dos tamaños de conductor diferentes (3x1x400Al y 3x150Al) para construir las líneas, siendo estos dos tipos de conductor adecuados para la construcción de líneas subterráneas. Para aplicar el algoritmo NSGA se ha utilizado un tamaño de 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. Además se ha implementado el operador *filtro* [Bernal, 1998], que permite desechar las soluciones que, a causa del gran número de líneas de reserva que contienen, presentan un coste excesivamente elevado.

El conjunto de posibles soluciones, obtenidas tras 15 ejecuciones del algoritmo NSGA, se muestra en la figura 7.5.

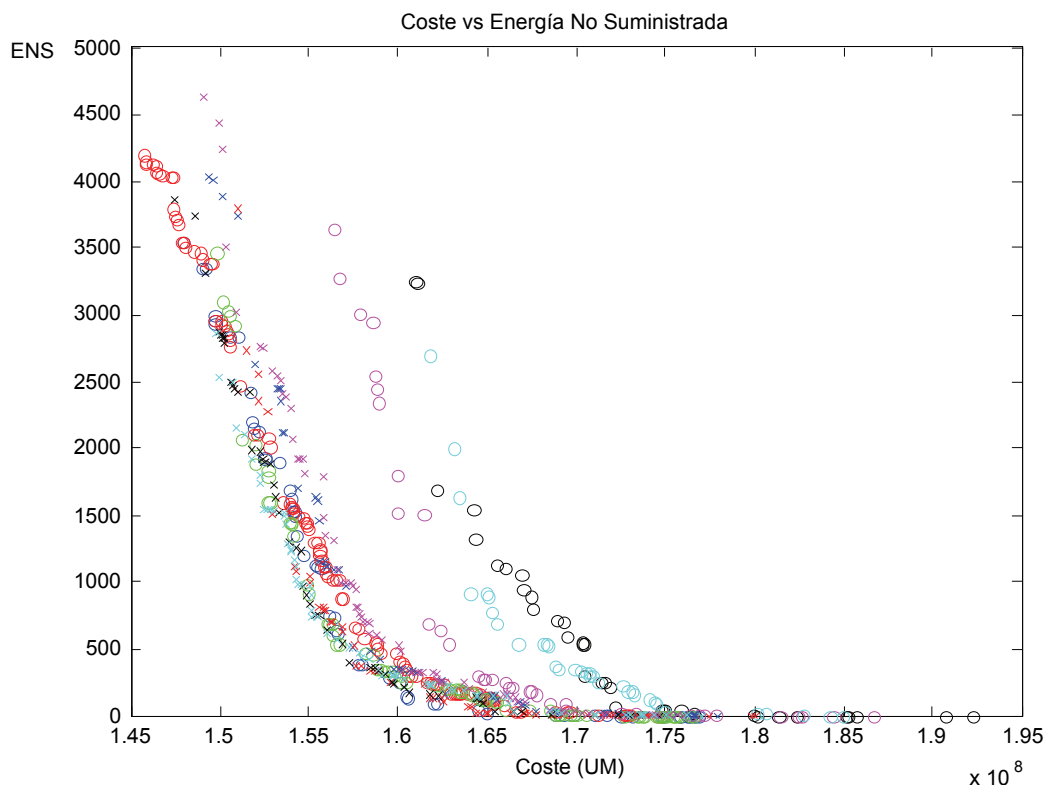


Figura 7.5. Soluciones obtenidas con el algoritmo NSGA

Una vez que la ejecución del algoritmo ha finalizado, el diseñador del Sistema de Distribución debe elegir una solución de entre las no dominadas, según sus preferencias, y por lo tanto debe aplicar unos determinados criterios.

Así, con el fin de seleccionar una solución, se han considerado los siguientes criterios en este trabajo de investigación:

- i) La red completamente radial, es decir, la que no presenta rutas de reserva y que es habitual en redes rurales.
- ii) La mejor solución determinada por el método Max-min.
- iii) La red completamente mallada, habitual en redes urbanas.

Por lo tanto, la solución que se seleccione dependerá del criterio que se aplique.

La frontera de Pareto que se muestra en la figura 7.3 representa a las soluciones no dominadas, obtenidas al aplicar el algoritmo NSGA a la red de 73 rutas propuestas. Algunas de estas soluciones no presentan una configuración radial en explotación, mientras que otras son radiales y poseen un valor de la función de *EENS* mayor que el de la solución denominada como *solución óptima teórica* que se obtendría aplicando el método Max-min. A lo largo del resto de este capítulo, cuando se haga referencia a una solución como óptima, se estará haciendo referencia a la que se selecciona al aplicar el criterio Max-min. El método Max-min se ha descrito en el capítulo 4 de este trabajo, y tal como allí se ha indicado, la mejor solución se determina calculando el grado de satisfacción de cada objetivo.

Como ejemplo de aplicación del método Max-min, en la tabla 7.3 se muestran las soluciones no dominadas más significativas con los valores de coste total y de la energía esperada no suministrada. Al final de la columna de costes y de energía esperada no suministrada se localiza el valor mínimo y máximo de estas columnas. Determinados los valores máximos y mínimos de cada función objetivo y habiendo calculado el grado de satisfacción de cada uno de ellos, se determina la mejor solución. Puede observarse que el máximo valor de la columna Max-min es de 0.550. Esta solución posee una función objetivo de costes de valor igual a 160.53×10^6 UM y una energía no suministrada de 132.8 kWh.

En las figuras 7.6, 7.7 y 7.8, se representan las soluciones radial, óptima y mallada, apreciándose las diferencias entre las topologías de las soluciones. En el apartado 7.2.5.3 de esta Tesis Doctoral se indican los tipos de conductor que forman parte de cada una de las soluciones de las redes mostradas.

En las tablas 7.4, 7.5 y 7.6 se indican los valores numéricos de costes y de *EENS* correspondientes a los resultados obtenidos al realizar el diseño Multiobjetivo de la red en estudio aplicando el algoritmo NSGA.

Costes	Costes	EENS	S. Coste	S. EENS	Max-min
147953904	147.95	3540.61	1.000	0.000	0.000
149268052	149.27	3353.60	0.953	0.053	0.053
151721646	151.72	2413.80	0.865	0.318	0.318
152237503	152.24	2128.70	0.847	0.399	0.399
153307415	153.31	1897.60	0.808	0.464	0.464
153873730	153.87	1685.70	0.788	0.524	0.524
160531314	160.53	132.80	0.550	0.962	0.550
162995257	163.00	88.70	0.462	0.975	0.462
164393429	164.39	38.20	0.412	0.989	0.412
168808227	168.81	11.20	0.254	0.997	0.254
169267378	169.27	11.20	0.237	0.997	0.237
171032331	171.03	11.20	0.174	0.997	0.174
172489077	172.49	0.00	0.122	1.000	0.122
173117559	173.12	0.00	0.099	1.000	0.099
174782437	174.78	0.00	0.040	1.000	0.040
175725619	175.73	0.00	0.006	1.000	0.006
175897381	175.90	0.00	0.000	1.000	0.000
min	147.95	0.00	0.00	0.00	0.000
max	175.90	3540.61	1.00	1.00	0.550
Max - min	27.94	3540.61			

Tabla 7.3. Selección de la mejor solución NSGA por el método Max-min.

	Solución Radial	Solución Óptima	Diferencia
Coste (UM)	147953904.4	160531313.7	7.83%
EENS (kWh)	3540.61	132.80	--

Tabla 7.4. Valores comparativos entre soluciones radial y óptima (Max-min) obtenidas con NSGA.

Se observa que con un aumento de un 7.83 % de las inversiones correspondientes a la construcción de líneas eléctricas, cuando la red es completamente radial, se reduce la energía esperada no suministrada desde 3540,61 kWh hasta 132.80 kWh, incrementándose así la fiabilidad de la red.

	Solución Radial	Solución Mallada	Diferencia (%)
Coste (UM)	147953904.4	175897380.47	15.87%
EENS (kWh)	3540.61	0.00	--

Tabla 7.5. Valores comparativos entre soluciones radial y mallada obtenidas con NSGA.

Observando los valores mostrados en la tabla 7.5, para obtener una red completamente mallada a partir de la radial, es preciso realizar una inversión adicional en construcción de líneas de 27.94 millones, dando lugar a un 15.87 % de incremento en el coste. Es interesante observar que, aunque el coste de inversiones en líneas aumenta, se obtiene un valor nulo de EENS, alcanzándose así la mayor fiabilidad posible.

En la tabla 7.6 se indican las diferencias entre la solución óptima y la solución mallada.

	Solución Óptima	Solución Mallada	Diferencia (%)
Coste (UM)	160531313.7	175897380.47	8.75%
EENS (kWh)	132.80	0.00	--

Tabla 7.6. Valores comparativos entre soluciones óptima y mallada con NSGA.

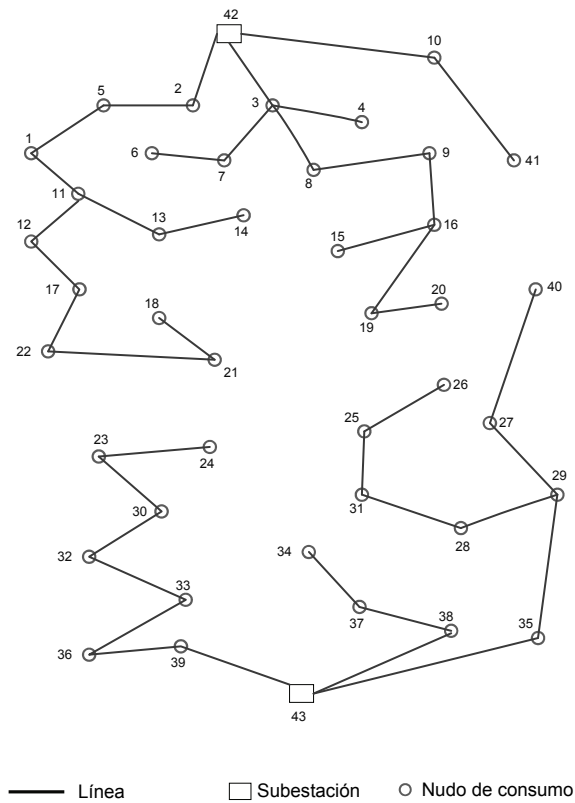


Figura 7.6. Red completamente radial obtenida con NSGA

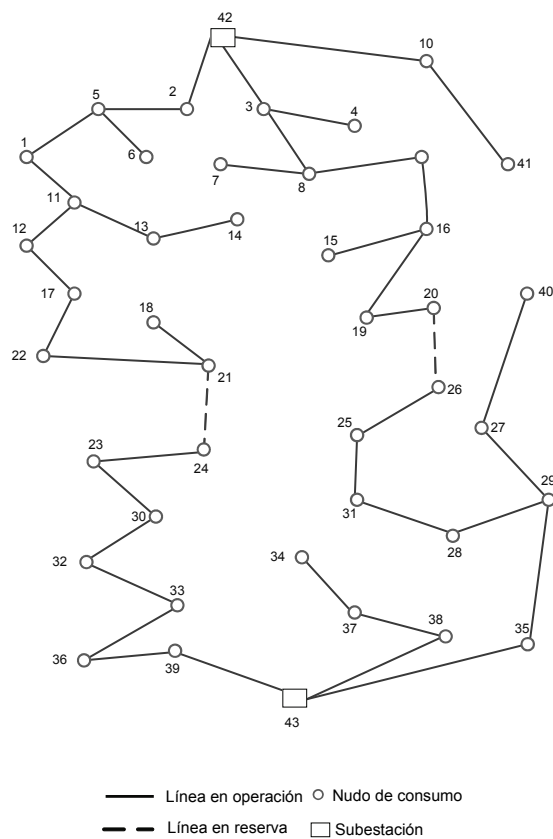


Figura 7.7. Mejor solución Max-min obtenida con NSGA

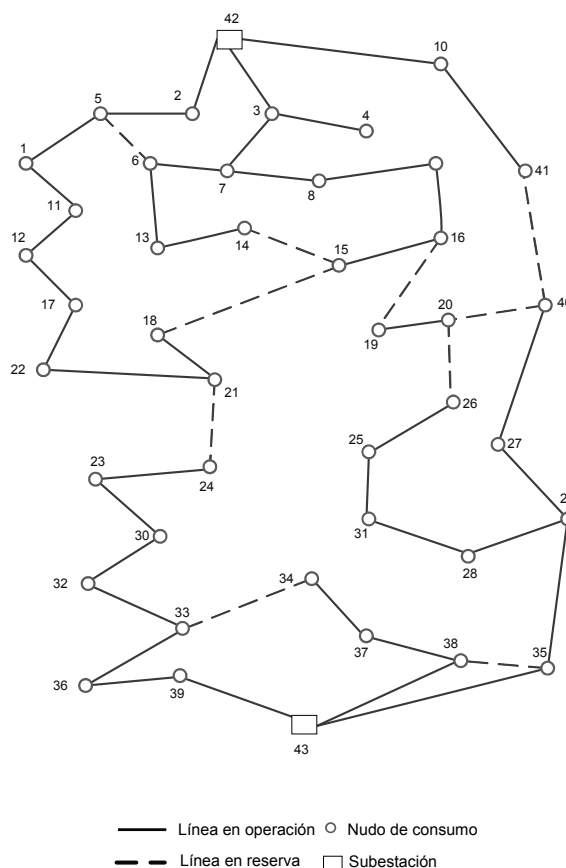


Figura 7.8. Red completamente mallada obtenida con NSGA

En la tabla 7.7 se resumen los valores numéricos obtenidos para la red de 41 nudos en estudio.

	Radial	Optima	Mallada
Coste variable de la líneas	22.4	22.4	19.3
Coste fijo de líneas existentes	85.5	98.0	91.6
Coste de las subestaciones	40.0	40.0	40.0
Función objetivo de costes	147.9	160.5	175.9
FEENS (kWh)	3540.61	132.80	0.00

Costes en UM x 10⁶.

Tabla 7.7. Valores de costes de las redes y EENS con NSGA.

Como se ha mencionado en el capítulo 5, el NSGA es un algoritmo heurístico, por lo que es aconsejable ejecutarlo varias veces con el fin de intentar mejorar los resultados alcanzados. En este trabajo de investigación se ha ejecutado el algoritmo NSGA en varias ocasiones, determinado los tiempos consumidos hasta completar las 200 generaciones que se han fijado como criterio de finalización. Estos tiempos se muestran en la tabla 7.8. Así, en el diseño Multiobjetivo el Algoritmo Evolutivo NSGA

consumió, durante la ejecución de 200 generaciones, un tiempo promedio de 2355.9 segundos. Para la ejecución del algoritmo se ha utilizado un ordenador Pentium IV, 2 GHz.

Ejecución	Tiempo (seg)
1	2245.52
2	2754.24
3	2249.35
4	2404.48
5	2362.24
6	2318.95
7	2394.75
8	2252.22
9	2292.64
10	2240.90
11	2324.17
12	2359.76
13	2292.64
14	2448.91
15	2399.09
Promedio	2355.99

Tabla 7.8. Tiempos de procesamiento de la red de 73 rutas con NSGA.

7.2.3 Parámetros del algoritmo SPEA

Como datos de entrada para la aplicación del algoritmo SPEA se requiere el tamaño de la población actual (P), tamaño del conjunto o población externa (P'), el máximo número de generaciones (G_{max}), la probabilidad de cruce (P_c) y la probabilidad de mutación (P_m). A excepción del tamaño de la población externa, todos los demás parámetros han sido ya considerados al aplicar el algoritmo NSGA. Los resultados obtenidos en [Zitzler and Thiele, 1999], en estudios realizados sobre el problema de 1/0 Knapsack, demuestran que para alcanzar soluciones que se encuentren cerca de la frontera de Pareto se debe seleccionar correctamente el tamaño de la población externa de soluciones no dominadas, obteniendo así mismo en dicho estudio que los mejores resultados se obtienen limitando el tamaño de la población externa a la cuarta parte de la población P . En este trabajo, y para poder comparar los resultados con los obtenidos con el algoritmo NSGA, se ha considerado un tamaño de la población de 500 individuos, utilizando para la población externa un tamaño de 100 individuos.

Por otro lado, cuando la población externa crece en exceso, debe aplicarse algún método de reducción de la misma. Para ello es necesario determinar un tamaño al cual debe reducirse la población externa y aplicar un método de reducción del número de soluciones.

Para reducir la población externa, tal y como se ha indicado en el capítulo 5, se ha aplicado la técnica de agrupamiento FCM (Fuzzy C-mean). Con la técnica de agrupamiento Fuzzy C-means se puede reducir el número de soluciones a un conjunto de centros denominados clusters, que en el caso de este trabajo de investigación, representan a todos los datos dispersos del frente de Pareto.

Para determinar el valor más adecuado, hasta el que debe reducirse la población externa, se han realizado pruebas con valores comprendidos entre 5 y 80 centros, considerando el tamaño máximo de la población externa igual a 100 individuos.

Las figuras 7.9 a 7.15 muestran el frente de Pareto, en la última generación obtenida con el SPEA, para diferentes valores de centros.

Del análisis de las figuras 7.9 a 7.15, y aplicando el criterio de Máx.-min, la mejor solución que se obtiene corresponde al caso en el que se han considerado 30 centros. Así, en los estudios de redes aplicando SPEA se ha utilizado un tamaño población externa de 100 individuos, reducida por C-means a 30 individuos. En la figura 7.16 se muestra el tiempo de procesamiento del algoritmo SPEA en función del número de centros utilizados. A mayor número de centros es mayor el número de grupos que deben formarse y mayor la cantidad de distancias que han de calcularse.

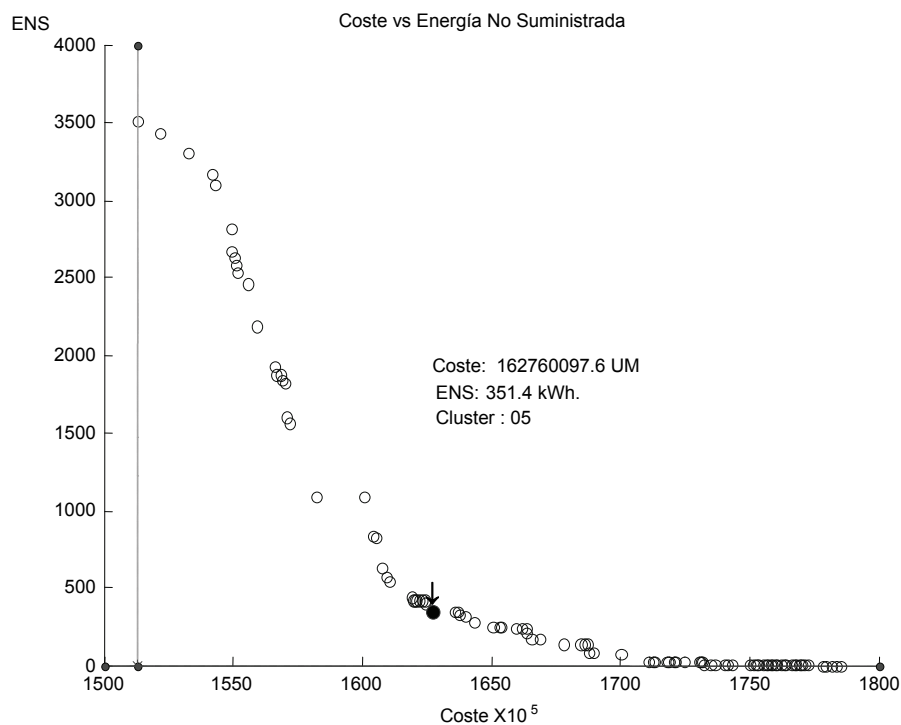


Figura 7.9. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=05.

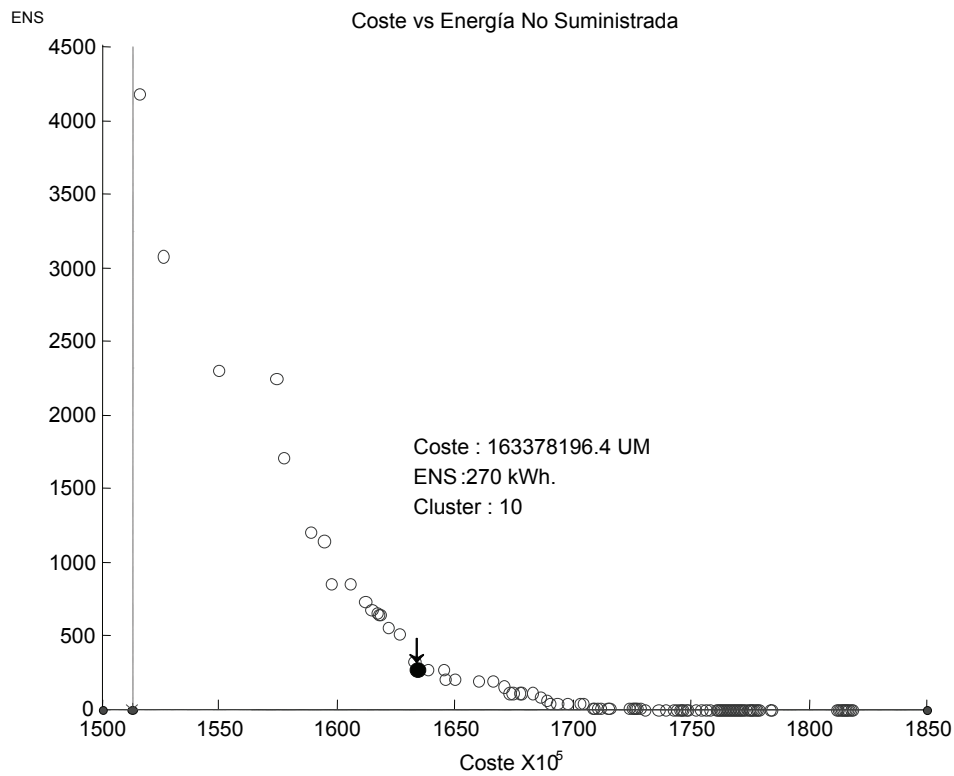


Figura 7.10. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=10.

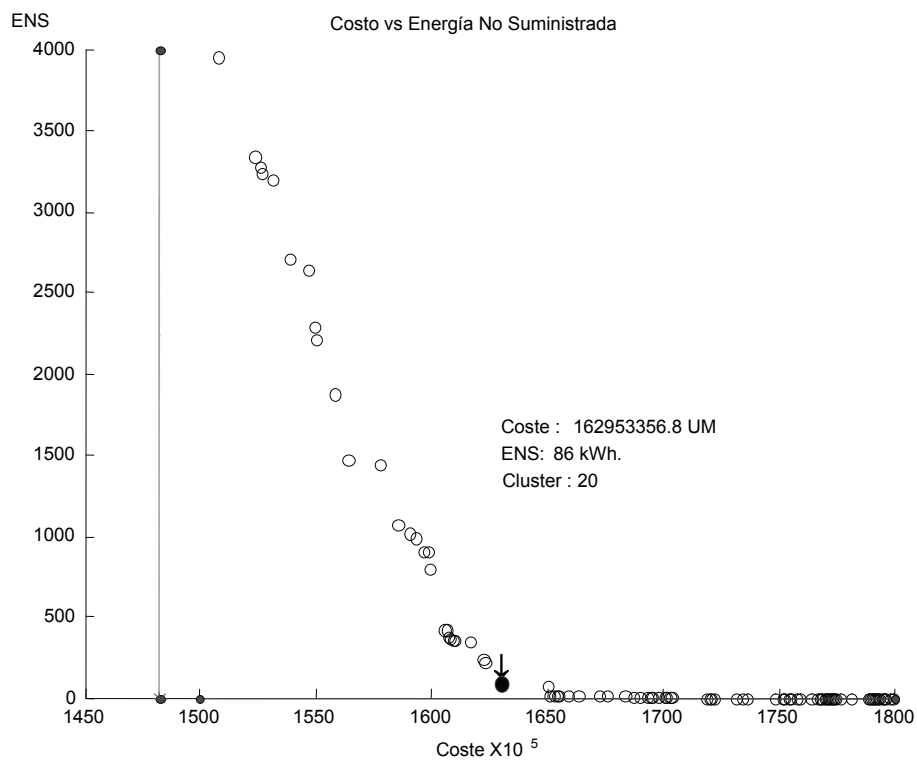


Figura 7.11. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=20.

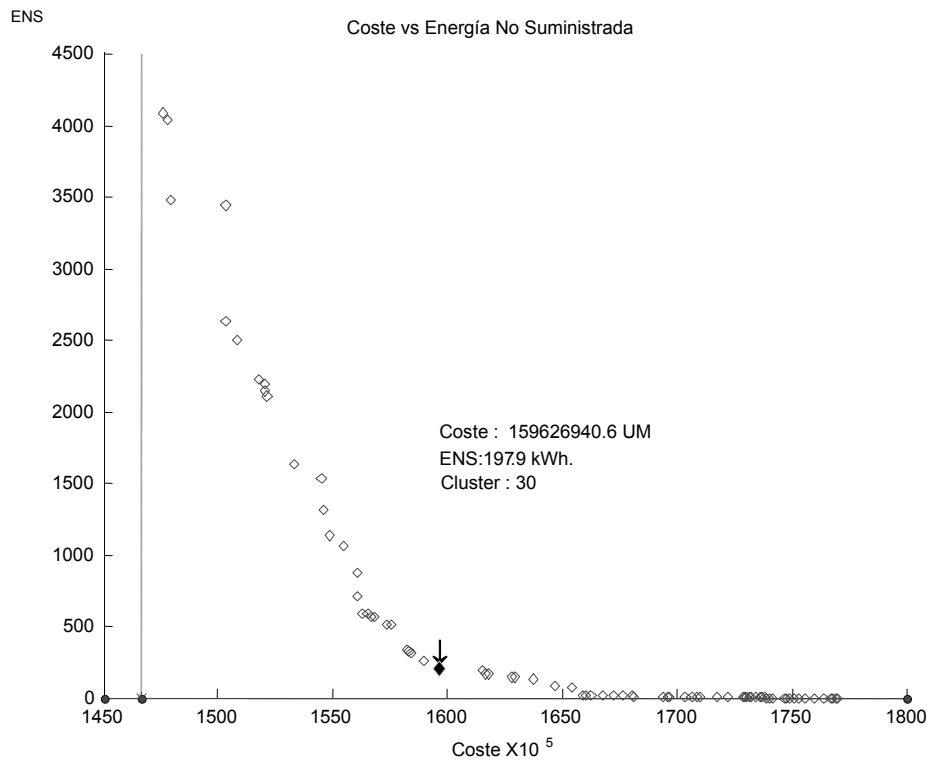


Figura 7.12. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=30.

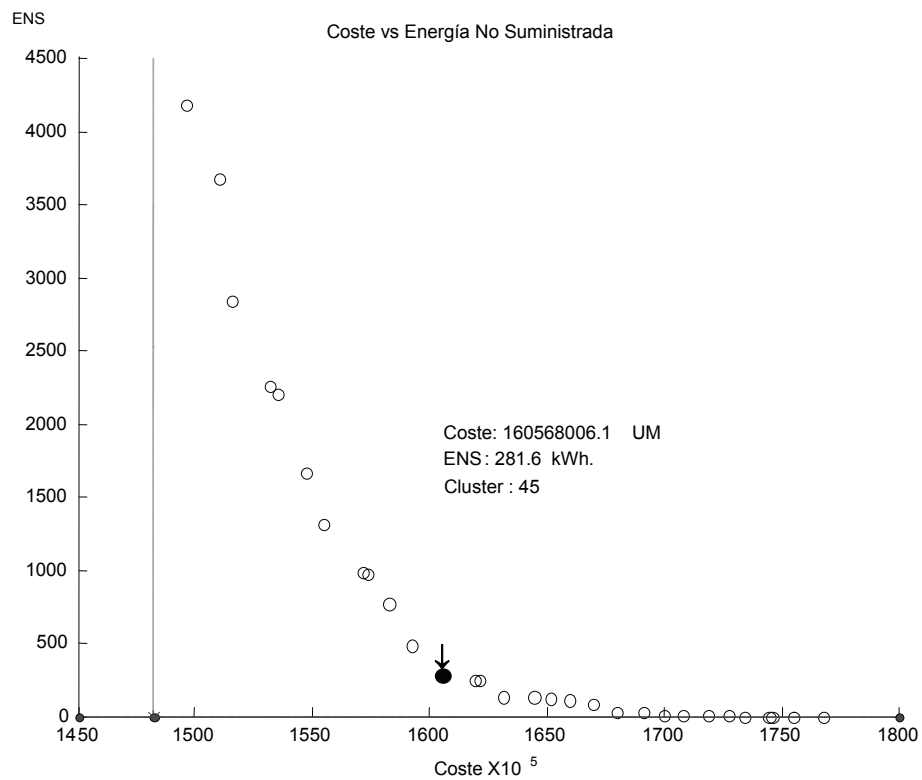


Figura 7.13. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=45.

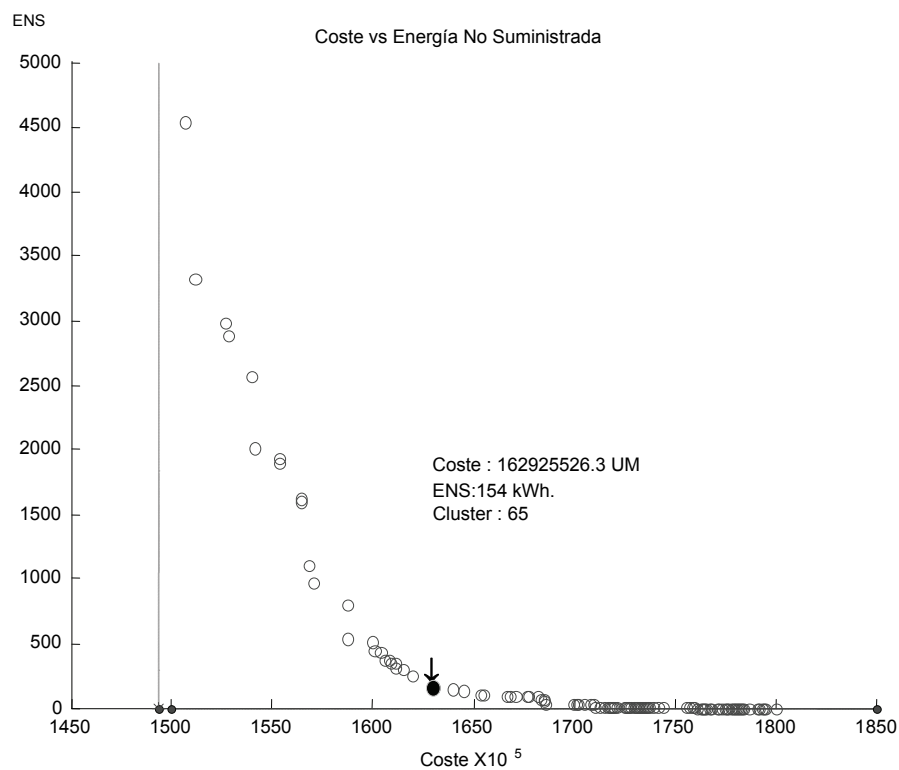


Figura 7.14. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=65.

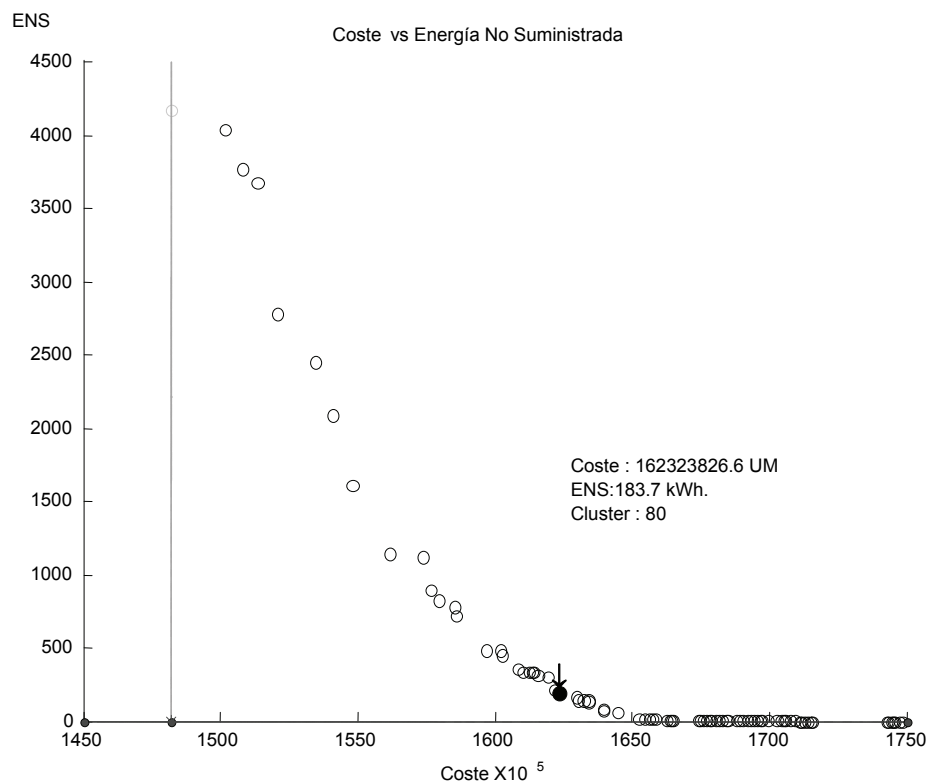


Figura 7.15. Ultimo frente de Pareto, P=100, C=80.

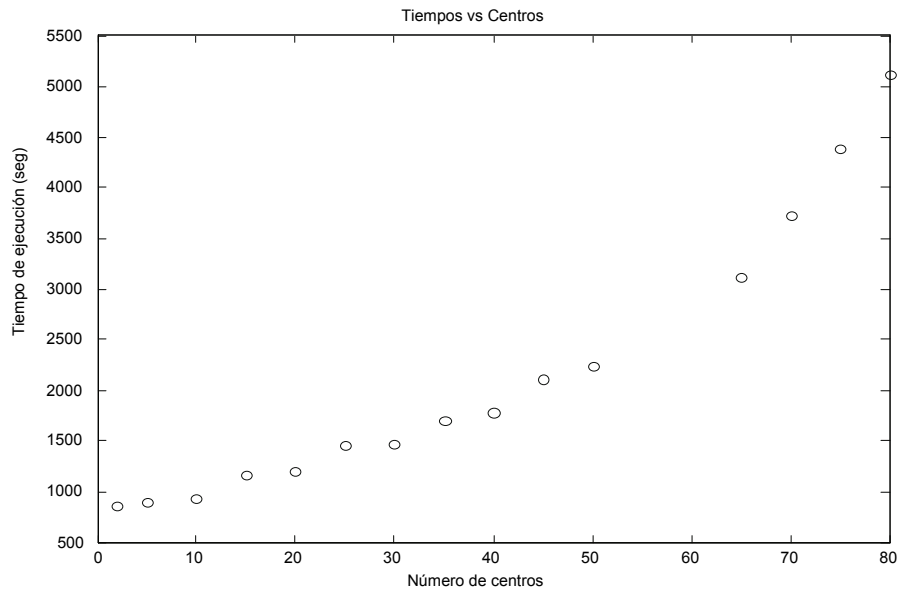


Figura 7.16. Tiempos de procesamiento en función del número de centros.

En la tabla 7.9 se muestran los parámetros que se han utilizado para el algoritmo SPEA en esta Tesis Doctoral.

Parámetro	Valor
Tamaño de la población	500 individuos
Tasa de mutación (<i>tm</i>)	0.05
Tasa de cruce (<i>tc</i>)	0.3
Número de generaciones	200
Tamaño población externa	100
Número de centros	30

Tabla 7.9. Parámetros del algoritmo SPEA.

7.2.4 Ejemplo ilustrativo de diseño aplicando el algoritmo SPEA

Para implementar el algoritmo SPEA se han utilizado los valores de los parámetros indicados en la tabla 7.9. La figura 7.17 representa el conjunto de soluciones obtenido tras 15 ejecuciones del algoritmo SPEA.

En este caso, la mejor solución Multiobjetivo que se obtiene, según el método Max-min, posee un coste de 159.62×10^6 UM y una energía esperada no suministrada de 197.9 kWh.

Como ejemplo de aplicación de la técnica de agrupamiento Fuzzy C-means, en la figura 7.18 se muestra cómo, dado el frente de Pareto, se reduce el número de soluciones que lo forman. El frente de Pareto está compuesto por las soluciones representadas mediante círculos, y tras aplicar la técnica C-means se reduce el número de soluciones y únicamente quedan las que están indicadas mediante cruces.

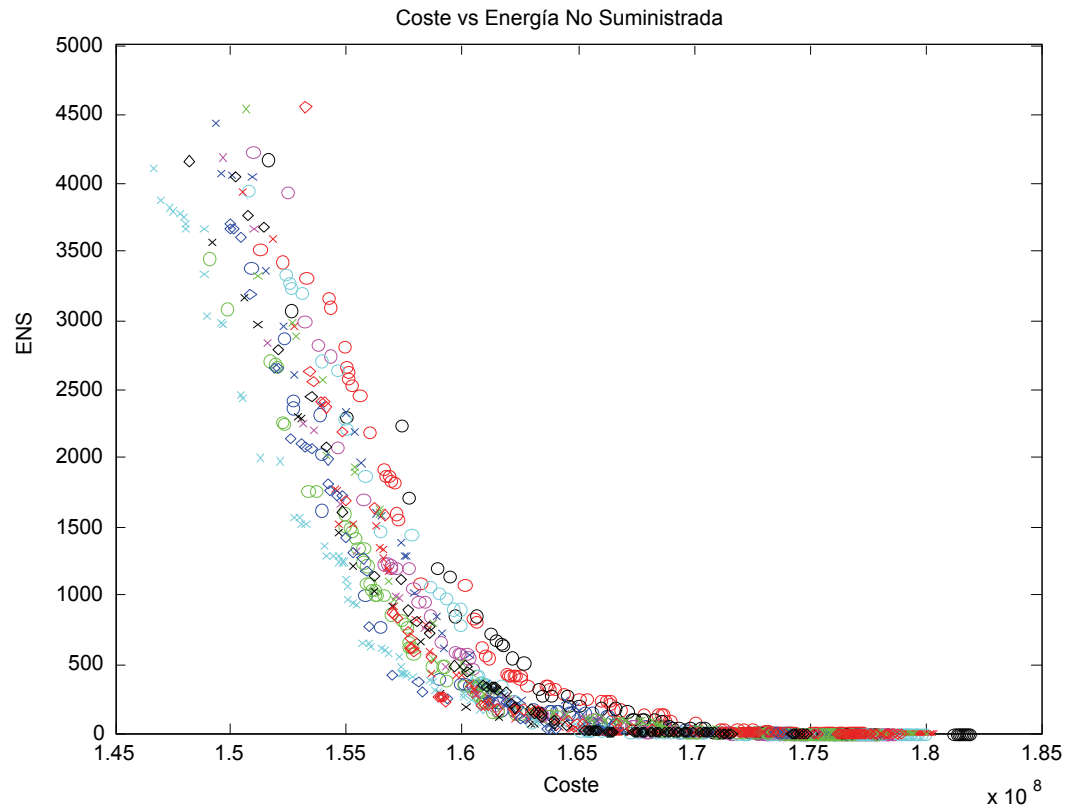


Figura 7.17. Nube de soluciones obtenidas con el algoritmo SPEA

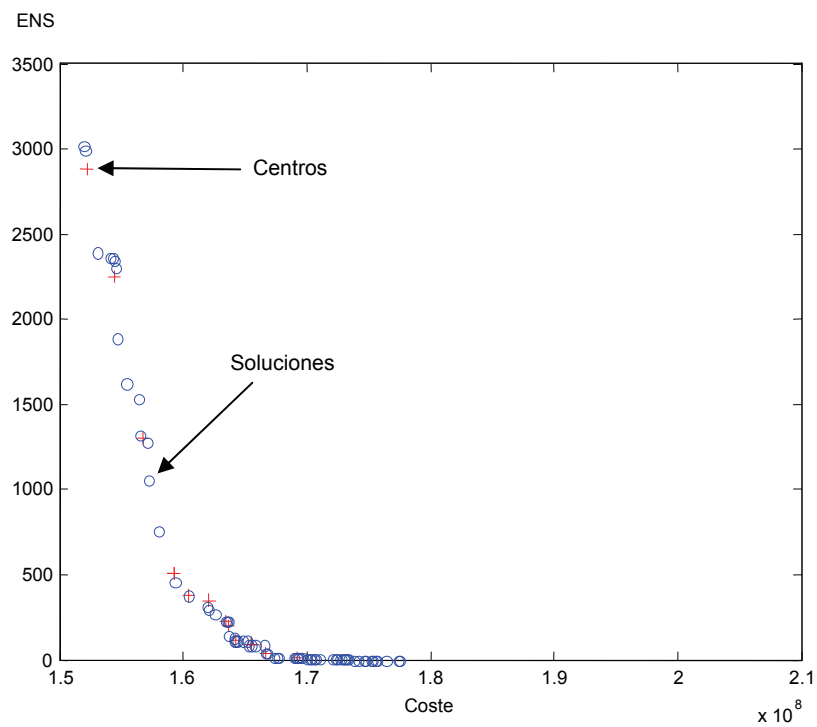


Figura 7.18. Determinación de centros mediante el método C-means.

En las figuras 7.19, 7.20 y 7.21 se representan las soluciones radial, óptima y mallada, apreciándose las diferencias existentes entre ellas.

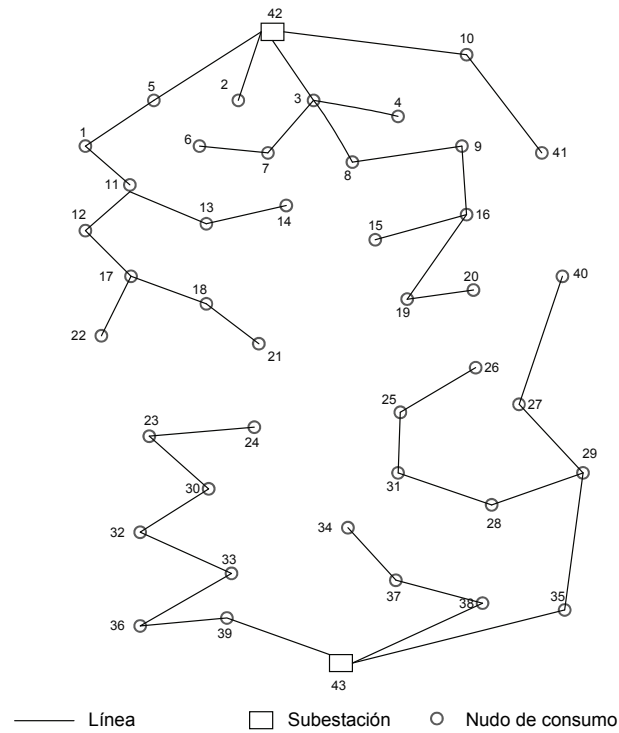


Figura 7.19. Red completamente radial obtenida con SPEA

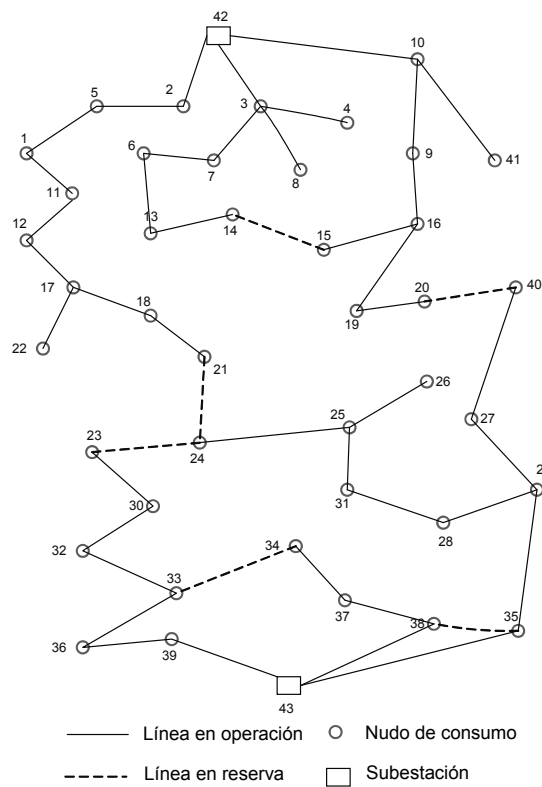


Figura 7.20. Mejor solución Max-min obtenida con SPEA

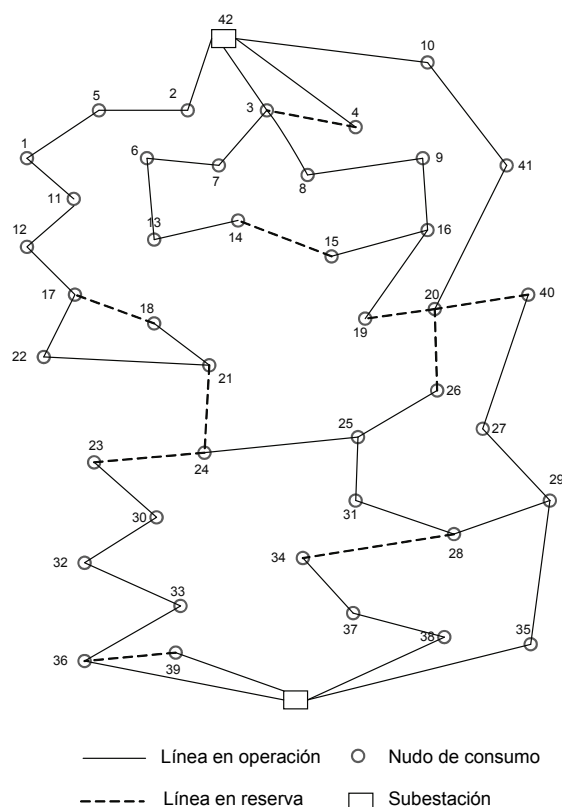


Figura 7.21. Red completamente mallada obtenida con SPEA

En la tablas 7.10, 7.11 y 7.12 se indican los costes y la EENS correspondientes a los resultados obtenidos en la realización del diseño Multiobjetivo de la red en estudio aplicando el algoritmo SPEA.

	Solución Radial	Solución Óptima	Diferencia
Coste (UM)	146985711.91	159626940.6	7.92%
EENS (kWh)	4110.85	197.9	--

Tabla 7.10. Valores comparativos entre soluciones radial y óptima con SPEA.

Se observa que con un incremento de un 7.92 % de las inversiones correspondientes a la construcción de las líneas eléctricas en el diseño completamente radial, se reduce el valor de energía esperada no suministrada desde 4110.85 kWh hasta 197.9 kWh, incrementándose la fiabilidad de la red.

	Solución Radial	Solución Mallada	Diferencia (%)
Coste (UM)	146985711.91	174046179.76	15.54%
EENS (kWh)	4110.85	0.00	--

Tabla 7.11. Valores comparativos entre la solución radial y la mallada obtenidas con SPEA.

Al analizar los datos de la tabla 7.11, se observa que es preciso aumentar la inversión en construcción de líneas en un 15.54 % para obtener una red completamente mallada con un valor máximo de fiabilidad.

	Solución Óptima	Solución Mallada	Diferencia (%)
Coste (UM)	159626940.6	174046179.76	8.28%
EENS (kWh)	197.9	0.00	--

Tabla 7.12. Valores comparativos entre soluciones óptima y mallada con SPEA.

En la tabla 7.12 se indican las diferencias entre la solución óptima y la mallada obtenidas con el algoritmo SPEA. En la tabla 7.13 se resumen los valores numéricos obtenidos para la red de 41 nudos en estudio para la solución radial, la óptima y la mallada.

	Radial	Óptima	Mallada
Coste variable de la líneas	20.9	20.3	19.8
Coste fijo de líneas existentes	86.0	99.4	114.2
Coste de las subestaciones	40.0	40.0	40.0
Función objetivo de costes	146.9	159.6	174.0
EENS (kWh)	4110.8	197.9	0.00
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.13. Valores de costes y EENS de las redes obtenidas al aplicar SPEA.

El algoritmo SPEA, al igual que sucede con cualquier algoritmo heurístico, es aconsejable ejecutarlo varias veces para lograr así mejores resultados. En cada una de estas ejecuciones se han determinado los tiempos de procesamiento del algoritmo hasta completar las 200 generaciones que se han fijado como criterio de finalización. En la tabla 7.14 se muestran los tiempos de cálculo empleados durante la ejecución de 200 generaciones. Como promedio el tiempo consumido ha sido de 1256.80 segundos.

Ejecución	Tiempo (seg)
1	1156.98
2	1285.10
3	1235.61
4	1304.03
5	1259.17
6	1170.90
7	1388.28
8	1240.90
9	1144.54
10	1205.32
11	1193.64
12	1293.29
13	1303.43
14	1399.14
15	1271.68
Promedio	1256.80

Tabla 7.14. Tiempos de cálculo en el diseño de la red de 73 rutas con SPEA.

7.2.5 Estudio comparativo entre el algoritmo NSGA y el SPEA

Un estudio de gran interés es la comparación entre los dos algoritmos. En esta sección se realiza la comparación de los dos algoritmos utilizados, NSGA y SPEA. Los resultados obtenidos en el sistema de distribución de 73 rutas muestran soluciones aceptables para ambos algoritmos. Para compararlos se tendrán en cuenta los siguientes criterios:

- Tiempo de ejecución de los algoritmos.
- Evaluación del frente de Pareto.
- Mejor solución obtenida según el criterio Max-min.

Además, se ha llevado a cabo un estudio comparativo entre las diferentes topologías (radiales, óptimas y malladas) obtenidas con el NSGA y el SPEA.

7.2.5.1 Tiempo de ejecución de los algoritmos

Con el fin de comparar la eficiencia de los algoritmos NSGA y SPEA, en el Diseño de Redes de Distribución de Energía Eléctrica, se ha medido el tiempo en el que ambos resuelven el mismo problema, considerando la misma cantidad de generaciones para ambos.

La tabla 7.15 muestra los tiempos promedio utilizados por cada algoritmo. Para la ejecución de los algoritmos se ha utilizado un ordenador Pentium IV, 2 GHz.

	Tiempos Promedio (seg)
NSGA	2355.99
SPEA	1256.80
Diferencia (%)	87.46%

Tabla 7.15. Tiempos de procesamiento promedio de la red de 73 rutas con NSGA y SPEA.

Se observa que el algoritmo NSGA ha utilizado un 87.46% más de tiempo del que ha necesitado el SPEA. La diferencia radica en la técnica de reducción empleada por cada uno de ellos. En el algoritmo NSGA se ha utilizado el método de evaluación del compartimiento (Fitness Sharing), originalmente introducido en [Holland, 1975]. Este método resulta computacionalmente muy costoso, presentando una complejidad $O(n^2)$ por generación [Sareni and Krahenbuhl, 1998], donde n es el tamaño de la población. En el algoritmo SPEA se acelera la búsqueda de las soluciones introduciendo el método de Fuzzy C-means descrito en el capítulo 5 de esta Tesis Doctoral.

7.2.5.2 Comparación entre los frentes de Pareto del NSGA y del SPEA

A continuación se estudia la variación de los frentes de Pareto obtenidos con los algoritmos NSGA y SPEA. La figura 7.22 muestra los frentes alcanzados con cada uno de los dos algoritmos tras haberlos ejecutado en 15 ocasiones.

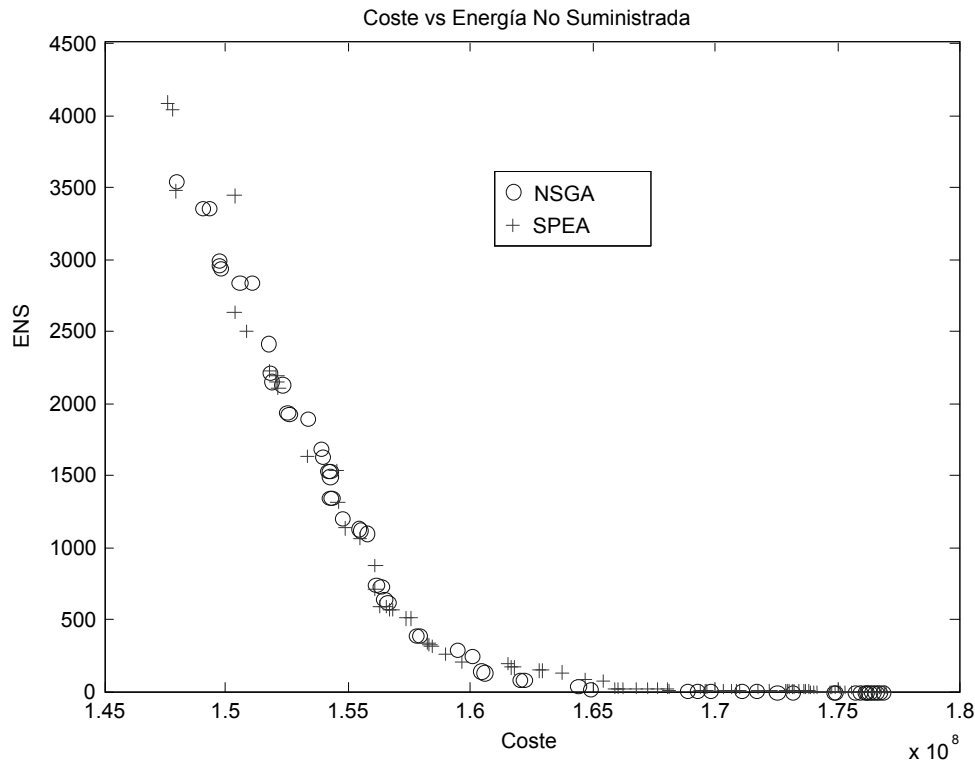


Figura 7.22. Frentes de Pareto obtenidos con NSGA y SPEA.

Se puede observar que existe poca diferencia entre los dos frentes. Un posible método para compararlos es el criterio propuesto en [Ishibuchi and Murata, 1998], siendo posible encontrar una aplicación del mismo en [Lo and Chang, 2000], el cual introduce la evaluación mediante el porcentaje de soluciones no dominadas.

Este método se puede aplicar tal y como se indica a continuación:

1. Determinar el número de todas las soluciones obtenidas en cada algoritmo (A).
2. Determinar el número de soluciones no dominadas de Pareto en cada algoritmo (B).
3. Calcular el porcentaje de soluciones no dominadas mediante $(\frac{B}{A} \%)$.

El resultado numérico se muestra en la tabla 7.16. El número de soluciones totales no dominadas en cada algoritmo dependerá de los parámetros explicados en la sección 7.1 y se calculan de acuerdo al criterio de dominancia de Pareto descrito en el capítulo 5 de este trabajo.

Algoritmo	A	B	B/A(%)
NSGA	56	25	44.64%
SPEA	93	44	47.31%

Tabla 7.16. Porcentaje de soluciones no dominadas entre NSGA y SPEA.

En porcentajes, el desempeño en términos de B/A (%) indica que el algoritmo SPEA es más eficiente que el NSGA en la formación del frente de Pareto, cuando se aplica al diseño de la red de 73 rutas y 41 nudos.

En la figura 7.23 se muestran ampliadas varias zonas de los frentes de Pareto en las cuales se aprecia las diferencias entre ambos.

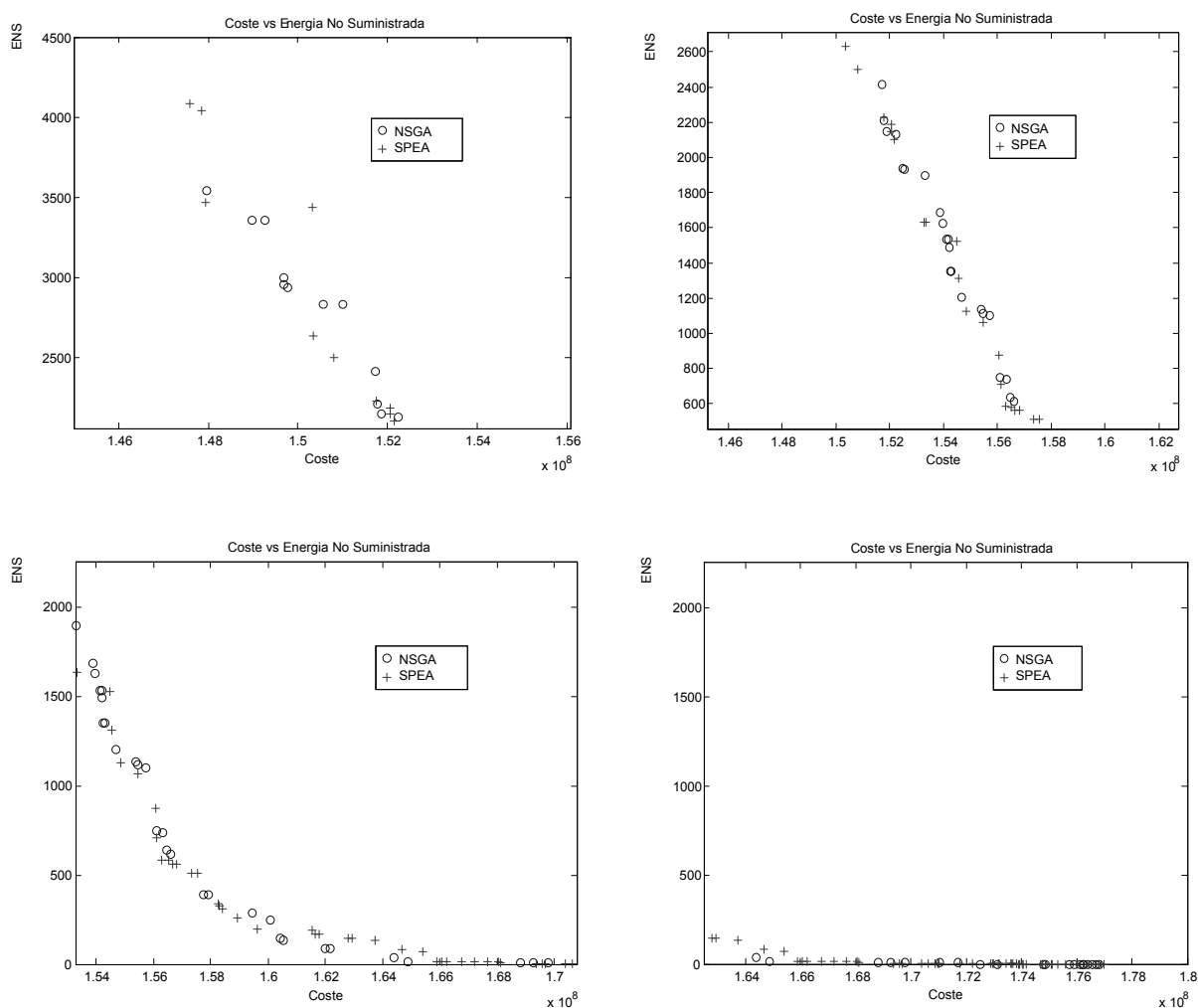


Figura 7.23. Zonas ampliadas de la gráfica de la figura 7.22.

7.2.5.3 Comparación de las soluciones obtenidas con NSGA y SPEA

En este apartado se comparan las características (coste, EENS y topología) de los Sistemas de Distribución obtenidos mediante la ejecución de los algoritmos NSGA y SPEA. Para ello se tienen en cuenta las redes radiales, las óptimas y las completamente malladas descritas en las secciones 7.2.2 y 7.2.4 de este capítulo.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	22.4	20.9	6.69%
Coste fijo de líneas existentes	85.5	86.0	0.58%
Coste de las subestaciones	40.0	40.0	0.00%
Función objetivo de costes	147.9	146.9	0.68%
EENS (kWh)	3540.61	4110.8	13.87%
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.17. Valores de las redes radiales obtenidas con NSGA y SPEA.

La solución Multiobjetivo elegida para la red radial ha sido la que presenta el menor valor en la función de *EENS* en el último proceso de optimización Multiobjetivo realizado. En la tabla 7.17 se indican los valores correspondientes a los costes y a la *EENS* de las soluciones radiales obtenidas con ambos algoritmos. Se observa que la solución obtenida con el NSGA posee un coste total que es un 0.68% superior que la obtenida con el SPEA. Sin embargo, la energía esperada no suministrada es menor en un 13.87%. En la grafica 7.24 se muestran las dos topologías con la indicación de los tipos de conductor.

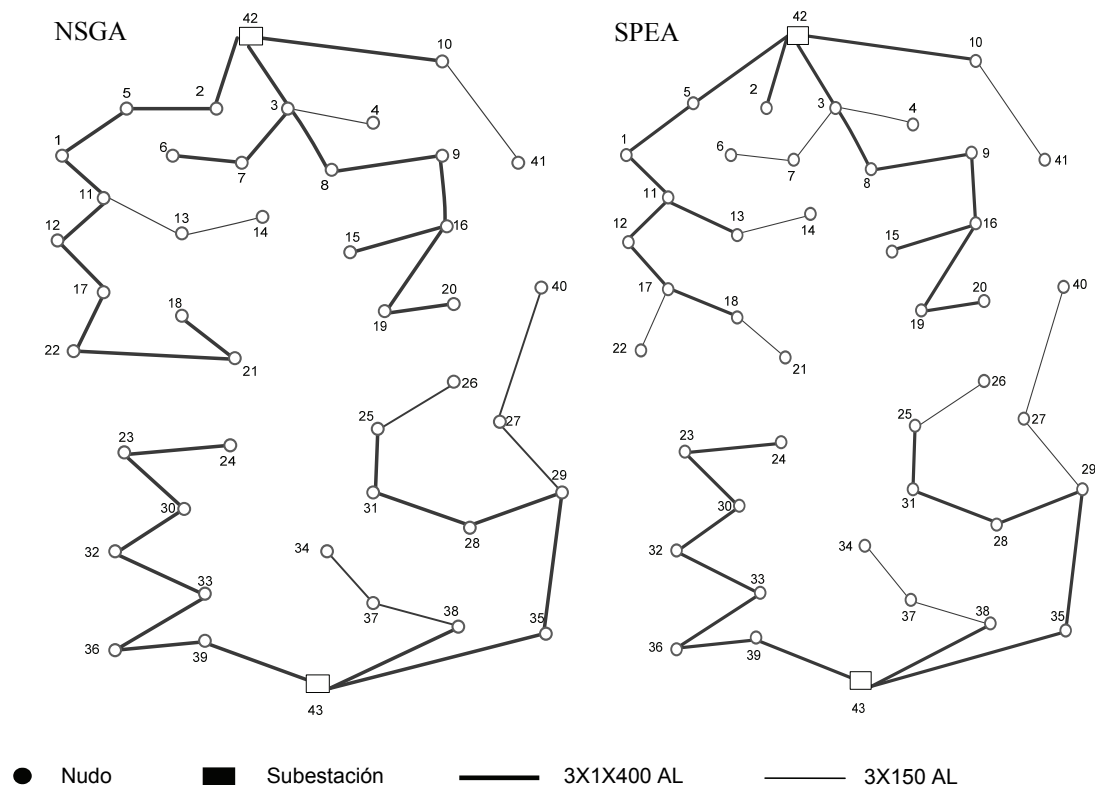


Figura 7.24. Redes radiales obtenidas con el NSGA y el SPEA.

La mayor diferencia en los costes variables proviene del cambio de rutas en las uniones 42-2-5 (NSGA) y 42-5 (SPEA). La ruta 42-2-5 ocasiona un coste variable de 4932344.38 UM mientras que la ruta 42-5 da lugar a un coste de 3678426.93 UM, siendo la diferencia de 1253917.45 UM (1.2 millones).

Además de la solución radial del diseño óptimo Multiobjetivo 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 *EEENS* mayor que el de la solución seleccionada. 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 [Bernal, 1998]. El diseñador puede seleccionar una determinada zona de las curva de soluciones no dominadas para realizar un estudio más detallado y seleccionar la solución que considere más adecuada.

En las tablas 7.18 y 7.19 se muestran los valores de costes y fiabilidad para las redes óptimas y malladas obtenidas en el diseño Multiobjetivo.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	22.4	20.3	9.38%
Coste fijo de líneas existentes	98.0	99.4	1.41%
Coste de las subestaciones	40.0	40.0	0.00%
Función objetivo de costes	160.5	159.6	0.56%
FEENS (kWh)	132.80	197.9	32.90%
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.18. Valores de las redes óptimas obtenidas con NSGA y SPEA.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	19.3	19.8	2.53%
Coste fijo de líneas existentes	91.6	114.2	18.31%
Coste de las subestaciones	40.0	40.0	0.00%
Función objetivo de costes	175.9	174.0	1.08%
FEENS (kWh)	0.00	0.00	0.00%
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.19. Valores de las redes malladas obtenidas con NSGA y SPEA.

En la figura 7.25 se muestran la situación de las soluciones radiales, óptimas y malladas obtenidas con los dos algoritmos, y en las figuras 7.26 y 7.27 se muestran las redes correspondientes a las soluciones óptimas y malladas.

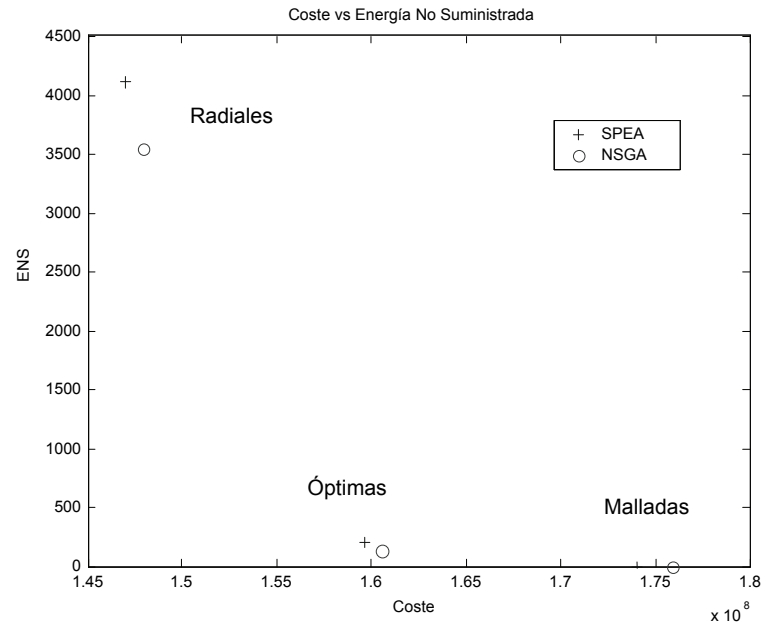
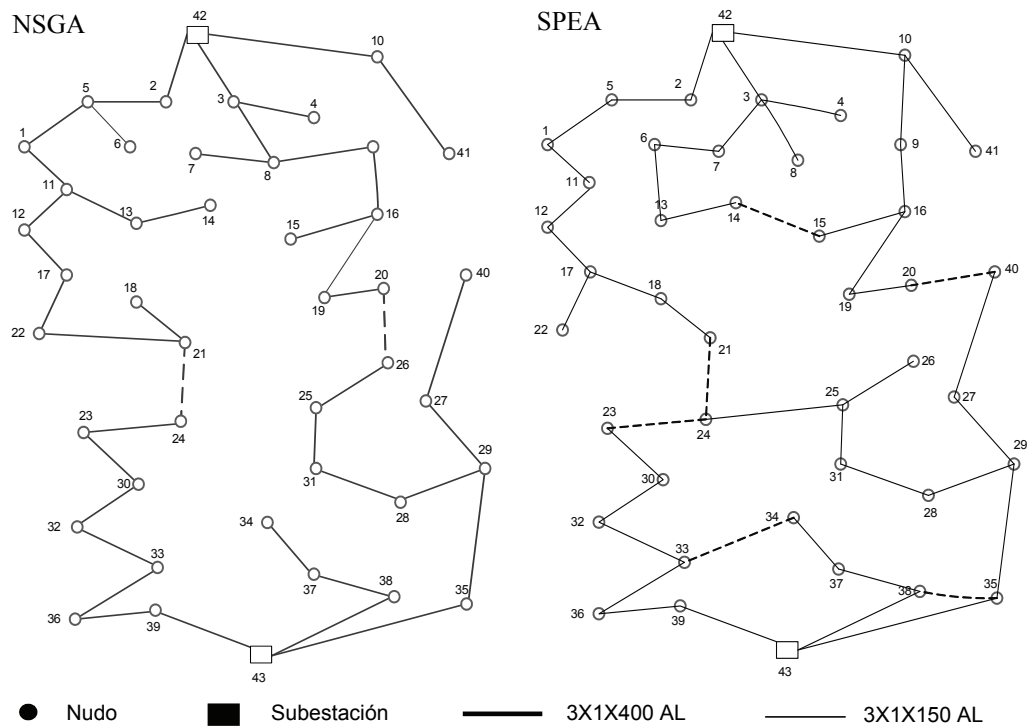


Figura 7.25. Ubicación de soluciones radiales, óptimas y malladas.



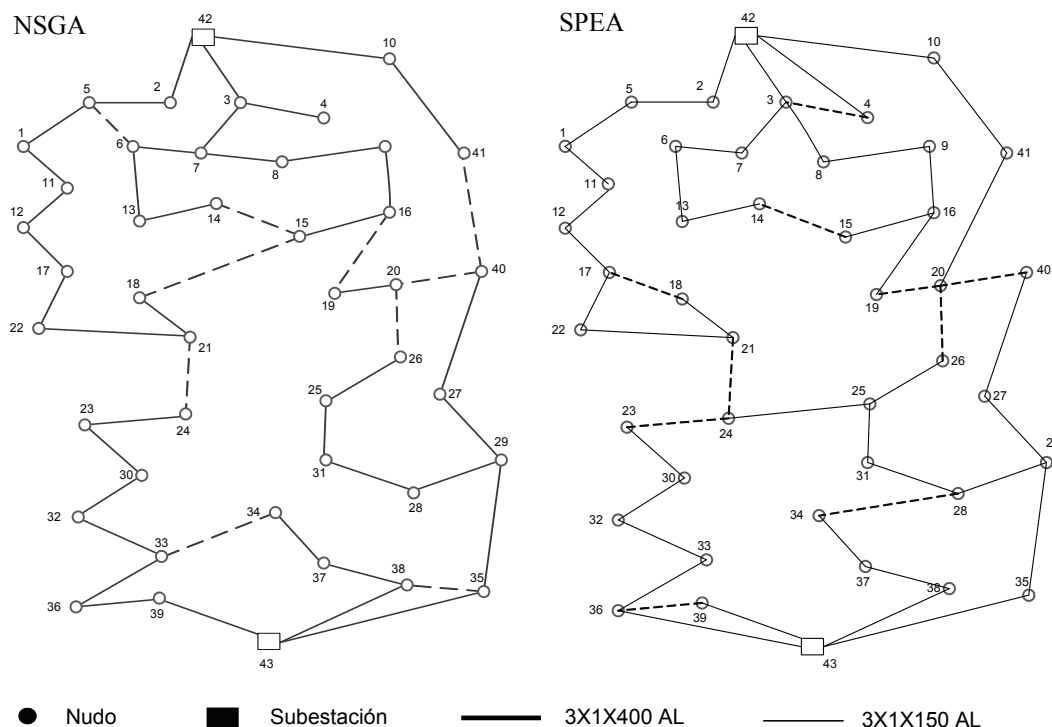


Figura 7.27. Soluciones malladas para ambos algoritmos.

7.3 CASO 2: NSGA Y SPEA APLICADOS AL DISEÑO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCION MULTIOBJETIVO REALES

Los resultados que se presentan en esta apartado muestran la aplicación de los algoritmos NSGA y SPEA al diseño Multiobjetivo de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica real, que posee 200 nudos, dos subestaciones y 248 rutas propuestas para la construcción de líneas eléctricas. El Sistema de Distribución se muestra en la figura 7.28. Las líneas que componen el sistema de distribución propuesto pueden ser de los siguientes tipos: 3x150Al, 3x1x400Al y 3x1x400Al (doble circuito). La tensión nominal es de 10 kV. La demanda de potencia de cada nudo se muestra en la tabla II.3 del apéndice II.

Para comprobar la aplicabilidad de los algoritmos NSGA y SPEA se determinarán las mejores soluciones radiales, óptimas y malladas, obtenidas tras la ejecución de ambos algoritmos.

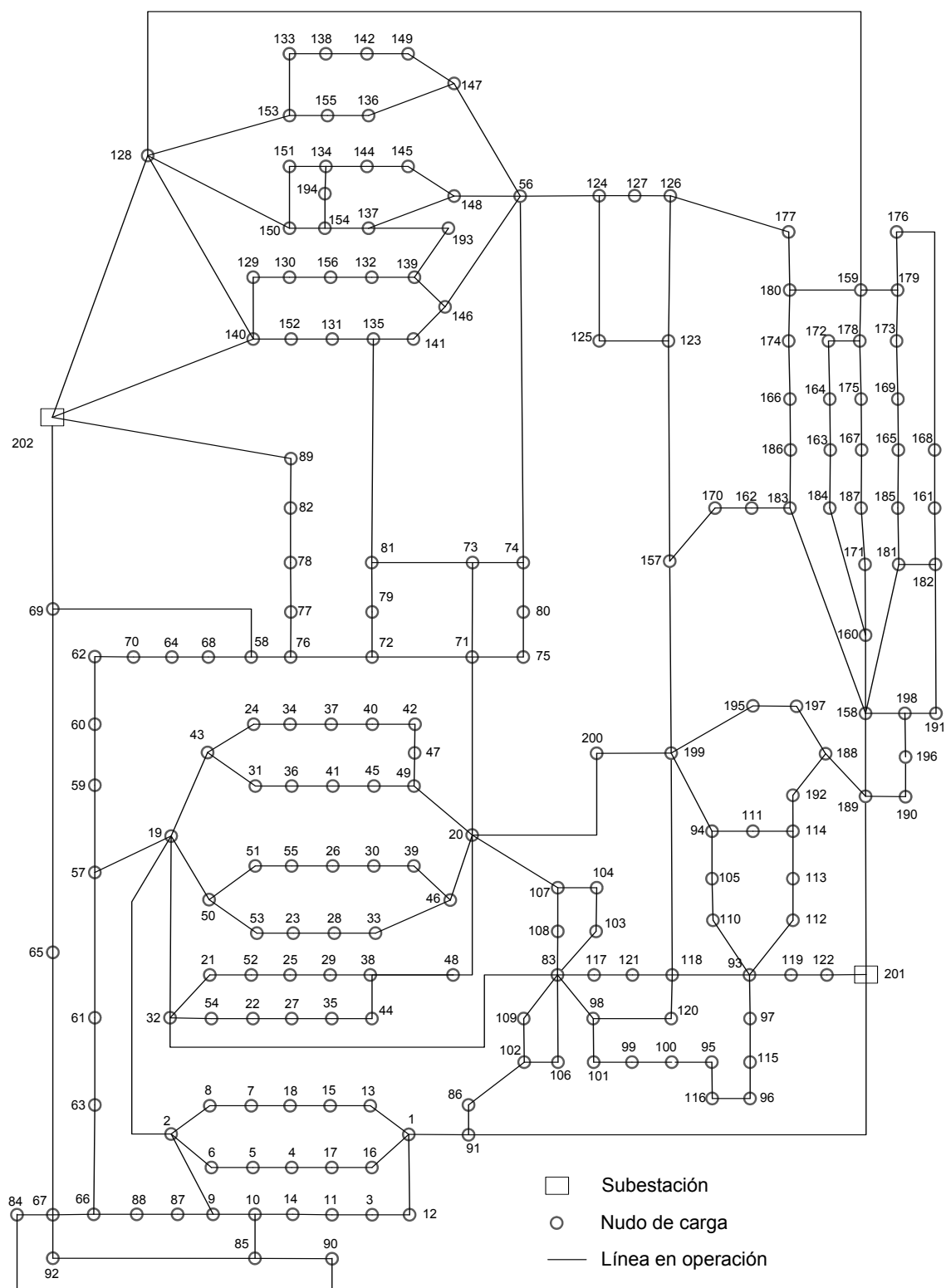


Figura 7.28. Sistema de Distribución real propuesto.

7.3.1 Tiempo de cálculo

Se van a comparar los algoritmos NSGA y SPEA teniendo en cuenta el tiempo de cálculo consumido por ambos algoritmos. La tabla 7.20 muestra los tiempos promedio utilizados por cada algoritmo hasta obtener el frente de Pareto para el Sistema de Distribución de 200 nudos. Se ha utilizado un ordenador Pentium IV, 3 GHz

	Tiempos Promedio (seg)
NSGA	132863.59
SPEA	116757.39
Diferencia (%)	12.12 %

Tabla 7.20. Tiempos de procesamiento promedio para la red de 200 nudos y 248 rutas.

Al igual que en el caso descrito en la sección 7.2.5.1, se observa que el algoritmo SPEA necesita de un tiempo computacional menor. La diferencia se explica por el hecho de que el algoritmo SPEA acelera la búsqueda de las soluciones por utilizar el método Fuzzy C-means descrito en el capítulo 5 de este trabajo. Sin embargo, la diferencia en el tiempo de cálculo se reduce para redes de tamaño considerable, ya que una vez ejecutado el método Fuzzy C-means, se debe realizar una rutina de comparación de centros teniendo en cuenta cada una de las soluciones no dominadas y cada uno de los centros obtenidos.

7.3.2 Evaluación del frente de Pareto

En la figura 7.29 se muestran los dos frentes de Pareto obtenidos con los dos algoritmos, tras haber ejecutado en 5 ocasiones cada uno de ellos.

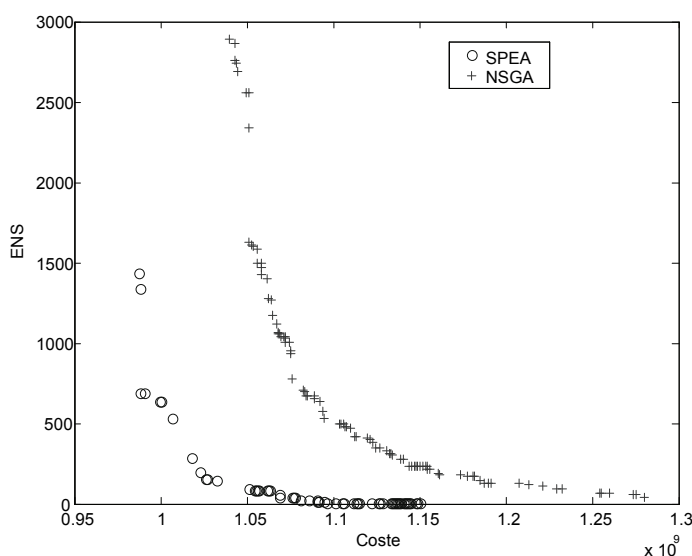


Figura 7.29. Frentes de Pareto obtenidos para la red de 200 nudos.

Se observa que el SPEA permite obtener un mayor avance en el frente de Pareto en un tiempo de cálculo un poco inferior que el NSGA. Puede apreciarse la diferencia en cuanto al número de soluciones no dominadas que conforman cada frente de Pareto. Este número de soluciones viene determinado en el NSGA por el radio del nicho utilizado y en el SPEA por la cantidad de centros.

En las figuras 7.30 y 7.31 se muestran los dos frentes por separado, indicando la solución que se seleccionaría aplicando el criterio Max-min.

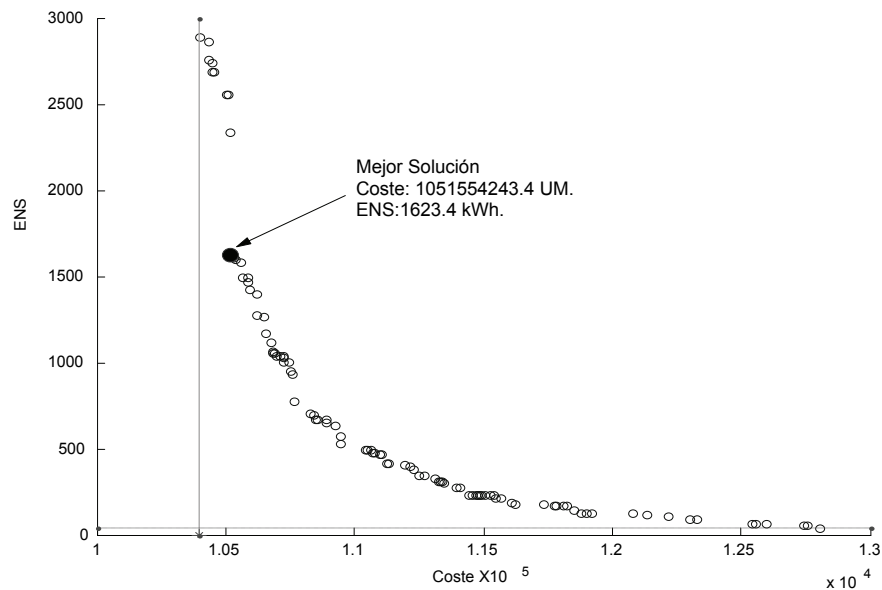


Figura 7.30. Frente de Pareto obtenido con el NSGA para el caso de la red óptima de 200 nudos.

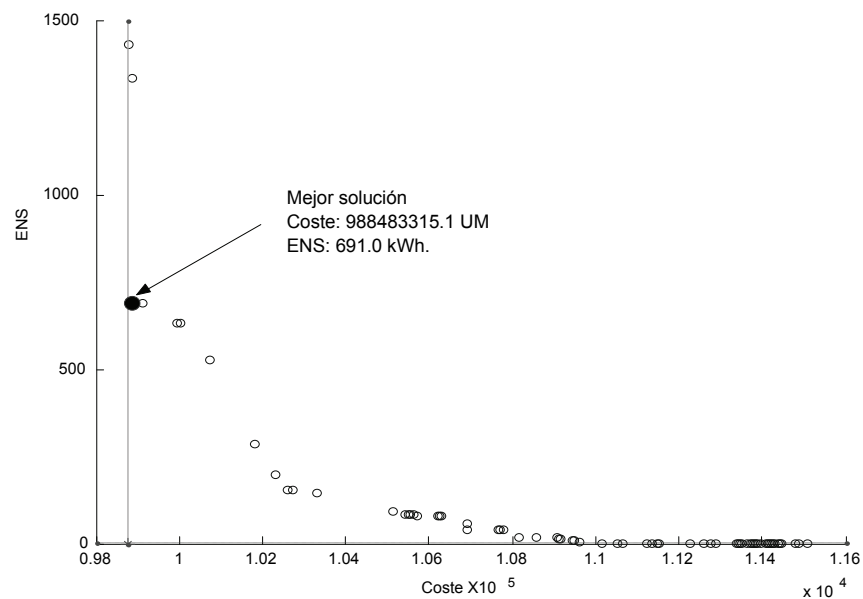


Figura 7.31. Frente de Pareto obtenido con el SPEA para el caso de la red óptima de 200 nudos.

7.3.3 Evaluación de los sistemas de distribución obtenidos

En esta sección se muestran las características (coste, *EEENS* y topología) de las redes obtenidas mediante la ejecución de los algoritmos NSGA y SPEA. Para ello se considerarán las redes radiales, las óptimas y las completamente malladas obtenidas con los dos algoritmos.

En las tablas 7.21, 7.22 y 7.23, se muestran los valores obtenidos para las soluciones radiales, óptimas y malladas.

La solución radial elegida ha sido la que presenta el menor valor de *EEENS* en el último proceso de optimización Multiobjetivo realizado. Según el principio de optimalidad de Pareto, en los tres casos mostrados en las tablas 7.21, 7.22 y 7.23, la mejor solución corresponde a la obtenida con el algoritmo SPEA. Ambos algoritmos son capaces de generar una buena cantidad de soluciones del frente de Pareto, tanto en los casos de Sistemas de Distribución pequeños como en el caso del Sistema de Distribución real.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	13858958.3	12271706.1	11.45
Coste fijo de líneas existentes	950766341.0	311048947.1	67.28
Coste de las subestaciones	75000000.0	75000000.0	0.00
Función objetivo de costes	1039625299.3	987520653.1	5.01
FEENS (kWh)	2891.2	1430.4	50.52
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.21. Valores para las redes radiales de 200 nudos.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	14428604.4	11297872.1	21.69
Coste fijo de líneas existentes	921256639.0	902185443.0	2.07
Coste de las subestaciones	75000000.0	75000000.0	0.00
Función objetivo de costes	1051554243.4	988483315.1	6.00
FEENS (kWh)	1623.4	691.0	57.44
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.22. Valores para las redes óptimas de 200 nudos.

	NSGA	SPEA	DIF(%)
Coste variable de la líneas	19367099.5	14863911.6	23.25
Coste fijo de líneas existentes	1186156223.0	1055926963.0	10.98
Coste de las subestaciones	75000000.0	80000000.0	6.67
Función objetivo de costes	1280523322.5	1150790874.6	10.13
FEENS (kWh)	38.7	0.174	99.55
Costes en UM x 10 ⁶			

Tabla 7.23. Valores para las redes malladas de 200 nudos.

— Conductor 1- 3x150 (Al)

— Conductor 2- 3x1x400 (Al)

— Conductor 3- 3x1x400 (Al) x 2

Capítulo 7.- Resultados computacionales.

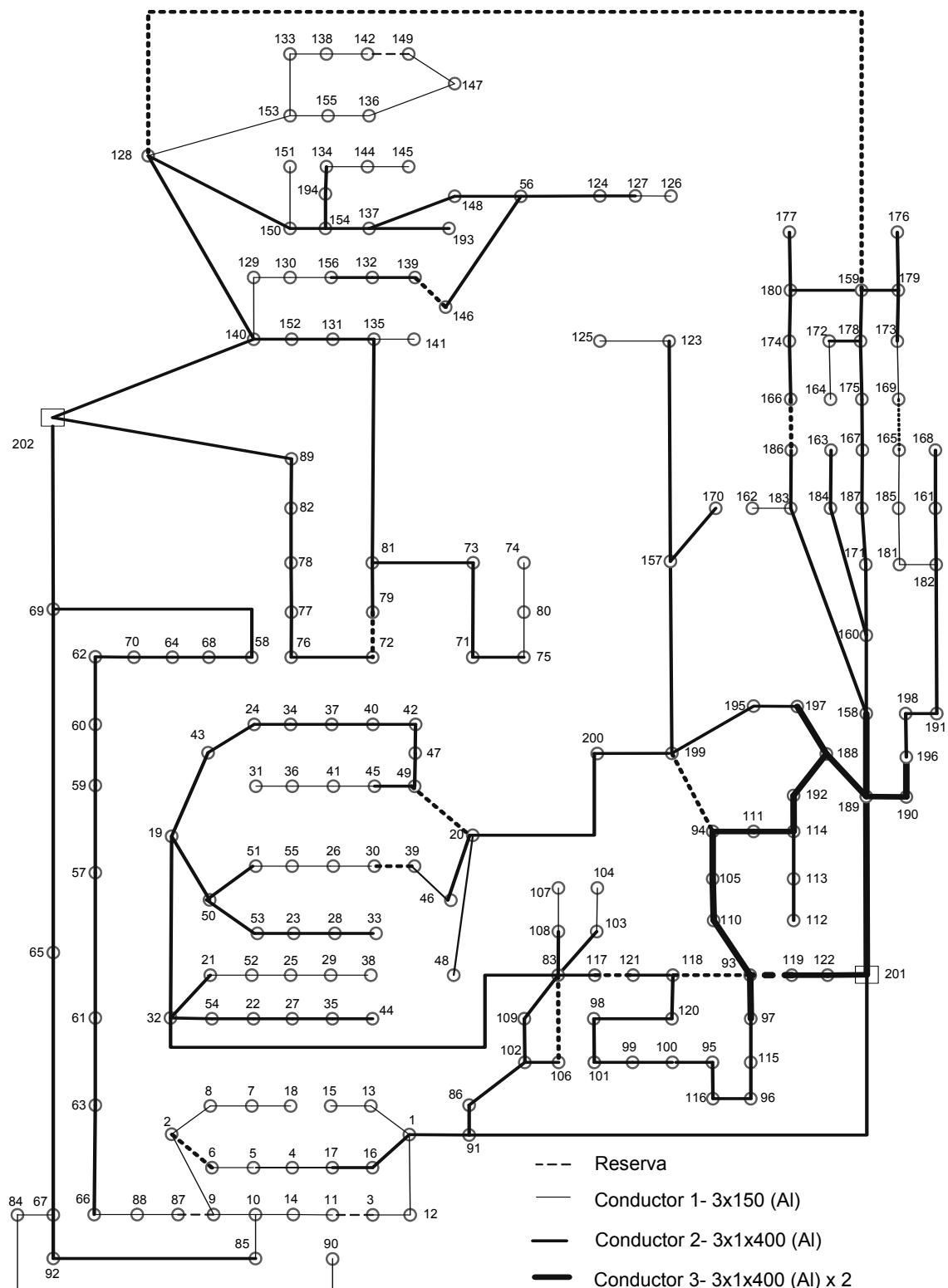


Figura 7.33. Solución Óptima obtenida con el algoritmo SPEA.

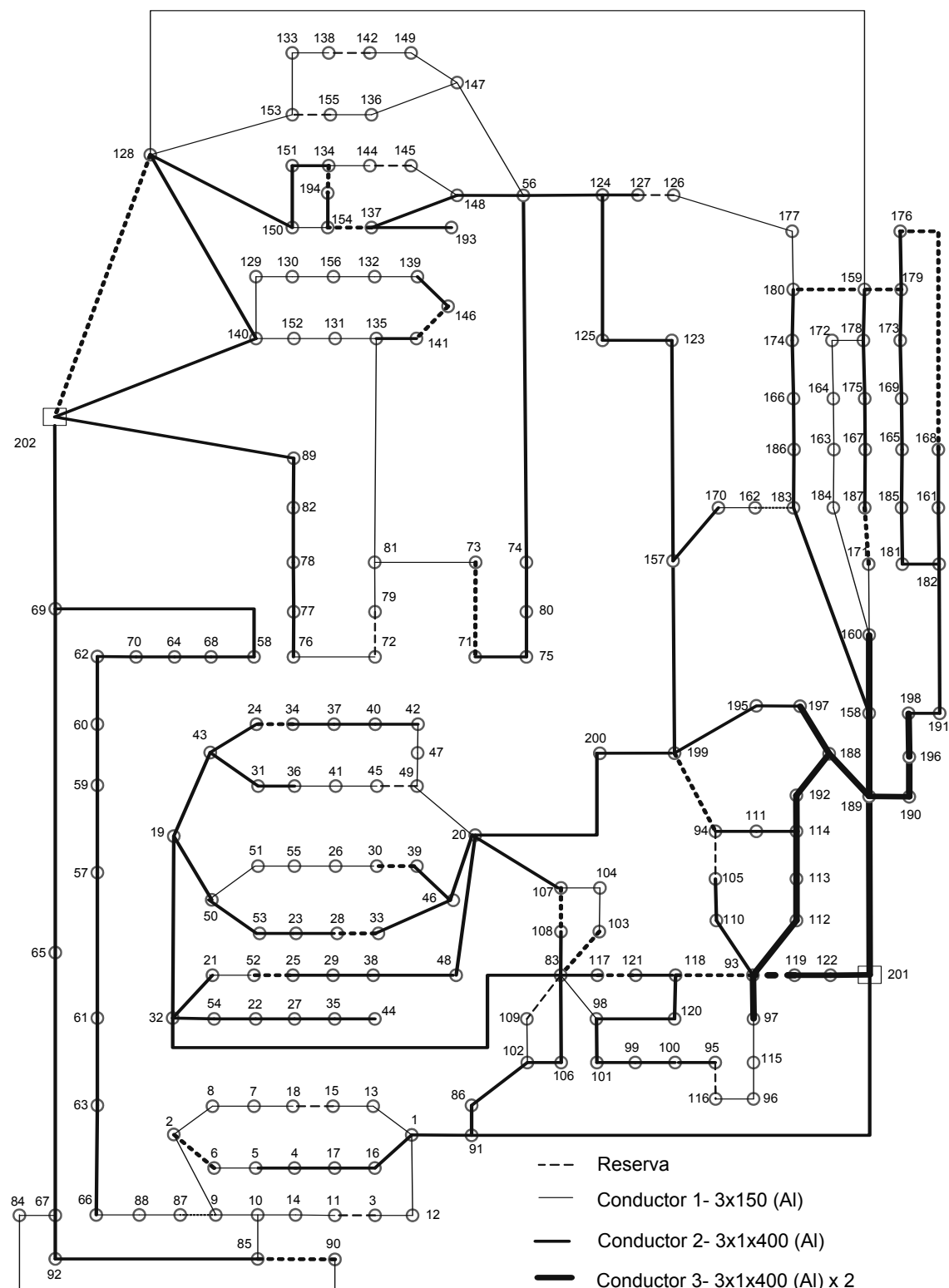


Figura 7.34. Solución Mallada obtenida con el algoritmo SPEA.

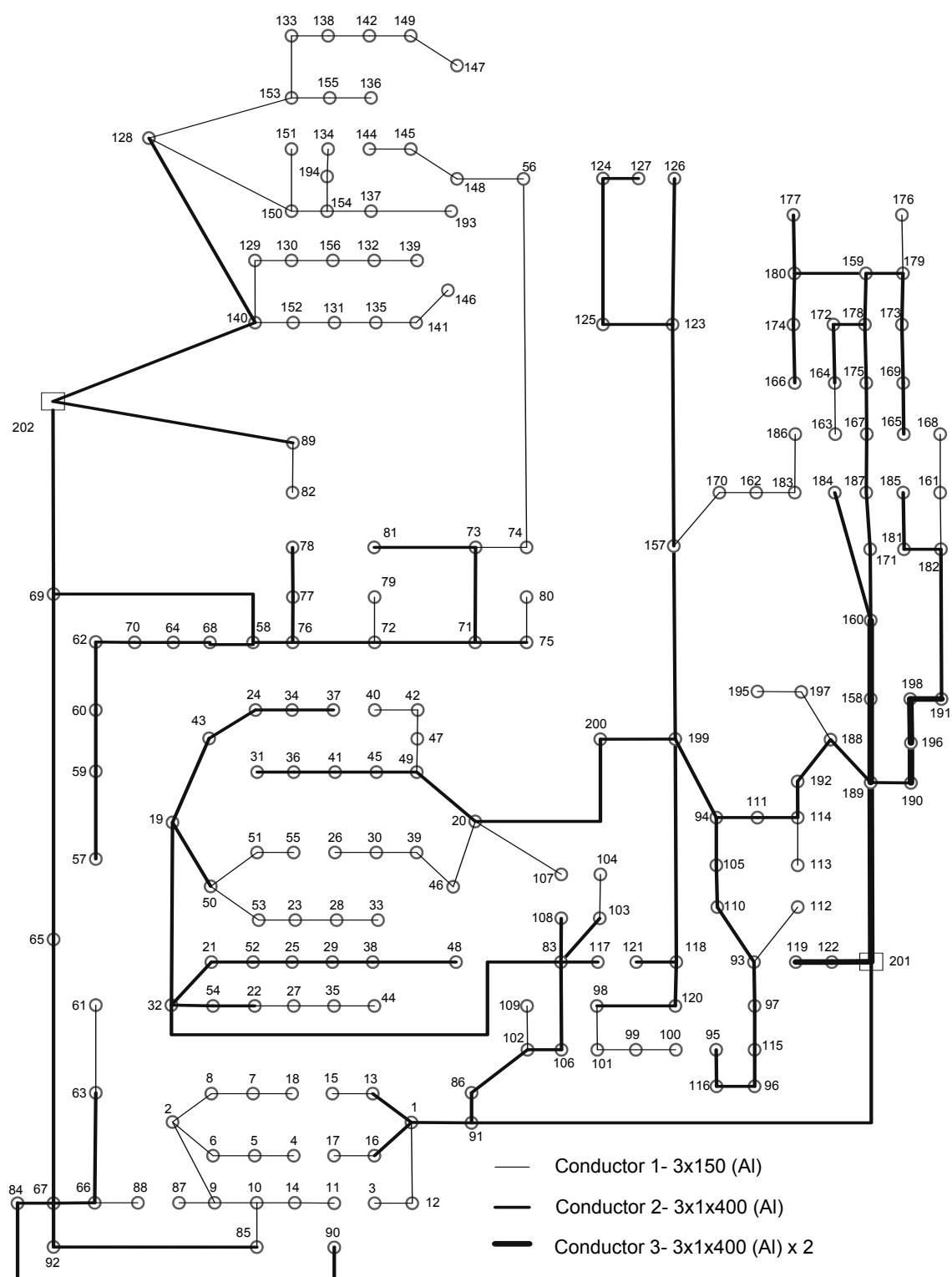


Figura 7.35. Solución Radial obtenida con el algoritmo NSGA.

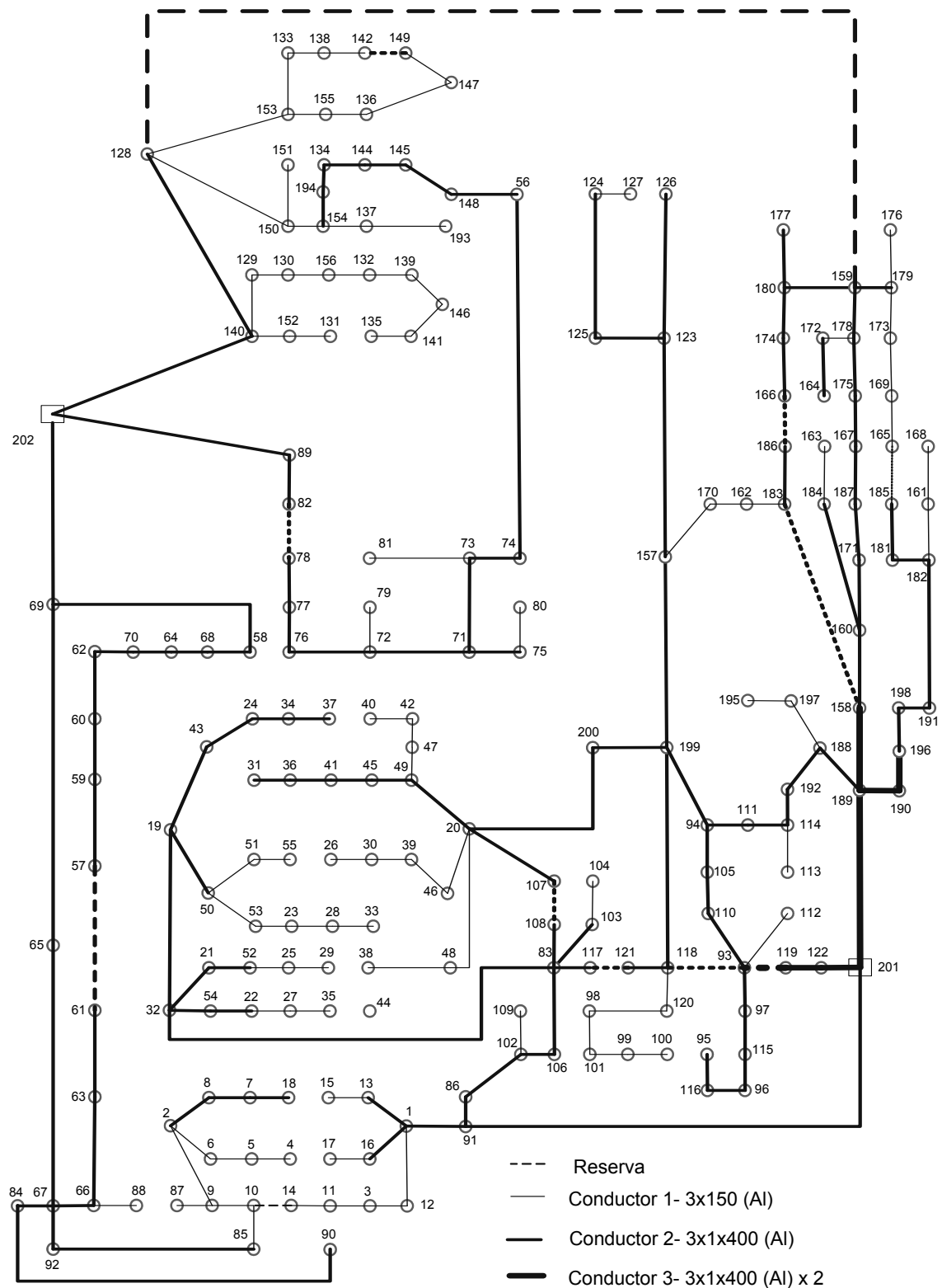


Figura 7.36. Solución Óptima obtenida con el algoritmo NSGA.

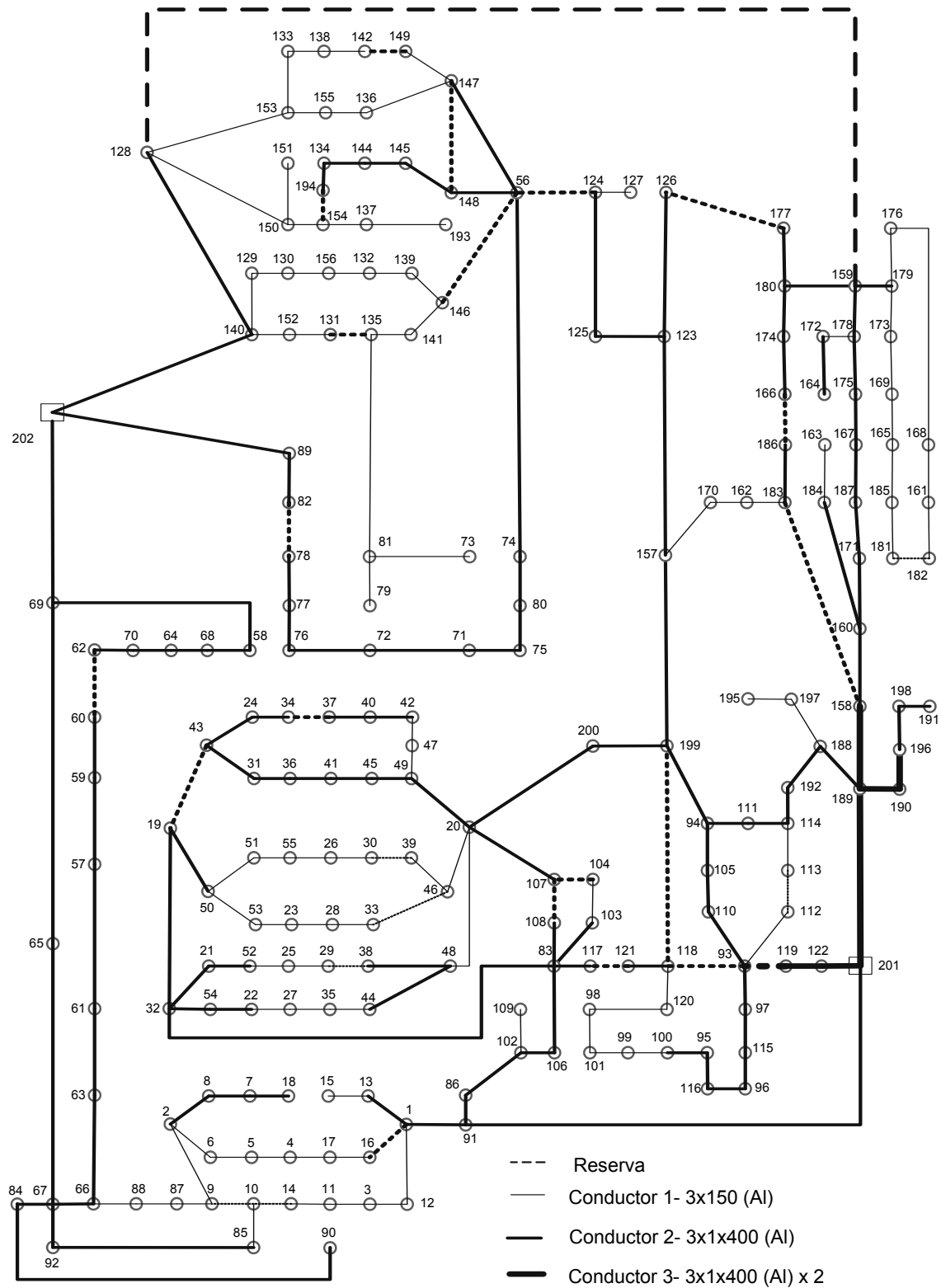


Figura 7.37. Solución Mallada obtenida con el algoritmo NSGA.

7.4 CASO 3: DISEÑO MULTITETAPA - MULTICAPA

En este apartado se aplica la novedosa metodología Multiobjetivo Multietapa–Multicapa que se ha planteado y explicado en el capítulo 6. Esta metodología permite obtener el diseño Multiobjetivo (funciones objetivo de costes y de *EENS*) de un sistema de distribución para varias etapas. En particular, en el caso que se muestra a continuación, se ha considerado un horizonte temporal de nueve años, con etapas de un año de duración. El sistema de distribución que se ha utilizado está basado en el que puede encontrarse en [Gönen and Rosado, 1986], pero con algunas diferencias en la topología y sin considerar que existan líneas inicialmente. Es decir, en el caso que se va a resolver se va a suponer que al comienzo del periodo de planificación no hay líneas construidas. A lo largo de las etapas intermedias, hasta alcanzar el horizonte final, varían las demandas en los nudos y aparecen nuevos centros de transformación y subestaciones. El sistema consta inicialmente de 10 nudos y 2 subestaciones, con un nivel de tensión de 20 kV, y se expande en un horizonte de tiempo de 9 años, hasta tener un máximo de 20 nudos y 4 subestaciones. En la figura 7.38 se muestran las subestaciones y nudos junto a las rutas propuestas para la construcción de líneas. Los tamaños de las subestaciones existentes son de 20 MVA (nudos A y B). En la tabla 7.24 se presentan los datos de demanda de potencia, en MVA, para cada año y nudo a lo largo del periodo de expansión. En la tabla II.5 del apéndice II se indican las longitudes de las rutas. Se han propuesto dos tamaños de conductor para la construcción de líneas aéreas y de aluminio, el LA56 y el LA110. Los costes fijos y el límite máximo permitido de potencia para estos dos tipos de conductor se muestran en la tabla 7.25.

En el proceso de optimización se ha considerado el año 1 de estudio como el año base para el cálculo de los valores presentes de los costes de inversión y de operación.

El algoritmo Multiobjetivo SPEA se ha aplicado en el diseño del sistema descrito anteriormente. Con la aplicación de este algoritmo se determina el conjunto de las soluciones no dominadas para los 8 primeros años de la expansión de la red, aplicando el método multitapa descrito en el capítulo 6. Para cada año, con el fin de mejorar el frente de Pareto obtenido, se ha ejecutado varias veces el algoritmo SPEA.

Tras obtener los frentes de Pareto correspondientes a los 8 primeros años, se procede a guardar cinco soluciones de cada frente. En particular se guarda la que se determina tras aplicar el criterio Max-min y las cuatro que se encuentren más cercanas a dicha solución. Posteriormente se comparan entre sí las soluciones que se han guardado y que corresponden a cada una de las 8 etapas, tal y como se ha descrito en el capítulo 6, determinando qué rutas se repiten en las capas que se obtienen tras la optimización multiobjetivo. Así, se fijan esas rutas (asignándoles una probabilidad de supervivencia

del 100 %) y se procede posteriormente a realizar el diseño multiobjetivo de la última etapa (noveno año). Una vez obtenido el frente de Pareto de la última etapa, se selecciona una solución de dicho frente. En este trabajo se ha seleccionado la que se obtiene aplicando el método Max-min, pero podría haberse seleccionado otra, como por ejemplo una totalmente radial o totalmente mallada. Con esa solución inicial para la última etapa, se procede a obtener una solución inicial para la etapa 8, aplicando el método propuesto en el capítulo 6. Posteriormente se obtiene una solución inicial para la etapa 7 utilizando la que se ha obtenido para la etapa 8, y así sucesivamente hasta obtener la solución inicial para la etapa 1.

Nudo	Año 1	Año 2	Año 3	Año 4	Año 5	Año 6	Año 7	Año 8	Año 9
1	4.05	4.43	4.85	3.45	3.78	4.13	4.52	4.95	5.42
2	0.78	0.86	0.70	0.77	0.84	0.92	1.01	1.11	1.21
3	2.58	2.83	3.09	3.38	2.78	3.04	3.33	3.64	3.98
4	0.32	0.35	0.38	0.41	0.34	0.37	0.41	0.45	0.49
5	0.28	0.31	0.34	0.37	0.33	0.36	0.39	0.43	0.47
6	1.17	1.28	1.05	0.92	1.00	1.10	1.20	1.32	1.44
7	4.04	3.09	3.38	3.70	4.05	3.33	3.64	3.98	4.36
8	0.72	0.67	0.73	0.60	0.65	0.72	0.78	0.86	0.94
9	1.14	1.25	1.03	1.12	1.23	1.35	1.47	1.61	1.77
10	1.56	1.70	1.86	2.04	2.23	1.83	2.00	2.19	2.40
11		1.67	1.78	1.91	2.05	2.21	2.38	2.58	2.80
12			0.88	0.93	0.99	1.05	1.13	1.20	1.29
13			1.12	1.15	1.18	1.22	1.26	1.31	1.35
14				3.05	2.52	2.66	2.81	2.97	3.16
15				1.62	1.62	1.62	1.62	1.62	1.62
16				--	0.94	0.99	1.05	1.13	1.22
17				2.16	2.20	2.24	2.29	2.35	2.40
18					1.89	1.94	1.99	2.04	2.10
19						1.45	1.55	1.67	1.81
20							3.79	3.79	3.79

Tabla 7.24. Potencia pico para cada uno de los años, en MVA.

	LA56	LA110
Limite térmico (kVA)	3412.14	5438.64
Coste fijo conductor (€/m)	2500.0	3500.0
Resistencia R (ohm/m)	0.000614	0.000307
Reactancia X (ohm/m)	0.000399	0.000380

Tabla 7.25. Características de conductores para la red multicapa.

	Radial	Optima	Mallada
Coste variable de la líneas	67.9	66.5	66.5
Coste fijo de líneas existentes	94.8	113.7	113.7
Coste de las subestaciones	80.0	80.0	80.0
Función objetivo de costes	242.8	260.3	260.3
EENS (kWh)	30231.2	11921.6	11921.6
Costes en UM x 10 ⁶ .			

Tabla 7.26. Costes y EENS para el horizonte de diseño.

La tabla 7.27 muestra cómo se determinan las rutas comunes a las capas. De acuerdo a lo mostrado en la tabla 7.27, comparando las capas obtenidas tras realizar los diseños monoetapas de los 8 primeros años, a lo largo de todas las etapas de planificación propuestas para el sistema de distribución, se utilizarán las rutas A-1, B-6, 1-9, A-2, 2-12, C-3, 6-13, C-7, C-10, C-11, 15-17, B-17, 4-16, 10-16, 14-18, D-18 y D-20.

NI	NF	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	T ₇	T ₈	¿Fijar ruta?
A	1	X	X	X	X	X	X	X	X	Sí
B	6	X	X	X	X	X	X	X	X	Sí
1	9	X	X	X		X	X	X	X	No
1	5	R	R	R		R	R	R	R	No
2	3	X	X	R	R	R	R			No
A	2	X	X	X	X	X	X	X	X	Sí
3	10	X	X	R	R		R		R	No
4	7	R	R	X	X					No
4	9	X	X	R	R	X	R	R	R	No
5	6	X	X	X	X	X				No
7	8	X	X	R	R	R	R			No
B	8	X	X	X	X	X	X	X	X	Sí
7	11			R	R	R	X			No
2	12			X	X	X	X	X	X	Sí
C	3			X	X	X	X	X	X	Sí
6	13			X	X	X	X	X	X	Sí
C	7			X	X	X	X	X	X	Sí
C	10			X	X	X	X	X	X	Sí
C	11			X	X	X	X	X	X	Sí
1	14				X	X	R	R		No
4	15				R	R	R	R	R	No
15	17				X	X	X	X	X	Sí
B	17				X	X	X	X	X	Sí
6	17					R	R	R		No
3	16					R				No
4	16					X	X	X	X	Sí
10	16					X	X	X	X	Sí
14	18					X	X	X	X	Sí
D	5						X	X	X	Sí
7	19						R	X	X	No
D	18						X	X	X	Sí
15	19									No
D	20							X	X	Sí

X: En operación en la etapa T_i. -- R: En reserva en la etapa T_i

Tabla 7.27. Disposición en escalera de enlaces y mejores soluciones obtenidas.

En las figuras 7.39 a 7.47 se muestran las topologías iniciales que se obtienen para cada año aplicando el método Multietapa y Multicapa propuesto en el capítulo 6.

Se puede observar que los sistemas que inicialmente se obtienen para las etapas T9, T8 y T7, representados en las figuras 7.39 a 7.41, son iguales. Ello se debe a que en las tres etapas se tienen los mismos nudos y subestaciones.

En la solución inicial de la etapa T6 (figura 7.42) se tiene un nudo de consumo menos (nudo 20) que en la T7. Al eliminarlo en la etapa T7 se debe eliminar también, según el método que se está aplicando, la línea D-7. El resto de líneas de la etapa T7 se mantienen, ya que con los tamaños de conductor utilizados se cumplen las restricciones técnicas.

En la solución inicial de la etapa T5 hay un nudo menos que en la T6. Al eliminar el nudo 19 en la solución inicial de la etapa T6, se debe eliminar también la línea 7-19. En este caso, con los tamaños de conductor existentes se cumplen las restricciones técnicas, por lo que no se debe realizar ninguna modificación adicional.

Para obtener el diseño inicial de la etapa T4, a partir del obtenido en la etapa T5, se debe eliminar la subestación D y los nudos 16 y 18, así como las líneas conectadas a la subestación y nudos eliminados. Es necesario poner en operación las líneas 1-5 y 1-14, estando ambas, en el periodo T5, en reserva. No hace falta cambiar el tamaño de conductor de la línea 1-5, ya que es capaz de suministrar los 370 kVA que demanda el nudo 5.

Para obtener el diseño inicial de la etapa T3, a partir del obtenido para la etapa T4, es necesario eliminar los nudos 14, 15 y 17. Al eliminar las líneas conectadas a esos nudos, se observa que es preciso poner en operación la línea 4-9, que en la solución de la etapa T4 estaba en reserva.

A partir de la solución inicial de la etapa T3, eliminando los nudos 12 y 13, y la subestación C, se obtiene la situación correspondiente a la etapa T2. En este caso los nudos 3, 7, 10 y 11 se quedarían sin suministro si no se incluyesen líneas que los uniesen a otros nudos y a las subestaciones. Siguiendo el método propuesto, se añaden las líneas que pertenezcan a la solución Max-min obtenida previamente para la etapa T2, y que permitan alimentar a esos nudos. En concreto las líneas a añadir, y los cambios en el tipo de conductor que se deben llevar a cabo, son:

- Instalar las líneas 2-3, 3-10 y 7-8.
- Cambiar el tamaño de conductor de la línea B-8 con el fin de que no se supere el límite térmico del conducto. Obsérvese que en la etapa T3 esa línea utilizaba el

conductor LA56, y en la etapa T2 se va a cambiar por el LA110, ya que en otro caso no se podría suministrar la potencia demandada por los nudos 7, 8 y 11.

- La línea 7-11, que en la etapa T3 estaba en reserva, debe pasar a estar en operación para que pueda suministrar la potencia que demanda el nudo 11.

Las líneas que se han añadido para obtener el diseño inicial de la etapa T2, así como el cambio en el tamaño de conductor de una de las líneas, deben reflejarse también en las etapas posteriores (T3 a T9), por lo que, tal y como se indica en el método planteado en el capítulo 6, las nuevas líneas aparecerán como líneas de reserva en todas las etapas posteriores, aplicando también el cambio de tamaño de conductor. Estas modificaciones se llevarán a cabo para obtener los diseños finales.

En las figuras 7.48 a 7.56 se muestran las soluciones finales de diseño para las nueve etapas. Se observa cómo están perfectamente coordinadas, de forma que se van construyendo líneas en función de las necesidades que surgen a lo largo del periodo de planificación.

A la vista de los resultados alcanzados, puede afirmarse que la metodología que se ha propuesto y aplicado permite resolver un complejo problema de planificación Multiobjetivo Multietapa de sistemas de distribución, obteniendo unos resultados técnicamente viables. Se debe tener en cuenta que el método propuesto no pretende obtener una solución óptima, ya que carecería de sentido intentar alcanzar esa meta cuando se desea resolver un problema tan complejo. Sin embargo, en el método propuesto se hace uso de los frentes de Pareto para seleccionar soluciones que permiten determinar qué rutas se deberían utilizar en todas las etapas, y se obtiene el diseño de la etapa final fijando esas rutas. Posteriormente se utiliza esa solución para ir determinando las soluciones iniciales del resto de las etapas, y finalmente, en algunas de esas etapas, se producen modificaciones que afectan a las etapas posteriores a ellas. Se trata de un método que permite utilizar las características de unas etapas para llevar a cabo el diseño de otras, logrando finalmente unos diseños perfectamente coordinados entre sí.

Se puede observar que las soluciones finales para las etapas T1 y T2 no poseen líneas de reserva. Esta circunstancia es consecuencia de haber seleccionado las soluciones Max-min de los frentes de Pareto, pero si se hubiesen seleccionado soluciones totalmente malladas, hubiesen aparecido líneas de reserva en los diseños finales de esas dos primeras etapas.

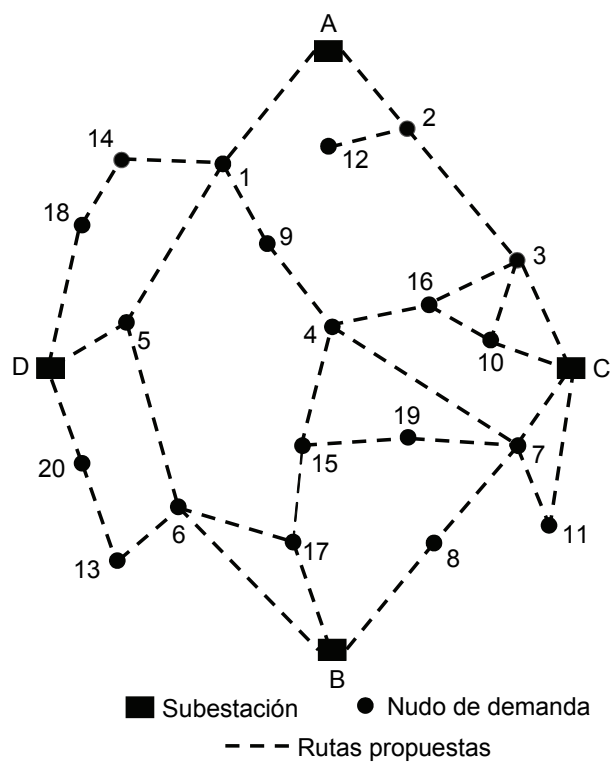


Figura 7.38. Sistema propuesto para la optimización multietapa.

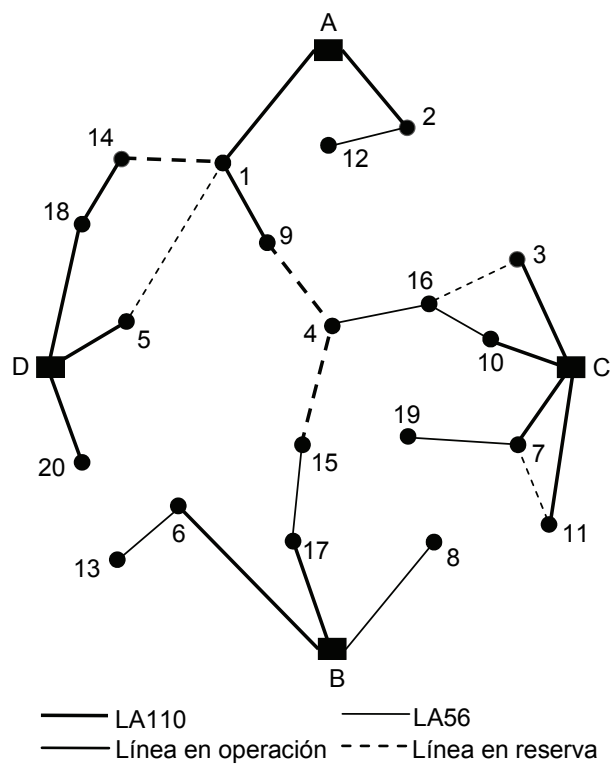
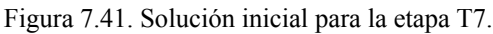
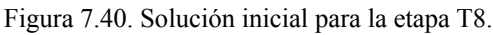


Figura 7.39. Solución inicial (Max-min) para la etapa T9.



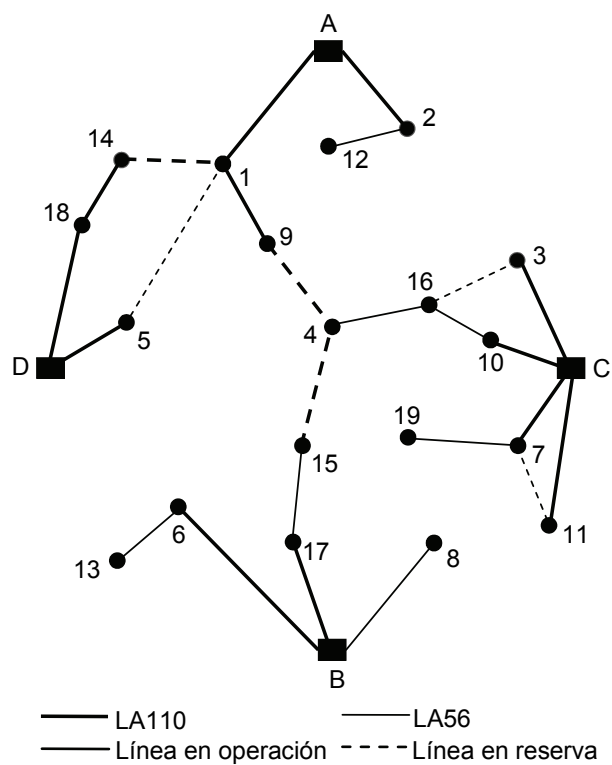


Figura 7.42. Solución inicial para la etapa T6.

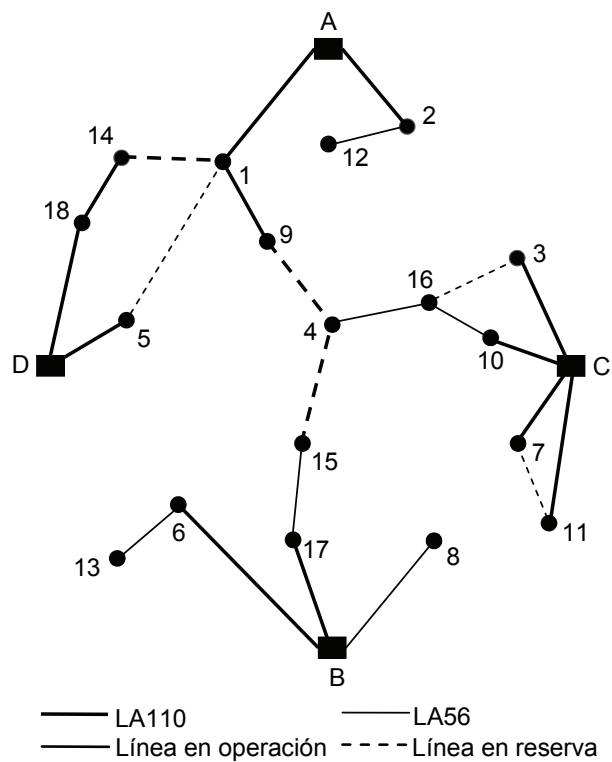


Figura 7.43. Solución inicial para la etapa T5.

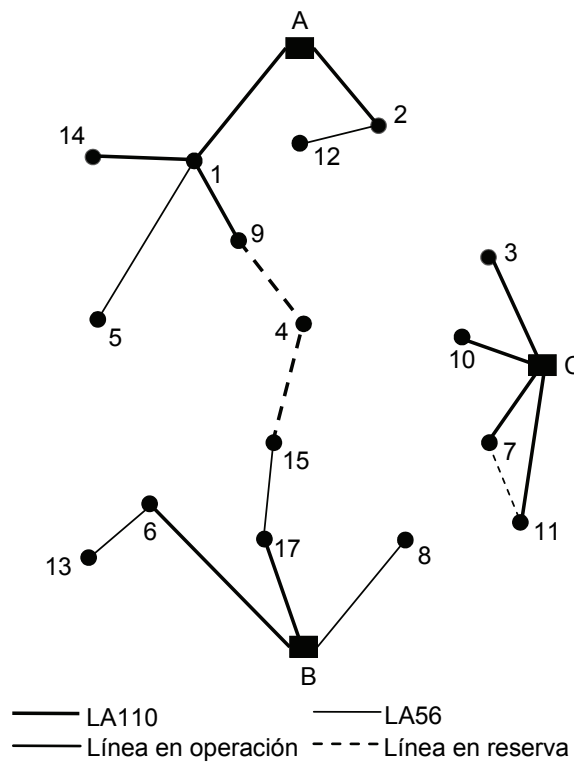


Figura 7.44. Solución inicial para la etapa T4.

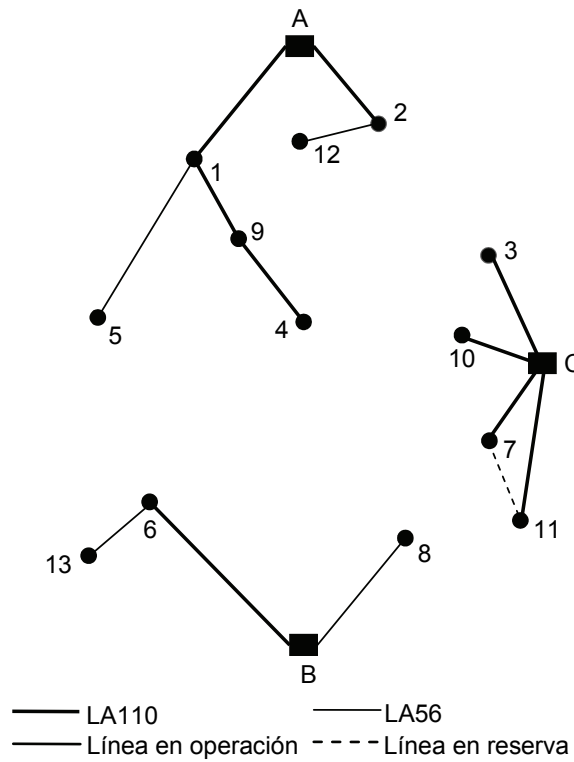


Figura 7.45. Solución inicial para la etapa T3.

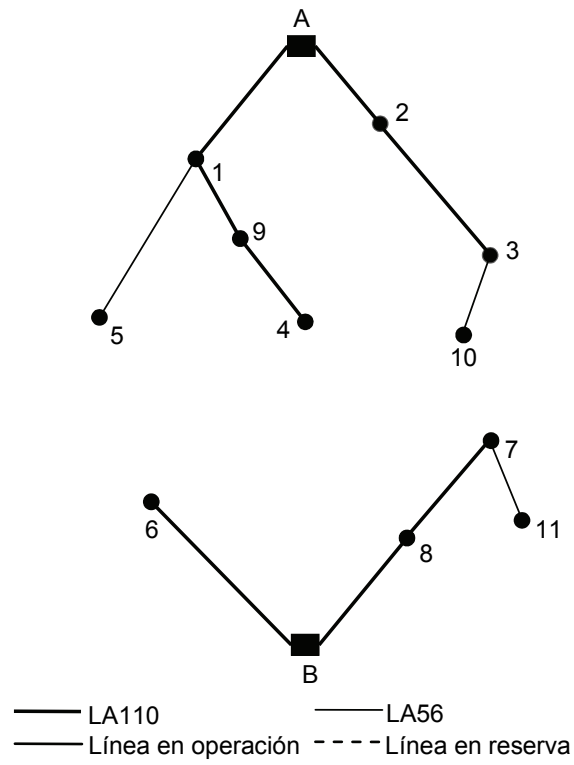


Figura 7.46. Solución inicial para la etapa T2.

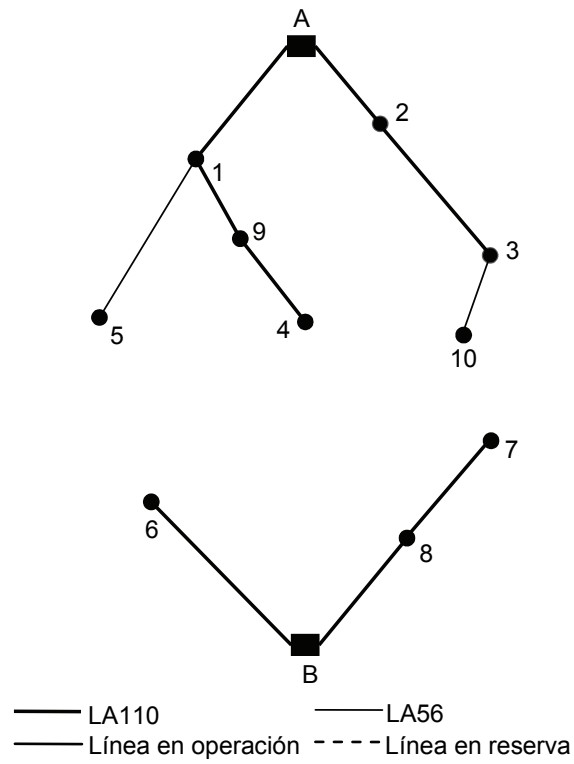


Figura 7.47. Solución inicial para la etapa T1.

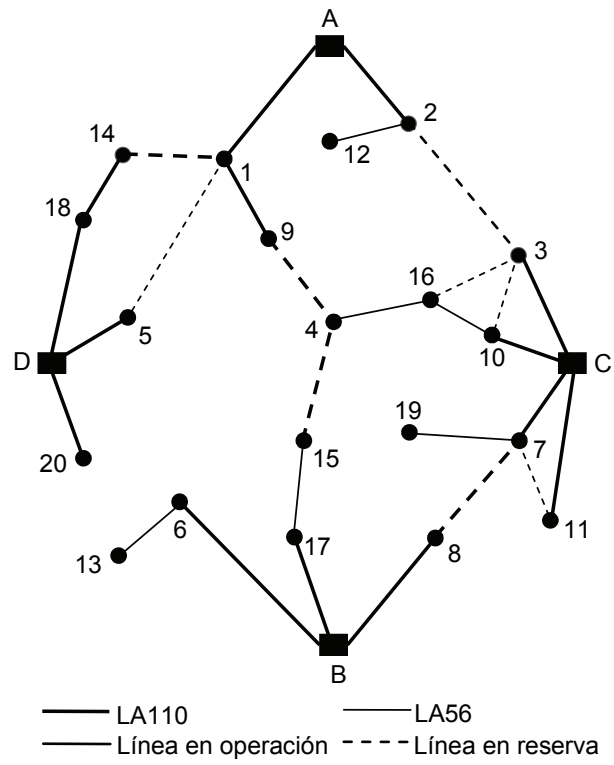


Figura 7.48. Solución final para la etapa T9.

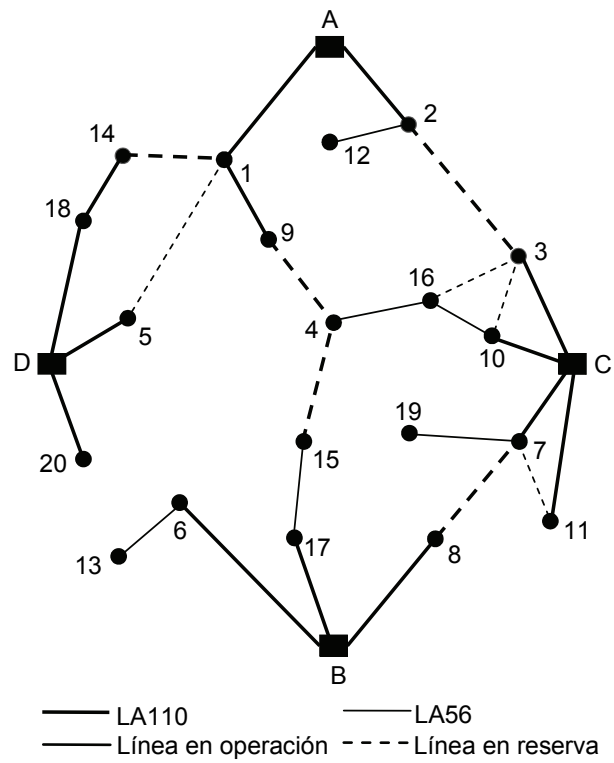


Figura 7.49. Solución final para la etapa T8.

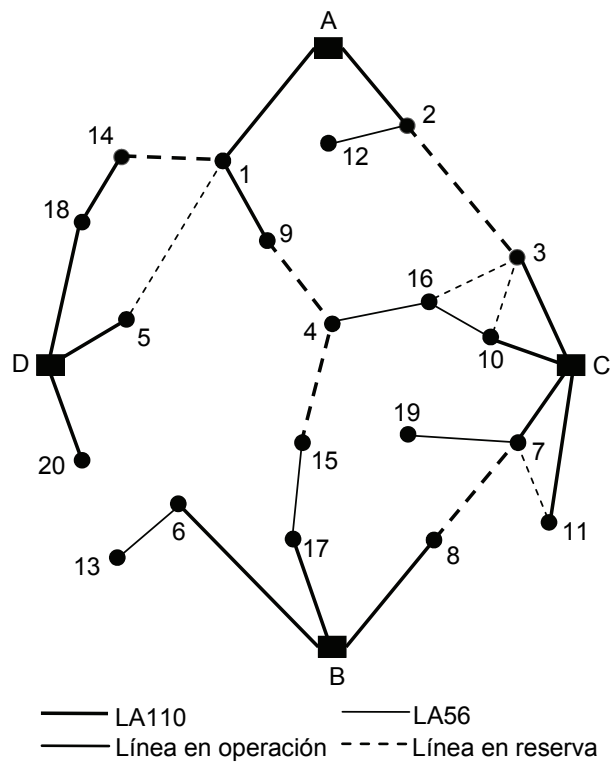


Figura 7.50. Solución final para la etapa T7.

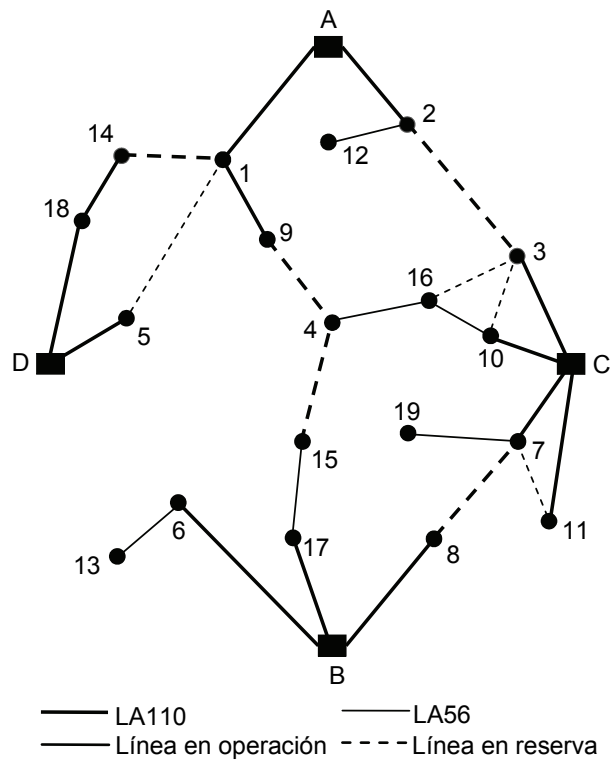


Figura 7.51. Solución final para la etapa T6.

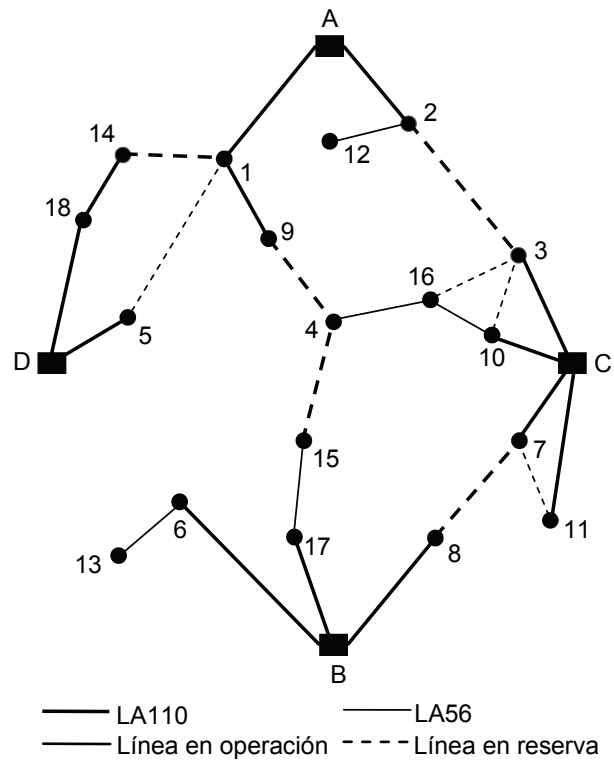


Figura 7.52. Solución final para la etapa T5.

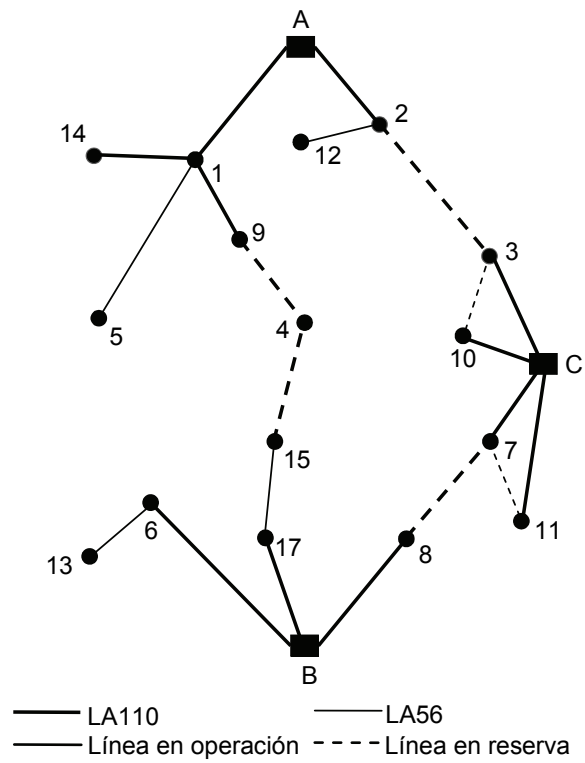


Figura 7.53. Solución final para la etapa T4.

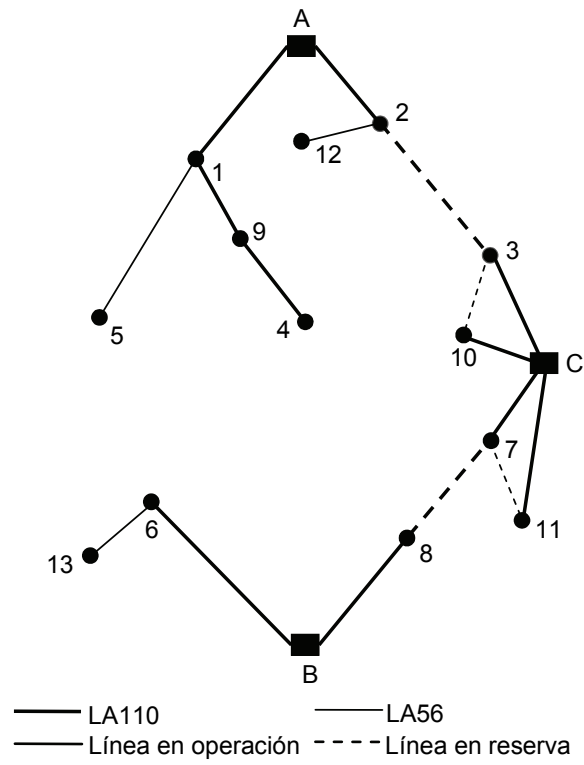


Figura 7.54. Solución final para la etapa T3.

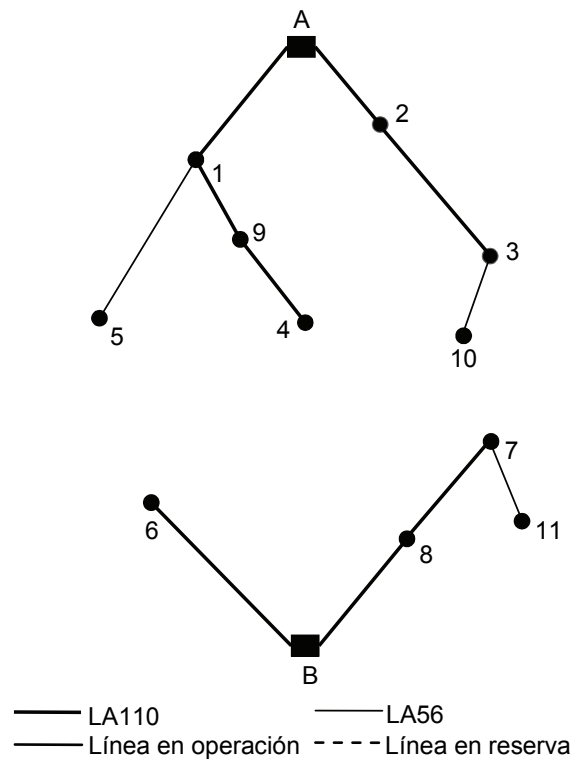


Figura 7.55. Solución final para la etapa T2.

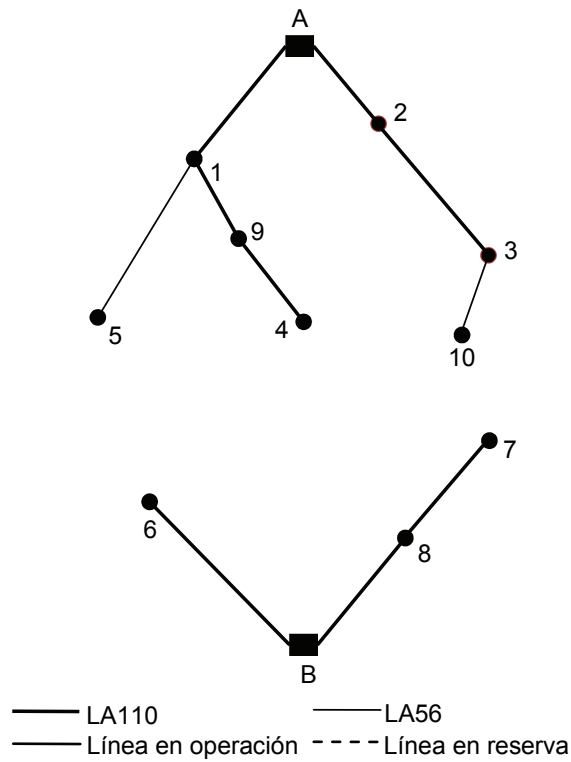


Figura 7.56. Solución final para la etapa T1.

En la figura 7.57 se muestran los frentes de Pareto obtenidos en cada una de las etapas. En la figura 7.58 se representan los costes de las líneas, de las subestaciones y el total para las soluciones seleccionadas, con el método Max-min, en cada una de las etapas.

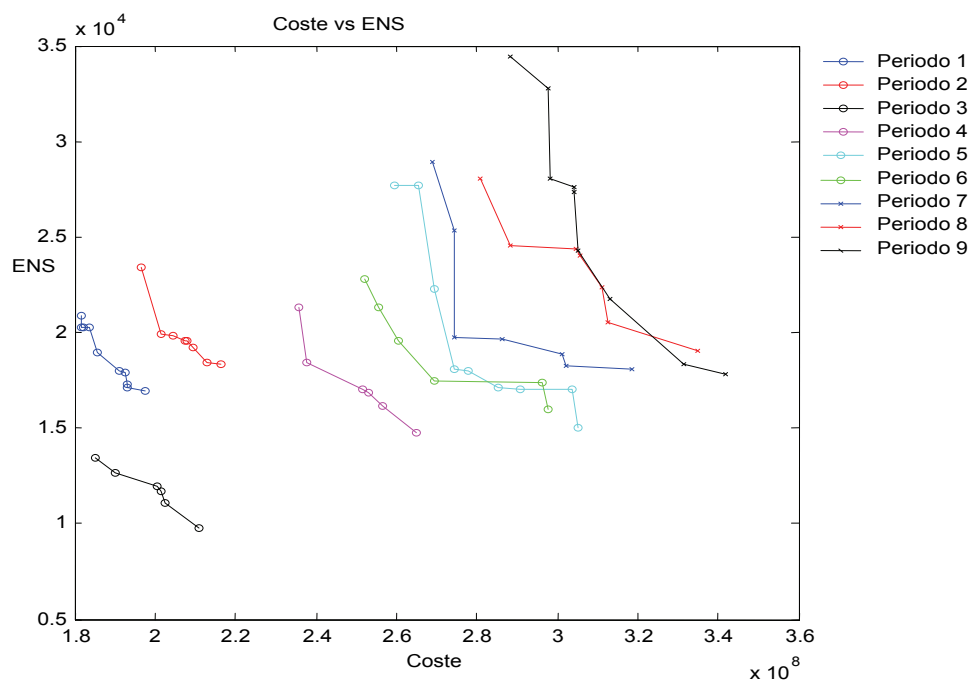


Figura 7.57. Frentes de Pareto del caso multietapa.

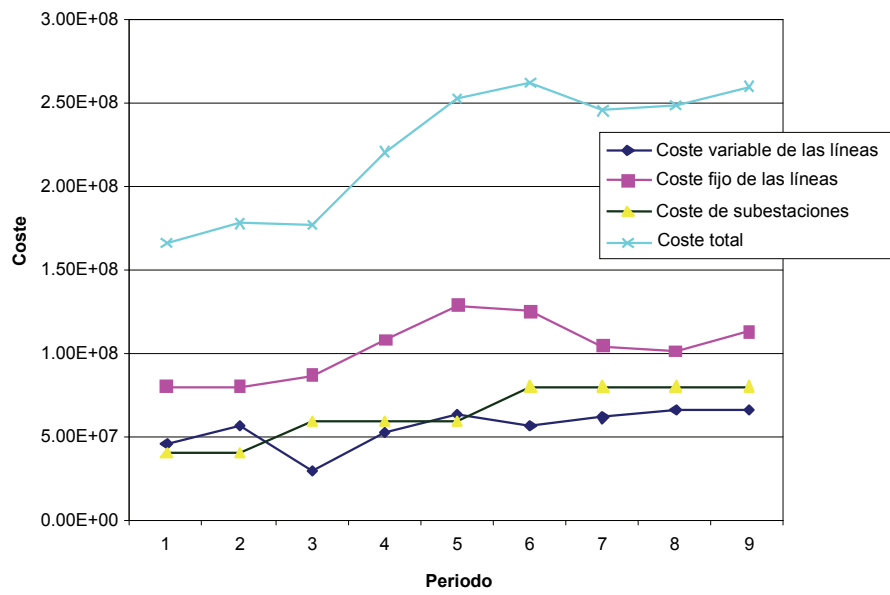


Figura 7.58. Costes del caso multietapa.

Capítulo 8 RESUMEN Y CONCLUSIONES

En este capítulo se resumen los resultados más relevantes alcanzados en esta Tesis Doctoral, indicando las aportaciones realizadas dentro del diseño y planificación de redes de distribución.

Además, se indican los futuros trabajos de investigación a desarrollar, en los que se tomará como punto de partida los que se han plasmado en este documento.

8.1 RESUMEN DE LA INVESTIGACIÓN Y CONCLUSIONES

A continuación se indican los resultados y aportaciones de esta Tesis Doctoral:

- Se ha realizado el diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica mediante la aplicación de Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo basados en el concepto de dominancia de Pareto. Para ello se han considerado dos objetivos: costes económicos globales del sistema de distribución y fiabilidad, sujetos a las restricciones técnicas habituales. Se ha tenido en cuenta la localización y tamaño óptimos de líneas y subestaciones, así como aspectos técnicos relativos al cálculo de tensiones.
- Se ha aplicado el método Fuzzy C-means a la clusterización de las soluciones obtenidas mediante la aplicación del SPEA. Para ello se ha determinado el rango de valores más adecuados de los parámetros que controlan el funcionamiento del FCM para el diseño óptimo de los sistemas de distribución y se ha estudiado la influencia de los parámetros del número de centros y del número de soluciones que forma la población externa en las soluciones de diseño óptimo obtenidas en el proceso de optimización.
- Se ha aplicado, por primera vez, una técnica multicapa al diseño óptimo multiobjetivo y multietapa de sistemas de distribución.
- Se ha desarrollado una herramienta de diseño, sobre la base de los algoritmos NSGA y SPEA, con el fin de resolver el problema de diseño óptimo multiobjetivo de los sistemas de distribución de energía eléctrica. Se han considerado únicamente dos objetivos: el coste económico y la fiabilidad, evaluando funciones adecuadas de dichos objetivos a efectos del diseño óptimo, aunque el algoritmo desarrollado podría optimizar otros objetivos adicionales realizando pequeñas modificaciones.
- Se ha aplicado la herramienta desarrollada a varios casos de diseño de sistemas de distribución de energía eléctrica, obteniendo conclusiones a partir de los resultados alcanzados.
- Se ha publicado un artículo en la revista IEEE Transactions on Power Systems, cuyo contenido corresponde a una parte de los trabajos desarrollados en esta Tesis Doctoral. Este artículo ha sido ya referenciado en varios artículos de revistas y de Congresos. Además, se han presentado dos artículos en Congresos ([Bernal-Agustín et al., 2003], [Mendoza et al., 2006b]), estando sus contenidos relacionados con los trabajos de investigación que se han desarrollado durante la realización de esta Tesis Doctoral.

A continuación se describen, brevemente, los capítulos que constituyen esta Tesis Doctoral:

- En el capítulo uno se ha justificado la importancia que poseen los sistemas de distribución de energía eléctrica, y se han presentado los factores que intervienen en su diseño óptimo, así como los objetivos que se pretenden alcanzan con esta Tesis Doctoral, indicando la estructura de la misma. Además, se han indicado las contribuciones de los trabajos de investigación que se han desarrollado.
- En el capítulo dos se ha mostrado la revisión bibliográfica de las técnicas evolutivas multiobjetivo, y de los modelos y métodos de diseño y planificación de sistemas de distribución de energía eléctrica.
- En el capítulo tres se ha mostrado la formulación matemática que permite resolver el problema de optimización de los sistemas de distribución de energía eléctrica, tanto en su modelo monoetapa como en el multietapa.
- En el capítulo cuatro se han revisado algunos conceptos relacionados con la optimización y que han sido utilizados en este trabajo, así como algunos aspectos relacionados con el diseño de los sistemas de distribución. También se han mostrado los aspectos básicos de los Algoritmos Evolutivos.
- En el capítulo cinco se han presentado las bases teóricas de los algoritmos NSGA y SPEA, aplicados en la optimización de sistemas de distribución de energía eléctrica.
- En el capítulo seis se ha propuesto un método de planificación multietapa-multicapa para los sistemas de distribución de energía eléctrica, siendo este método una adaptación del planteado en [Manohar et. al., 2003] para la optimización multietapa y multicapa de redes de telecomunicaciones ópticas.
- En el capítulo siete se recogen tres casos de diseño de sistemas de distribución a los que se les aplican las técnicas descritas en los capítulos cuatro, cinco y seis. El primer caso estudiado ha permitido realizar la comparación de los Algoritmos Evolutivos NSGA y SPEA. En el segundo caso se ha realizado la aplicación de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo al diseño de un sistema de distribución real y completamente mallado. En un tercer caso se ha realizado la aplicación del método multietapa-multicapa a un sistema que se expande en nueve etapas de tiempo, variando tanto los consumos de los nudos como las rutas propuestas y, además, incorporando progresivamente dos subestaciones en la expansión del sistema.

- En los apéndices pueden encontrarse datos relevantes de los sistemas de distribución utilizados en el capítulo siete (recogiendo en detalle los resultados computacionales).

8.2 FUTUROS TEMAS DE INVESTIGACIÓN

Los futuros trabajos de investigación que se plantean desarrollar son:

- Aplicar nuevas técnicas de computación evolutiva, tales como, las estrategias evolutivas, las cuales se están considerando para futuros trabajos de investigación a causa de los buenos resultados que se han venido obteniendo al ser aplicadas en varios campos del diseño industrial.
- Considerar el diseño óptimo de redes eléctricas integradas, es decir, incluyendo varios niveles de tensión, redes primarias y redes secundarias, siendo éste un problema extremadamente complejo y que se desea abordar modificando las herramientas desarrolladas.
- En lo que se refiere a la aplicación del algoritmo SPEA, existe un método propuesto en [Baran, et. al., 2001], y desarrollado en [Gardel, 2006], en el que se utilizan dos poblaciones externas, una con un tamaño fijo, y la otra que guarda todas las soluciones de Pareto obtenidas. Un posible trabajo a desarrollar será modificar el algoritmo SPEA utilizado en esta Tesis Doctoral y dotarlo de dos poblaciones externas.
- La aplicación de un algoritmo Co-evolutivo planteado en [Coello et. al, 2003]. Estos algoritmos co-evolutivos permiten concentrar la búsqueda de soluciones en sub-regiones y utilizar una sub-población en cada una de ellas, permitiendo que el método de búsqueda de soluciones sea más eficiente desde un punto de vista computacional.
- Mejorar el método multietapa propuesto y aplicado en esta Tesis Doctoral.

I.- DATOS ECONÓMICOS Y ELÉCTRICOS PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN

a.- Tasas de fallo y tiempos medios de reparación

Se han utilizado las tasas de fallo indicadas en la tabla I.1 (para las líneas eléctricas con los tamaños de conductor utilizados 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 reparación, recogidos en las tablas I.2 e I.3. En la tabla I.2 se indican los tiempos medios de reparación 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 reparación para las líneas aéreas construidas con los tamaños de conductor utilizados en los ejemplos y casos resueltos. Los valores utilizados se han obtenido de [Bernal, 1998].

Conductor	Tasa de fallo
3X150 Al	0.096
3X1X400 Al	0.064
3X1X400x2 Al	0.078
LA 56	0.140
LA 110	0.232

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
3X1X400x2 Al	9.25	8.95	6.85

Tabla I.2. Tiempo medio de reparación para líneas subterráneas.

Conductor	Tiempo medio de reparación
LA 56	3.0
LA 110	3.5

Tabla I.3. Tiempo medio de reparación para líneas aéreas.

b.- 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	R (Ω /km)	X (Ω /km)	Límite (A)	Límite(kVA)*
3x150 Al	0.000257	0.0000870	255.00	4416.73
3x1x400 Al	0.000102	0.0000950	515.00	8920.06
3x1x400x2 Al	0.00051	0.0000475	415.00	7188.01
LA 56	0.000614	0.000399	197.00	3412.14
LA 110	0.000307	0.000380	314.00	5438.64

*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.

c.- Características económicas

En la tabla I.5 se indica el coste correspondiente al tendido de los cables aislados por acera, jardín y calzada.

Conductor	Coste Acera (UM)	Coste Jardín (UM)	Coste Calzada (UM)
3x150 Al	10270	4232	8544
3x1x400 Al	10270	4232	8544
3x1x400x2Al	10270	4232	8544
LA 56	0.00	0.00	0.00
LA 110	0.00	0.00	0.00

*La potencia aparente corresponde a una tensión nominal de 10 kV.

Tabla I.5. Coste del tendido de los conductores utilizados en la construcción de líneas.

II.- DATOS DE LOS CASOS Y EJEMPLOS DE DISEÑO ÓPTIMO RECOGIDOS EN EL CAPÍTULO 7

A continuación se recogen, en tablas II.1 a II.5, los datos básicos que definen la topología y demandas de los casos de diseño de redes de distribución llevados a cabo en el capítulo 7.

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.

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	Ti	N1	N2	ℓ	Ti	N1	N2	ℓ	Ti	N1	N2	ℓ
S	1	5	76	S	10	42	190	S	20	41	291	S	32	33	144
S	1	11	135	S	11	12	167	S	21	22	124	S	33	34	100
S	2	3	142	S	11	13	134	S	21	24	100	S	33	36	136
S	2	5	101	S	12	13	156	S	22	23	227	S	34	35	192
S	2	42	152	S	12	17	36	S	23	24	113	S	34	37	132
S	3	7	118	S	13	14	86	S	23	30	197	S	35	38	85
S	3	8	101	S	14	15	120	S	24	25	153	S	35	43	263
S	3	42	110	S	15	16	94	S	25	26	70	S	36	39	112
S	4	10	148	S	15	18	219	S	25	25	222	S	36	43	250
S	4	42	163	S	15	19	160	S	25	31	123	S	37	38	98
S	5	6	116	S	15	21	204	S	26	27	270	S	37	39	144
S	5	42	228	S	16	19	148	S	27	29	90	S	37	43	94
S	6	7	106	S	17	18	142	S	27	40	124	S	39	43	156
S	6	13	214	S	17	22	100	S	28	29	112	S	40	41	292
S	7	8	112	S	18	21	5	S	28	31	112				
S	8	9	77	S	19	20	136	S	28	34	210				
S	9	10	125	S	19	26	206	S	29	35	104				
S	9	16	146	S	20	26	110	S	30	31	203				
S	10	41	250	S	20	40	192	S	30	32	136				

Tabla II.1. Datos de la topología de la red de 73 rutas propuestas.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	907.94	7	632.75	13	632.75	19	1257.44	25	991.67	31	1000.08	37	760.11
2	1054.19	8	731.45	14	1034.51	20	958.41	26	1260.62	32	580.39	38	760.78
3	806.54	9	731.45	15	731.45	21	591.82	27	1260.62	33	737.00	39	1262.99
4	806.54	10	965.49	16	731.45	22	751.52	28	772.62	34	768.08	40	857.78
5	608.95	11	760.54	17	776.19	23	925.99	29	994.75	35	988.89	41	783.72
6	1034.51	12	760.54	18	999.34	24	770.24	30	611.71	36	760.78		

Coseno de φ : 0.85 -- Factor de carga: 0.60.

Tabla II.2. Demanda de la red de 73 rutas propuestas.

N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D	N	D
1	0.01	30	86.40	59	0.01	88	23.22	117	0.01	146	42.09	175	54.83
2	135	31	86.40	60	67.12	89	5.81	118	0.01	147	91.67	176	135.00
3	0.01	32	50.40	61	79.32	90	23.22	119	0.01	148	56.30	177	216.00
4	0.01	33	133.73	62	135.00	91	0.01	120	88.45	149	86.40	178	0.01
5	126.83	34	216.00	63	86.40	92	23.22	121	273.79	150	135.00	177	86.40
6	56.75	35	135.00	64	105.91	93	19.65	122	0.01	151	112.81	179	21.13
7	92.21	36	86.40	65	134.43	94	135.00	123	54.83	152	67.06	180	91.13
8	0.01	37	0.01	66	86.40	95	128.92	124	54.83	152	86.40	181	58.64
9	135.00	38	0.01	67	113.73	96	7.80	125	54.83	154	216.00	182	135.00
10	135.00	39	107.18	68	57.56	97	71.01	126	54.83	155	61.84	183	71.00
11	86.40	40	135.00	69	63.34	98	54.00	127	54.83	156	135.00	184	95.96
12	54.83	41	77.62	70	189.89	99	18.34	128	86.40	157	0.01	185	91.10
13	74.86	42	63.63	71	133.73	100	86.40	129	135.00	158	2.92	186	0.01
14	78.76	43	0.01	72	42.79	101	131.82	130	69.06	159	1.13	187	186.30
15	0.01	44	135.00	73	132.43	102	78.96	131	117.23	160	58.22	188	0.01
16	0.01	45	135.00	74	54.00	103	86.40	132	135.00	161	216.00	190	0.01
17	86.40	46	135.00	75	0.01	104	216.00	133	86.40	162	11.43	191	146.29
18	32.62	47	96.46	76	54.83	105	135.00	134	86.40	163	142.02	192	23.22
19	13.50	48	86.40	77	48.65	106	61.04	135	0.00	164	18.06	193	23.22
20	0.56	49	0.01	78	90.50	107	42.10	136	93.95	165	41.39	194	23.22
21	216.00	50	135.00	79	146.65	108	24.18	137	9.16	166	171.17	195	23.22
22	86.40	51	135.00	80	216.00	109	0.01	138	135.00	167	0.01	106	0.01
23	86.40	52	135.00	81	23.22	110	86.40	139	38.89	168	23.22	197	23.22
24	86.40	53	0.27	82	135.00	111	135.00	140	60.73	169	86.96	198	0.00
25	135.00	54	46.87	83	3.35	112	42.45	141	170.10	170	23.22	199	0.00
26	115.60	55	135.00	84	58.05	113	135.00	142	351.00	171	30.23	200	58.05
27	0.43	56	13.50	85	113.54	114	29.94	143	117.45	172	113.61		
28	86.40	57	86.40	86	23.22	115	71.01	144	22.07	173	135.00		
29	270.00	58	55.46	87	23.22	116	0.01	145	105.47	174	80.14		

Coseno de φ : 0.80 -- Factor de carga: 0.55.

Tabla II.3. Demandas existentes del caso red de 248 rutas.

Ti	N1	N2	I	Ti	N1	N2	I	Ti	N1	N2	I	Ti	N1	N2	I
S	1	12	110	S	148	137	350	S	198	196	190	S	61	63	165
S	1	13	45	S	149	147	60	S	198	191	40	S	62	60	300
S	1	16	240	S	15	18	430	S	199	118	210	S	53	66	133
S	2	85	120	S	150	151	159	S	199	200	20	S	64	70	195
S	100	95	290	S	151	134	210	S	2	19	1670	S	65	67	180
S	101	99	150	S	152	140	250	S	2	9	295	S	66	67	236
S	102	109	110	S	153	133	270	S	20	107	280	S	67	84	80
S	103	104	170	S	153	155	110	S	20	200	210	S	67	92	230
S	104	107	180	S	154	150	190	S	20	48	370	S	68	64	85
S	105	94	230	S	154	194	115	S	20	49	100	S	69	202	167
S	106	102	150	S	155	136	230	S	20	71	530	S	69	65	175
S	108	107	170	S	156	132	310	S	201	189	600	S	7	8	260
S	109	83	120	S	157	170	125	S	201	91	1066	S	70	62	60
S	11	14	36	S	157	199	60	S	211	32	120	S	71	72	70
S	110	105	480	S	158	198	740	S	22	27	190	S	71	73	60
S	112	113	210	S	158	160	230	S	23	28	260	S	72	76	210
S	113	114	130	S	158	183	620	S	24	34	350	S	72	79	200
S	114	192	70	S	158	189	1000	S	25	52	275	S	73	74	290
S	114	111	110	S	159	128	780	S	26	30	280	S	73	81	85
S	115	97	170	S	159	179	120	S	27	35	250	S	74	80	230
S	116	96	110	S	159	180	250	S	28	33	315	S	75	71	150
S	117	83	260	S	16	17	320	S	29	25	150	S	76	58	1060
S	118	120	35	S	160	184	360	S	3	11	230	S	76	77	140
S	119	93	1076	S	160	171	240	S	30	39	290	S	77	78	60
S	119	122	1250	S	161	182	230	S	31	43	710	S	78	82	660
S	12	3	155	S	162	183	260	S	32	54	120	S	8	2	40
S	149	117	550	S	163	164	90	S	33	46	475	S	80	75	145
S	122	201	70	S	164	172	380	S	34	37	220	S	81	135	167
S	123	157	280	S	165	169	160	S	35	44	360	S	81	79	231
S	124	125	167	S	166	174	310	S	36	31	290	S	83	103	200
S	124	127	60	S	167	175	95	S	37	40	285	S	82	89	231
S	125	123	80	S	168	176	1114	S	38	29	320	S	83	103	200
S	126	123	80	S	168	161	210	S	39	46	250	S	83	106	180
S	126	177	310	S	169	173	100	S	4	5	135	S	83	32	115
S	127	126	740	S	17	4	335	S	40	42	320	S	83	98	360
S	128	202	405	S	170	162	20	S	41	36	190	S	84	90	330
S	128	140	1120	S	171	187	250	S	42	47	220	S	85	92	325
S	128	150	80	S	172	178	310	S	43	24	350	S	85	90	260
S	128	153	139	S	173	179	270	S	45	41	70	S	86	102	160
S	129	130	150	S	174	180	290	S	45	49	100	S	87	88	220
S	13	15	270	S	175	178	180	S	46	20	230	S	88	66	295
S	130	156	100	S	178	159	190	S	47	49	200	S	89	202	170
S	131	152	240	S	179	176	150	S	48	38	240	S	9	10	160
S	132	139	290	S	18	7	60	S	48	44	220	S	9	87	375
S	133	138	410	S	180	177	160	S	5	6	110	S	91	1	935
S	134	144	390	S	181	185	250	S	50	51	190	S	91	86	45
S	134	194	25	S	182	191	235	S	50	53	150	S	93	110	180
S	135	131	410	S	182	181	90	S	51	55	320	S	93	112	90
S	136	143	260	S	183	186	120	S	52	21	110	S	93	118	290
S	137	154	290	S	184	163	250	S	53	23	200	S	94	111	90
S	137	193	35	S	185	165	160	S	54	22	210	S	94	199	160
S	138	142	170	S	186	166	290	S	55	26	260	S	95	116	215
S	139	146	420	S	187	167	250	S	56	146	430	S	96	115	120
S	139	193	140	S	188	197	300	S	56	148	190	S	97	93	110
S	14	10	905	S	188	192	64	S	56	74	322	S	98	120	115
S	140	129	160	S	189	188	200	S	56	124	250	S	98	101	140
S	140	202	310	S	189	190	255	S	57	19	1620	S	99	100	160
S	140	149	240	S	19	43	40	S	57	61	354	S			
S	143	147	260	S	19	32	180	S	58	68	580	S			
S	144	145	90	S	19	50	240	S	58	69	147	S			
S	145	148	150	S	195	199	160	S	59	57	30	S			
S	146	141	290	S	196	190	30	S	6	2	142	S			
S	147	56	400	S	197	195	100	S	60	59	120	S			

Tabla II.4. Datos de la topología de la red de 248 rutas propuestas.

Ti	N1	N2	ℓ	Ti	N1	N2	ℓ	Ti	N1	N2	ℓ	Ti	N1	N2	ℓ
A	1	5	2220	A	3	23	1200	A	4	15	1600	A	10	23	1300
A	1	9	1200	A	4	7	2600	A	4	16	1300	A	11	23	1600
A	1	14	1200	A	4	9	1200	A	5	6	2400	A	14	18	1000
A	1	21	2200	A	4	15	1600	A	5	24	700	A	15	17	1200
A	2	3	2000	A	4	16	1300	A	6	13	1200	A	15	19	1600
A	2	12	1100	A	5	6	2400	A	6	17	2200	A	17	22	1500
A	2	21	1700	A	5	24	700	A	7	23	900	A	18	24	1500
A	3	10	1100	A	6	13	1200	A	8	22	2000	A	20	24	900
A	3	16	1200	A	6	17	2200	A	10	16	800				

Tabla II.3. Datos de la topología del caso red multietapa.

III.- ALGORITMO FUZZY C-MEANS

A continuación se presenta la deducción matemática de las expresiones para el cálculo de los clusters y para la actualización de la matriz de pertenencia, para el caso de agrupamiento de los datos de la población externa, en el algoritmo SPEA.

Supóngase que se tiene un conjunto de vectores X_j ordenados en una matriz de muestras, cada uno de los cuales posee "a" coordenadas o atributos (espacio n-dimensional) y representa una muestra dentro de una medición de "n" elementos.

Se desea agrupar el conjunto de vectores o muestras en "c" grupos y construir, dentro de cada grupo, una muestra ficticia que se denominará cluster \bar{C} , que represente al conjunto de datos. También se desea que esta distribución de clusters minimice el error global.

Para lograr esto, supóngase que se tiene una matriz de pertenencia donde el elemento u_{ij} , que toma valores entre 0 y 1, representa el grado de pertenencia de la muestra j-ésima al cluster i-ésimo y que, dentro de esta matriz, se cumple que,

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n \quad (\text{III. 12})$$

La distancia entre una muestra y un cluster estará dada por la distancia Euclidiana. Tomando como expresión del error asociado a la clusterización la siguiente expresión,

$$J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m d_{ij}^2(C_i, X_j) \quad (\text{III. 13})$$

Donde el exponente $m \in [1, \infty]$ es un factor de fuzzificación que determina el grado de solape entre los clusters.

$$\text{Min} \left\{ \begin{array}{l} J(U, c_1, c_2, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m d_{ij}^2(C_i, X_j) \\ \text{s.a.} \\ \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n \end{array} \right.$$

Imponiendo las condiciones de primer orden al problema de optimización definido, se tiene:

$$\frac{\partial J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)}{\partial C_i} = 0 \quad \forall i \quad (\text{III. 14})$$

Desarrollando,

$$\frac{\partial J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)}{\partial C_i} = \frac{\partial}{\partial C_i} \left\{ \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m d^2(C_i, X_j) \right\} \quad (\text{III. 15})$$

Utilizando la matriz identidad para expresar vectorialmente la distancia Euclidiana, la expresión anterior puede escribirse como:

$$\frac{\partial J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)}{\partial C_i} = \frac{\partial}{\partial C_i} \left\{ \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^c (\mu_{ij})^m \left\| \begin{matrix} C_i, X_j \\ [A] \end{matrix} \right\|^2 \right\} \quad (\text{III. 16})$$

es decir,

$$\frac{\partial J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)}{\partial C_i} = \sum_{j=1}^m (\mu_{ij})^m \frac{\partial}{\partial C_i} \|X_j - C_i\|_{[A]}^2 \quad (\text{III. 17})$$

Tomando un vector \bar{w} compuesto solo de unos, se tiene,

$$\frac{\partial B}{\partial C_i} = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{\|X_j - (C_i + tw)\|_{[A]}^2 - \|X_j - C_i\|_{[A]}^2}{t} \quad (\text{III. 18})$$

$$\frac{\partial B}{\partial C_i} = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{(X_j - C_i - tw)^T [A] (X_j - C_i - tw) - (X_j - C_i)^T [A] (X_j - C_i)}{t} \quad (\text{III. 19})$$

$$= \sum_{l=1}^a \sum_{m=1}^a \lim_{t \rightarrow 0} \frac{1}{t} \left\{ (\bar{m}_{jl} - \bar{C}_{il} - t\bar{w}_l)^T (a_{lm}) (\bar{m}_{jm} - \bar{C}_{im} - t\bar{w}_m) - (\bar{m}_{jl} - \bar{C}_{il})^T (a_{lm}) (\bar{m}_{jm} - \bar{C}_{im}) \right\} \quad (\text{III. 20})$$

$$= \sum_{l=1}^a \sum_{m=1}^a (a_{lm}) \lim_{t \rightarrow 0} \frac{1}{t} \left\{ -X_{jl} t w_m + C_{il} t w_m - t w_l X_{jm} + t w_l C_{im} + t^2 w_l w_m \right\} \quad (\text{III. 21})$$

$$= \sum_{l=1}^a \sum_{m=1}^a (a_{lm}) \left\{ -X_{jl} w_m + C_{il} w_m - w_l X_{jm} + w_l C_{im} \right\} \quad (\text{III. 22})$$

$$= -(X_j - C_i)^T [A] (w - w^T) [A] (X_j - C_i) \quad (\text{III. 23})$$

$$= -2(X_j - C_i)^T [A] w \quad (\text{III. 24})$$

Por lo tanto se llega a que

$$\frac{\partial J(U, c_1, c_2, \dots, c_c)}{\partial C_i} = -2 \sum_{j=1}^m (\mu_{ij})^m (X_j - C_i)^T [A] w = 0 \quad (\text{III. 25})$$

$$\therefore \sum_{j=1}^m (\mu_{ij})^m (X_j - C_i)^T = 0 \quad (\text{III. 26})$$

Despejando C_i de esta última expresión, se obtiene la formula para determinar las coordenadas de cada cluster:

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m X_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad (\text{III. 27})$$

Para derivar respecto de u_{ij} se utiliza la ecuación de Lagrange:

$$F_j(\lambda, \mu_{ij}) = \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m d^2(C_i, X_j) - \lambda \left(\sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m - 1 \right) \quad (\text{III. 28})$$

Derivando con respecto a λ y μ_{ij} , se obtiene:

$$\frac{\partial F_j(\lambda, \mu_{ij})}{\partial \lambda} = \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m - 1 = 0 \quad (\text{III. 29})$$

$$\frac{\partial F_j(\lambda, \mu_{ij})}{\partial \mu_{ij}} = X(\mu_{ij})^{m-1} d^2(C_i, X_j) - \lambda = 0 \quad (\text{III. 30})$$

Combinando ambas expresiones, se obtiene:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{1/(m-1)}} \quad (\text{III. 31})$$

IV.- RESULTADOS DE LA OPTIMIZACION MULTI OBJETIVO (CASO 2)

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la ejecución del algoritmo Multiobjetivo para la red propuesta.

IV.I. RESULTADOS SPEA 200 NUDOS

- (1) 3X150 (AL) (SUBTERRANEO)
- (2) 3X1X400 (AL) (SUBTERRANEO)
- (3) 3X1X400 (AL) X2 (SUBTERRANEO)

- Mejor Red radial:

Coste variable de las líneas	=	12271706.089945
Coste fijo de las líneas existentes	=	245573240.000000
Coste fijo de las líneas construidas	=	654675707.000000
Coste fijo de las subestaciones existentes	=	40000000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas(L)=	=	35000000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas(V)=	=	0.000000
Valor de la función objetivo	=	987520653.089945
ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....=	=	1430.402 kWh

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste Fijo
1 12	1(V)	BS	54.840	191.599	2222560.000
1 13	3(V)	BS	604.700	1891.189	1537200.000
1 16	1(V)	BS	0.010	0.000	4886880.000
10 9	1(V)	BS	135.000	1688.857	3257920.000
10 14	1(V)	BS	165.160	6240.397	7956690.000
101 99	2(V)	BS	104.740	252.172	2221500.000
102 106	1(V)	BS	61.040	205.002	1830830.000
102 109	2(V)	BS	3492.380	98125.854	760265.000
103 104	1(V)	BS	258.100	385.817	203620.000
104 107	1(V)	BS	42.100	30.796	584970.000
105 110	2(V)	BS	86.400	85.797	1093490.000
109 83	2(V)	BS	3492.370	56071.596	444300.000
111 94	2(V)	BS	1408.100	22788.169	1093490.000
114 111	1(V)	BS	1543.100	68954.644	983580.000
114 113	1(V)	BS	135.000	1372.196	2647060.000
115 96	1(V)	BS	136.730	1028.624	1934390.000
116 95	1(V)	BS	128.920	1299.510	2748870.000
118 93	2(V)	BS	340.850	7343.984	6057345.000
118 120	1(V)	BS	379.010	2495.905	576340.000
118 121	2(V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12 3	1(V)	BS	0.010	0.000	3138850.000
120 98	3(V)	BS	290.560	1115.866	3337530.000
122 119	3(V)	BS	0.010	0.000	0.000
123 157	2(V)	BS	23.230	21.087	3638470.000
124 125	3(V)	BS	132.890	338.956	5028434.000
124 127	2(V)	BS	54.830	20.731	631930.000
125 123	1(V)	BS	78.060	282.327	1478010.000
128 150	1(V)	BS	605.810	19130.255	1642810.000
128 153	1(V)	BS	1110.110	85648.281	2141540.000
128 159	1(V)	BS	1613.990	1176797.279	14286560.000
129 130	1(V)	BS	377.950	12409.816	2933540.000
13 15	3(V)	BS	529.840	8711.555	9223200.000
130 156	1(V)	BS	308.890	5526.028	2036200.000
131 135	1(V)	BS	1687.270	329764.984	4072400.000
132 139	2(V)	BS	38.890	100.820	5967910.000
133 138	1(V)	BS	486.000	56086.943	7589340.000
135 81	1(V)	BS	1035.180	103646.249	2724168.000
135 141	3(V)	BS	652.080	7819.233	5431080.000

136	143	2 (V)	BS	295.520	5219.387	4779630.000
137	193	2 (V)	BS	23.220	4.338	626575.000
138	142	3 (V)	BS	351.000	2407.163	5444920.000
14	11	1 (V)	BS	86.400	1145.721	5352780.000
140	129	1 (V)	BS	512.950	24382.342	3197540.000
140	152	1 (V)	BS	1871.560	507169.224	5073240.000
141	146	1 (V)	BS	481.980	37672.240	5701360.000
143	147	1 (V)	BS	178.070	4774.856	4371160.000
145	144	2 (V)	BS	22.070	10.077	1999350.000
146	56	3 (V)	BS	439.890	5115.151	7805020.000
147	149	3 (V)	BS	86.400	51.478	2049600.000
148	145	2 (V)	BS	127.540	560.863	3332250.000
15	18	2 (V)	BS	529.830	27746.868	9552450.000
150	151	3 (V)	BS	112.810	219.396	5033430.000
150	154	3 (V)	BS	358.000	2798.737	6473140.000
152	131	1 (V)	BS	1804.500	452616.506	4886880.000
153	133	1 (V)	BS	572.400	51235.194	5376980.000
153	155	1 (V)	BS	451.310	12976.213	2149250.000
154	137	1 (V)	BS	32.380	176.099	5904980.000
154	194	1 (V)	BS	109.620	800.355	1750760.000
155	136	2 (V)	BS	389.470	8019.518	4712650.000
156	132	2 (V)	BS	173.890	2154.683	6886650.000
157	170	2 (V)	BS	23.220	15.740	2196793.000
158	160	1 (V)	BS	184.410	4530.041	4683260.000
158	181	2 (V)	BS	547.180	19270.407	5918300.000
158	183	2 (V)	BS	82.440	968.590	13350640.000
159	178	2 (V)	BS	514.840	11576.322	4100090.000
159	179	1 (V)	BS	484.750	16331.356	1852570.000
159	180	2 (V)	BS	613.270	21613.041	5415730.000
160	171	2 (V)	BS	30.230	50.415	5331600.000
160	184	2 (V)	BS	95.960	762.001	7980140.000
161	168	3 (V)	BS	23.220	13.013	7139080.000
164	163	1 (V)	BS	142.020	1051.349	1832580.000
167	187	2 (V)	BS	186.300	1994.519	5553750.000
169	165	2 (V)	BS	41.390	63.006	3528510.000
172	164	1 (V)	BS	160.080	5639.792	7711670.000
173	169	3 (V)	BS	128.350	189.336	3416000.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	167	2 (V)	BS	186.310	2473.469	6886650.000
177	126	1 (V)	BS	54.830	539.764	5954240.000
178	172	1 (V)	BS	273.690	13448.843	6191460.000
178	175	3 (V)	BS	241.140	1202.966	5907280.000
179	173	2 (V)	BS	263.350	4304.303	5152730.000
179	176	3 (V)	BS	135.000	314.196	4459820.000
18	7	2 (V)	BS	497.210	3409.600	1315640.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
180	177	1 (V)	BS	270.830	6797.025	3240660.000
181	182	1 (V)	BS	397.440	8233.624	1621250.000
181	185	1 (V)	BS	91.100	1201.661	4913660.000
182	161	3 (V)	BS	239.220	1512.743	7839540.000
182	191	1 (V)	BS	23.220	73.383	3741320.000
183	162	1 (V)	BS	11.430	19.673	5294120.000
183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
188	192	1 (V)	BS	1731.260	111098.946	916736.000
188	197	1 (V)	BS	46.440	374.724	4297200.000
189	158	3 (V)	BS	816.950	76706.714	32003520.000
189	188	2 (V)	BS	1777.700	145284.527	4141100.000
189	190	2 (V)	BS	146.300	1264.428	4480949.000
19	43	3 (V)	BS	982.920	4441.593	1366400.000
19	50	2 (V)	BS	827.400	15736.330	2221500.000
190	196	1 (V)	BS	0.010	0.000	429720.000
192	114	2 (V)	BS	1708.040	46942.535	1218630.000
194	134	1 (V)	BS	86.400	108.087	491790.000
197	195	1 (V)	BS	23.220	31.227	1432400.000
199	118	2 (V)	BS	993.650	40851.857	3998700.000
199	200	1 (V)	BS	58.050	39.034	407240.000
2	6	1 (V)	BS	269.990	5994.998	2891404.000

20	46	1 (V)	BS	328.580	10004.781	3257920.000
201	91	2 (V)	BS	4315.150	2867735.012	14763230.000
201	122	3 (V)	BS	0.020	0.000	0.000
201	189	3 (V)	BS	2740.950	518078.898	16873200.000
202	69	3 (V)	BS	2106.870	90300.711	5309654.000
202	89	2 (V)	BS	231.310	2090.789	3103710.000
202	128	2 (V)	BS	3416.310	1086530.670	7280485.000
202	140	1 (V)	BS	2445.240	1073519.779	4957910.000
21	52	1 (V)	BS	540.000	18577.428	2222560.000
22	27	3 (V)	BS	356.840	2780.629	6455880.000
23	28	1 (V)	BS	220.130	7296.880	5294120.000
24	34	1 (V)	BS	896.520	162927.121	7066290.000
25	29	2 (V)	BS	270.000	2513.571	3332250.000
27	35	2 (V)	BS	356.410	7299.821	5527860.000
28	33	3 (V)	BS	133.730	647.457	10734510.000
32	19	1 (V)	BS	1823.820	134855.096	1408080.000
32	21	2 (V)	BS	756.000	15765.119	2665800.000
32	54	2 (V)	BS	490.110	6625.838	2665800.000
34	37	2 (V)	BS	680.520	23419.461	4887300.000
35	44	1 (V)	BS	221.410	10221.211	7304430.000
36	31	1 (V)	BS	86.400	1253.807	5887720.000
37	40	1 (V)	BS	680.510	76439.750	5785910.000
39	30	3 (V)	BS	86.400	248.810	9906400.000
4	17	2 (V)	BS	86.400	574.837	7424765.000
40	42	3 (V)	BS	545.510	10944.548	10931200.000
41	36	2 (V)	BS	172.800	1269.789	4083885.000
42	47	2 (V)	BS	481.880	11742.834	4870040.000
47	49	3 (V)	BS	385.420	3414.608	6832000.000
43	24	1 (V)	BS	982.920	195843.771	7109440.000
44	48	3 (V)	BS	86.410	102.980	4081940.000
45	41	1 (V)	BS	250.420	2542.386	1408080.000
46	39	1 (V)	BS	193.580	5425.832	5090500.000
48	38	3 (V)	BS	0.010	0.000	8163880.000
49	45	2 (V)	BS	385.420	3414.608	2221500.000
5	4	3 (V)	BS	86.410	115.852	4585710.000
50	51	1 (V)	BS	385.600	16361.873	3868780.000
50	53	3 (V)	BS	306.800	1622.723	5124000.000
51	55	1 (V)	BS	250.600	11639.049	6515840.000
52	25	3 (V)	BS	405.000	5184.241	9359480.000
53	23	2 (V)	BS	306.530	4319.648	4443000.000
54	22	2 (V)	BS	443.240	9483.521	4665150.000
55	26	2 (V)	BS	115.600	798.659	5775900.000
56	124	1 (V)	BS	242.550	1192.548	686780.000
56	148	1 (V)	BS	183.840	1565.941	1628960.000
57	61	2 (V)	BS	298.560	7253.355	7808878.000
58	68	1 (V)	BS	940.450	29710.146	1180996.000
58	76	3 (V)	BS	146.270	540.973	7256300.000
59	57	2 (V)	BS	384.960	1021.939	666450.000
6	5	1 (V)	BS	213.240	2896.913	2213930.000
60	59	1 (V)	BS	384.970	10300.075	2417550.000
61	63	2 (V)	BS	219.240	1823.039	3665475.000
62	60	2 (V)	BS	452.090	14094.299	6629980.000
63	66	2 (V)	BS	132.840	498.925	2701377.000
64	70	2 (V)	BS	776.980	27059.933	4314665.000
65	67	2 (V)	BS	766.920	24335.768	3929660.000
66	88	1 (V)	BS	46.440	18.736	305430.000
67	84	3 (V)	BS	629.970	2873.576	2134820.000
67	92	1 (V)	BS	23.220	29.978	1944396.000
68	64	3 (V)	BS	882.890	7615.081	2886340.000
69	58	2 (V)	BS	1142.180	44081.753	3265605.000
69	65	1 (V)	BS	901.350	82343.694	3563350.000
7	8	1 (V)	BS	405.000	24699.534	5121520.000
70	62	2 (V)	BS	587.090	4912.171	1377330.000
71	20	1 (V)	BS	329.140	21018.974	6700450.000
71	75	2 (V)	BS	216.010	1608.835	3332250.000
73	71	1 (V)	BS	678.880	16015.579	1195830.000
73	74	2 (V)	BS	54.000	194.383	6416460.000

75	80	1 (V)	BS	216.000	3242.606	2408920.000
76	72	2 (V)	BS	42.790	29.462	1503270.000
76	77	1 (V)	BS	48.650	191.911	2850680.000
8	2	1 (V)	BS	404.990	3799.741	814480.000
81	73	1 (V)	BS	865.310	36861.054	1239100.000
81	79	2 (V)	BS	146.650	988.705	4425740.000
82	78	1 (V)	BS	90.500	948.708	4072400.000
83	32	2 (V)	BS	3120.330	257377.937	2494315.000
83	103	2 (V)	BS	344.500	2182.433	1742680.000
83	108	2 (V)	BS	24.180	9.408	1529160.000
83	117	1 (V)	BS	0.010	0.000	2077600.000
84	90	3 (V)	BS	571.920	12593.829	9856430.000
85	10	1 (V)	BS	435.160	10419.021	1934390.000
86	102	1 (V)	BS	3632.380	1222666.204	2585080.000
88	87	1 (V)	BS	23.220	0.000	0.000
89	82	1 (V)	BS	225.500	6214.138	4261862.000
90	85	1 (V)	BS	548.700	0.000	0.000
91	1	2 (V)	BS	659.550	65995.118	14558340.000
91	86	1 (V)	BS	3655.600	0.000	0.000
93	97	3 (V)	BS	278.750	491.173	1878800.000
93	112	1 (V)	BS	42.450	15.655	305430.000
94	105	3 (V)	BS	221.400	169.013	1024800.000
94	199	1 (V)	BS	1051.700	102496.516	2498840.000
96	116	1 (V)	BS	128.930	866.475	1798060.000
97	115	3 (V)	BS	207.740	545.601	3731710.000
98	101	2 (V)	BS	236.560	1607.922	2733725.000
99	100	3 (V)	BS	86.400	38.608	1511310.000

- Mejor red (optima):

Coste variable de las líneas = 11297872.143360
Coste fijo de las líneas existentes = 245573240.000000
Coste fijo de las líneas construidas = 656612203.000000
Coste fijo de las subestaciones existentes = 4000000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas(L)= 35000000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas(V)= 0.000000
Valor de la función objetivo = 988483315.143360
ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 690.950 kWh

Línea...		Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste Fijo
1	12	1 (V)	BS	54.840	191.599	2222560.000
1	13	3 (V)	BS	74.870	28.991	1537200.000
1	16	1 (V)	BS	270.000	10133.142	4886880.000
10	9	1 (V)	BS	394.840	14446.666	3257920.000
10	14	1 (V)	BS	165.160	6240.397	7956690.000
100	99	2 (V)	BS	566.400	8361.118	890400.000
101	98	2 (V)	BS	416.240	4978.174	2733725.000
102	106	3 (V)	BS	61.040	40.681	3141640.000
102	109	3 (V)	BS	3357.380	45343.127	1178340.000
103	104	1 (V)	BS	216.000	270.217	203620.000
105	110	3 (V)	BS	1037.600	12373.779	1093490.000
108	107	1 (V)	BS	42.100	51.326	1018100.000
109	83	2 (V)	BS	3357.370	130567.107	407240.000
110	93	3 (V)	BS	951.200	9358.982	956525.000
111	94	3 (V)	BS	1307.600	49513.680	1000840.000
113	112	2 (V)	BS	42.450	43.493	7173600.000
114	111	3 (V)	BS	1442.600	11959.259	1673480.000
114	113	2 (V)	BS	177.450	940.953	2887950.000
115	96	2 (V)	BS	789.530	34297.799	1934390.000
116	95	1 (V)	BS	781.720	47779.499	2748870.000
118	121	2 (V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12	3	1 (V)	BS	0.010	0.000	3138850.000

120	118	1 (V)	BS	273.790	1302.452	576340.000
122	119	3 (V)	BS	4816.440	3572724.546	14763230.000
123	125	1 (V)	BS	54.830	139.294	1478010.000
124	127	2 (V)	BS	54.830	20.731	631930.000
128	150	2 (V)	BS	954.900	18863.867	1809580.000
128	153	1 (V)	BS	1110.110	85648.281	2141540.000
128	159	1 (V)	BS	1430.580	924536.954	14286560.000
129	130	2 (V)	BS	377.950	4925.297	3211490.000
13	15	1 (V)	BS	0.010	0.000	5497740.000
130	156	1 (V)	BS	308.890	5526.028	2036200.000
131	135	2 (V)	BS	876.150	35290.625	4443000.000
132	139	2 (V)	BS	38.890	100.820	5967910.000
133	138	1 (V)	BS	486.000	56086.943	7589340.000
134	144	1 (V)	BS	127.540	1458.243	8612070.000
135	81	3 (V)	BS	706.040	9567.919	5028434.000
135	141	1 (V)	BS	170.100	2681.229	3223400.000
136	143	1 (V)	BS	295.520	13150.809	4297850.000
137	148	1 (V)	BS	221.550	9949.859	7109440.000
137	193	2 (V)	BS	23.220	4.338	626575.000
138	142	2 (V)	BS	351.000	4814.327	3414270.000
14	11	1 (V)	BS	86.400	1145.721	5352780.000
140	128	1 (V)	BS	3581.990	817422.894	1998300.000
140	129	1 (V)	BS	512.950	24382.342	3197540.000
140	152	2 (V)	BS	1060.440	162823.687	5073240.000
143	147	1 (V)	BS	178.070	4774.856	4371160.000
144	145	1 (V)	BS	105.470	115.065	3074400.000
147	149	1 (V)	BS	86.400	259.408	1221720.000
148	56	2 (V)	BS	165.250	502.164	1777200.000
150	151	1 (V)	BS	112.810	219.396	5033430.000
150	154	2 (V)	BS	707.090	21836.117	4203590.000
152	131	2 (V)	BS	993.380	137166.305	4886880.000
153	133	1 (V)	BS	572.400	51235.194	5376980.000
153	155	1 (V)	BS	451.310	12976.213	2149250.000
154	137	2 (V)	BS	253.930	10830.073	5904980.000
154	194	2 (V)	BS	237.160	3746.158	1750760.000
155	136	2 (V)	BS	389.470	8019.518	4712650.000
156	132	2 (V)	BS	173.890	2154.683	6886650.000
157	123	2 (V)	BS	109.660	469.913	3638470.000
157	170	3 (V)	BS	34.650	17.525	3713808.000
158	160	2 (V)	BS	326.430	14194.279	4683260.000
159	178	1 (V)	BS	372.820	15295.278	3748020.000
159	179	2 (V)	BS	443.360	5422.090	2074930.000
159	180	2 (V)	BS	613.270	21613.041	5415730.000
16	17	2 (V)	BS	269.990	5361.888	7108800.000
160	171	2 (V)	BS	30.230	127.026	4886880.000
160	184	2 (V)	BS	237.980	4686.578	7980140.000
161	168	2 (V)	BS	23.220	26.027	4630630.000
162	183	1 (V)	BS	5216.110	1638775.019	5294120.000
167	187	2 (V)	BS	186.300	1994.519	5553750.000
17	4	1 (V)	BS	183.590	6539.555	6804010.000
170	162	1 (V)	BS	11.430	16.646	4160480.000
171	187	2 (V)	BS	33.020	94.610	5294120.000
172	164	1 (V)	BS	18.060	71.783	7711670.000
173	169	1 (V)	BS	86.960	437.970	2036200.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	167	3 (V)	BS	186.310	1236.734	10589600.000
177	126	1 (V)	BS	54.830	539.764	5954240.000
178	172	2 (V)	BS	131.670	1235.401	6765890.000
178	175	2 (V)	BS	241.140	2405.933	3757180.000
179	173	2 (V)	BS	221.960	3057.635	5152730.000
158	183	2 (V)	BS	71.010	718.626	13350640.000
179	176	2 (V)	BS	135.000	628.393	2668070.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
180	177	2 (V)	BS	270.830	2697.652	3537140.000
181	185	1 (V)	BS	132.490	2541.626	4913660.000
182	161	2 (V)	BS	239.220	3025.487	5092190.000
182	181	1 (V)	BS	191.130	1904.169	1621250.000

183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
184	163	2 (V)	BS	142.020	1159.075	5553750.000
185	165	1 (V)	BS	41.390	31.503	5465600.000
188	192	3 (V)	BS	1673.210	20593.175	1799808.000
188	197	1 (V)	BS	712.950	88317.095	4297200.000
189	158	3 (V)	BS	400.360	18422.297	32003520.000
189	188	1 (V)	BS	2386.160	659529.904	3770500.000
189	190	2 (V)	BS	734.870	31902.637	4480949.000
19	43	2 (V)	BS	982.920	8883.186	888600.000
19	50	2 (V)	BS	913.800	19194.408	2221500.000
190	196	3 (V)	BS	588.580	1194.468	843660.000
191	182	2 (V)	BS	565.350	17265.338	4176775.000
192	114	2 (V)	BS	1649.990	43805.948	1218630.000
194	134	2 (V)	BS	213.940	662.719	491790.000
195	199	2 (V)	BS	666.510	16338.258	2795320.000
196	198	2 (V)	BS	588.570	2388.856	640560.000
197	195	1 (V)	BS	689.730	27552.665	1432400.000
198	191	2 (V)	BS	2325.280	219986.586	3195389.000
199	157	2 (V)	BS	144.320	47.877	222150.000
199	200	3 (V)	BS	522.190	626.801	683200.000
2	8	1 (V)	BS	124.840	361.055	814480.000
20	46	3 (V)	BS	242.180	1078.547	5465600.000
20	48	1 (V)	BS	221.400	8233.009	5904980.000
200	20	2 (V)	BS	464.140	2723.536	1178675.000
201	91	2 (V)	BS	3920.310	2366944.341	14763230.000
201	122	3 (V)	BS	0.020	0.000	0.000
201	189	3 (V)	BS	3521.390	855109.891	16873200.000
202	69	1 (V)	BS	2220.440	505425.006	2867408.000
202	89	1 (V)	BS	377.580	14036.934	2788700.000
202	140	2 (V)	BS	5216.110	1938775.839	5532340.000
21	52	1 (V)	BS	540.010	18578.116	2222560.000
22	27	3 (V)	BS	135.430	400.521	6455880.000
23	28	2 (V)	BS	220.130	2896.038	5775900.000
24	34	2 (V)	BS	896.520	162927.121	7066290.000
25	29	1 (V)	BS	270.010	6333.683	3054300.000
26	30	2 (V)	BS	86.400	480.461	6194310.000
27	35	2 (V)	BS	135.000	1047.321	5527860.000
28	33	3 (V)	BS	133.730	647.457	10734510.000
29	38	1 (V)	BS	0.010	0.000	5573660.000
32	19	1 (V)	BS	1910.220	147934.746	1408080.000
32	21	2 (V)	BS	756.010	15765.536	2665800.000
32	54	2 (V)	BS	268.700	1991.540	2665800.000
34	37	2 (V)	BS	680.520	23419.461	4887300.000
36	31	1 (V)	BS	86.400	497.620	6425090.000
37	40	3 (V)	BS	680.510	15168.978	9718340.000
4	5	1 (V)	BS	183.580	2635.056	2722980.000
40	42	3 (V)	BS	545.510	10944.548	10931200.000
41	36	1 (V)	BS	172.800	3199.371	3741080.000
42	47	2 (V)	BS	481.880	11742.834	4870040.000
43	24	2 (V)	BS	982.920	195843.771	7109440.000
45	41	1 (V)	BS	250.420	2542.386	1408080.000
46	39	1 (V)	BS	107.180	1663.309	5090500.000
47	49	2 (V)	BS	385.420	6829.217	4443000.000
48	44	1 (V)	BS	135.000	1266.643	2426180.000
49	45	3 (V)	BS	385.420	1707.304	3416000.000
5	6	1 (V)	BS	56.750	205.178	2213930.000
50	51	2 (V)	BS	472.000	9729.937	4220850.000
50	53	1 (V)	BS	306.800	8177.251	3054300.000
51	55	1 (V)	BS	337.000	21048.209	6515840.000
52	25	1 (V)	BS	405.010	26125.798	5565030.000
53	23	2 (V)	BS	306.530	4319.648	4443000.000
54	22	1 (V)	BS	221.830	5985.015	4276020.000
55	26	1 (V)	BS	202.000	6144.428	5294120.000
56	124	3 (V)	BS	109.660	48.373	1169710.000
56	146	2 (V)	BS	42.090	235.989	4631480.000
57	61	2 (V)	BS	298.560	7253.355	7808878.000
58	68	3 (V)	BS	940.450	5895.788	1981280.000

59	57	2 (V)	BS	384.960	2574.885	610860.000
60	59	2 (V)	BS	384.970	10300.075	2417550.000
61	63	1 (V)	BS	219.240	4593.343	3359730.000
62	60	2 (V)	BS	452.090	35512.106	6074080.000
63	66	3 (V)	BS	132.840	249.463	4170612.000
64	70	2 (V)	BS	776.980	27059.933	4314665.000
65	67	2 (V)	BS	1026.760	43619.714	3929660.000
66	88	1 (V)	BS	46.440	18.736	305430.000
67	84	3 (V)	BS	81.270	47.824	2134820.000
67	92	2 (V)	BS	831.760	38465.614	1944396.000
68	64	3 (V)	BS	882.890	7615.081	2886340.000
69	58	2 (V)	BS	995.910	33514.284	3265605.000
69	65	1 (V)	BS	1161.190	136662.700	3563350.000
7	18	1 (V)	BS	32.620	36.976	1204460.000
70	62	2 (V)	BS	587.090	4912.171	1377330.000
71	75	2 (V)	BS	270.010	2513.757	3332250.000
73	71	2 (V)	BS	403.740	2248.160	1307010.000
75	80	1 (V)	BS	270.000	5066.571	2408920.000
76	72	3 (V)	BS	42.790	14.731	2339420.000
77	76	2 (V)	BS	97.620	306.675	3110100.000
78	77	2 (V)	BS	146.270	295.076	1332900.000
8	7	3 (V)	BS	124.830	465.644	8709000.000
80	74	1 (V)	BS	54.000	137.409	4528185.000
81	73	2 (V)	BS	536.170	5616.896	1396605.000
81	79	2 (V)	BS	146.650	494.352	6814740.000
82	78	1 (V)	BS	236.770	6493.648	4072400.000
83	32	2 (V)	BS	2985.330	235588.970	2494315.000
83	103	2 (V)	BS	302.400	1681.613	1742680.000
83	108	2 (V)	BS	66.280	70.686	1529160.000
83	117	3 (V)	BS	0.010	0.000	3526390.000
84	90	1 (V)	BS	23.220	104.610	5234100.000
85	10	1 (V)	BS	695.000	26576.549	1934390.000
86	102	3 (V)	BS	3497.380	224930.347	4792760.000
88	87	2 (V)	BS	23.220	0.000	0.000
89	82	2 (V)	BS	371.770	6703.530	4652845.000
9	2	1 (V)	BS	259.840	11535.579	5980900.000
91	1	2 (V)	BS	399.710	24238.536	14558340.000
91	86	1 (V)	BS	3520.600	0.000	0.000
92	85	3 (V)	BS	808.540	24419.052	9782210.000
93	97	3 (V)	BS	931.550	5485.516	1878800.000
94	105	3 (V)	BS	1172.600	4740.929	1024800.000
95	100	2 (V)	BS	652.800	4652.928	3167530.000
96	116	2 (V)	BS	781.730	12642.370	1964830.000
97	115	2 (V)	BS	860.540	18724.371	2417760.000
98	120	3 (V)	BS	362.240	1734.335	3337530.000
99	101	2 (V)	BS	548.060	17396.488	2036200.000
6	2	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3154530.000
3	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2926600.000
9	87	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1806690.000
30	39	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6442350.000
20	49	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1628960.000
72	79	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1000840.000
119	93	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			19589860.000
93	118	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6057345.000
121	117	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			11064350.000
83	106	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			683200.000
165	169	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3528510.000
186	166	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6304330.000
139	146	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			9252660.000
142	149	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4393640.000
94	199	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2498840.000

- Mejor Red mallada:

Coste variable de las líneas = 14863911.566334
 Coste fijo de las líneas existentes = 245573240.000000
 Coste fijo de las líneas construidas = 810353723.000000
 Coste fijo de las subestaciones existentes = 40000000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 40000000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (V)= 0.000000
 Valor de la función objetivo = 1150790874.566334
 ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 0.174 kWh

Línea...	Tipo...	EstadoFlujo(kVA) Coste var. Coste Fijo
1 12	1 (V)	BS	54.840	191.599	2222560.000
1 13	1 (V)	BS	74.870	146.094	916290.000
1 16	1 (V)	BS	270.000	10133.142	4886880.000
10 9	1 (V)	BS	394.840	14446.666	3257920.000
10 14	1 (V)	BS	165.160	6240.397	7956690.000
100 95	3 (V)	BS	128.920	181.471	3167530.000
101 99	2 (V)	BS	233.660	1254.993	2221500.000
102 106	2 (V)	BS	4314.540	203252.095	3141640.000
102 109	1 (V)	BS	0.010	0.000	695410.000
104 103	1 (V)	BS	86.400	43.235	203620.000
106 83	2 (V)	BS	4253.500	209569.580	407240.000
107 20	3 (V)	BS	624.240	12540.176	9262900.000
107 104	3 (V)	BS	302.400	315.302	998910.000
110 105	2 (V)	BS	135.000	209.464	1093490.000
111 94	2 (V)	BS	135.000	209.464	1093490.000
112 93	3 (V)	BS	390.880	263.403	512400.000
113 112	3 (V)	BS	433.330	22838.216	4276020.000
114 111	3 (V)	BS	270.000	418.929	1673480.000
114 113	3 (V)	BS	568.330	9651.992	2887950.000
115 96	1 (V)	BS	7.810	3.356	1934390.000
118 121	2 (V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12 3	1 (V)	BS	0.010	0.000	3138850.000
120 118	2 (V)	BS	273.790	1302.452	576340.000
122 119	3 (V)	BS	0.010	0.000	0.000
123 125	2 (V)	BS	2368.260	259868.788	1478010.000
123 126	1 (V)	BS	613.270	6534.766	576340.000
124 56	2 (V)	BS	2203.770	19536.331	1169710.000
124 127	2 (V)	BS	54.830	10.366	990280.000
125 124	2 (V)	BS	2313.430	102723.929	5028434.000
126 177	1 (V)	BS	558.440	55991.242	5954240.000
128 153	1 (V)	BS	307.800	6584.516	2141540.000
129 130	3 (V)	BS	420.040	3041.690	5003240.000
13 15	1 (V)	BS	0.010	0.000	9223200.000
130 156	1 (V)	BS	350.980	7134.608	2036200.000
131 135	1 (V)	BS	472.410	25850.773	4072400.000
132 139	1 (V)	BS	80.980	1101.435	5430540.000
133 138	1 (V)	BS	135.000	4327.696	7589340.000
134 144	1 (V)	BS	22.070	110.021	7889400.000
135 81	1 (V)	BS	302.300	3508.045	3033619.000
135 141	3 (V)	BS	170.100	532.073	5431080.000
136 155	1 (V)	BS	61.840	509.416	4286460.000
137 193	2 (V)	BS	23.220	4.338	626575.000
139 146	2 (V)	BS	42.090	171.033	9252660.000
14 11	1 (V)	BS	86.400	1145.721	5352780.000
140 128	2 (V)	BS	2582.110	917344.894	2938311.000
140 129	1 (V)	BS	555.040	28547.884	3197540.000
140 152	1 (V)	BS	656.700	62442.375	5073240.000
143 136	2 (V)	BS	155.790	1450.524	4779630.000
147 143	2 (V)	BS	273.240	4462.049	4852940.000
147 149	1 (V)	BS	437.400	6648.355	1221720.000
148 137	2 (V)	BS	822.450	54420.118	7757990.000
148 145	1 (V)	BS	105.470	966.395	3054300.000
149 142	3 (V)	BS	351.000	3823.142	8119100.000

150	128	3 (V)	BS	194.570	391.595	2884630.000
150	151	3 (V)	BS	221.280	844.147	5033430.000
151	134	3 (V)	BS	108.470	283.976	7173600.000
152	131	1 (V)	BS	589.640	9590.197	8198400.000
153	133	1 (V)	BS	221.400	7665.216	5376980.000
154	150	1 (V)	BS	550.850	33390.712	3851520.000
154	194	3 (V)	BS	23.220	7.126	3337530.000
156	132	3 (V)	BS	215.980	1662.001	10589600.000
157	123	2 (V)	BS	3036.360	180134.903	5669120.000
157	170	2 (V)	BS	34.650	35.050	2196793.000
158	160	3 (V)	BS	900.010	21412.380	7856800.000
158	183	2 (V)	BS	71.010	718.626	13350640.000
159	128	1 (V)	BS	199.630	18003.278	14286560.000
16	17	2 (V)	BS	269.990	5361.888	7108800.000
160	171	1 (V)	BS	30.230	127.026	4886880.000
160	184	1 (V)	BS	811.560	137324.853	7313060.000
161	168	3 (V)	BS	23.220	13.013	7139080.000
163	164	2 (V)	BS	573.580	6806.172	1999350.000
164	172	1 (V)	BS	555.520	67918.544	7711670.000
165	169	2 (V)	BS	443.360	7229.453	3528510.000
167	187	2 (V)	BS	186.300	1994.519	5553750.000
169	173	2 (V)	BS	356.400	2919.764	2221500.000
17	4	2 (V)	BS	183.590	2595.466	7424765.000
170	162	1 (V)	BS	11.430	16.646	4160480.000
172	178	3 (V)	BS	441.910	6957.797	10468840.000
173	179	2 (V)	BS	221.400	3042.226	5152730.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	167	3 (V)	BS	186.310	1236.734	10589600.000
177	180	1 (V)	BS	342.440	10866.616	3240660.000
178	159	2 (V)	BS	200.760	1760.274	4100090.000
178	175	1 (V)	BS	241.140	6062.006	3423640.000
179	176	2 (V)	BS	135.000	628.393	2668070.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
181	185	2 (V)	BS	575.850	48013.584	4913660.000
182	161	2 (V)	BS	239.220	7623.040	4666000.000
182	181	2 (V)	BS	634.490	20984.443	1621250.000
183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
184	163	1 (V)	BS	715.600	74145.713	5090500.000
185	165	2 (V)	BS	484.750	21775.142	3257920.000
186	166	2 (V)	BS	126.840	406.797	6304330.000
188	192	3 (V)	BS	891.490	29459.020	916736.000
188	197	3 (V)	BS	3525.240	428490.364	8436600.000
189	158	3 (V)	BS	973.940	109020.164	32003520.000
189	188	1 (V)	LS	4416.730	2259628.645	3770500.000
189	190	3 (V)	BS	1178.230	82009.790	4480949.000
19	43	2 (V)	BS	471.820	2046.846	888600.000
19	50	2 (V)	BS	693.670	11060.589	2221500.000
190	196	3 (V)	BS	1031.940	18502.718	429720.000
191	182	2 (V)	BS	1008.710	54963.317	4176775.000
192	114	3 (V)	BS	868.270	6065.269	2054780.000
195	199	2 (V)	BS	3478.800	445093.577	2795320.000
196	198	3 (V)	BS	1031.930	3671.674	998910.000
197	195	2 (V)	BS	3502.020	281909.471	1617700.000
198	191	2 (V)	BS	2325.280	219986.586	3195389.000
199	157	2 (V)	BS	3071.020	21678.923	222150.000
199	200	3 (V)	BS	407.780	382.230	683200.000
2	8	1 (V)	BS	124.840	361.055	814480.000
20	46	1 (V)	BS	462.310	19805.779	3257920.000
20	49	1 (V)	BS	511.100	12103.393	1628960.000
200	20	2 (V)	BS	349.730	1546.325	1178675.000
201	91	2 (V)	BS	4816.440	3572724.546	14763230.000
201	122	3 (V)	BS	4816.440	3572724.546	14763230.000
201	189	3 (V)	BS	6568.900	2975630.338	16873200.000
202	69	1 (V)	BS	2220.440	505425.006	2867408.000
202	89	1 (V)	BS	377.580	14036.934	2788700.000
202	140	1 (V)	BS	1272.470	290711.473	4957910.000
21	52	1 (V)	BS	135.000	1161.089	2222560.000

22	27	2 (V)	BS	761.840	25348.576	4186330.000
23	28	2 (V)	BS	220.130	7296.880	5294120.000
26	30	1 (V)	BS	86.400	1210.573	5675470.000
27	35	1 (V)	BS	761.410	83942.623	5064610.000
29	25	2 (V)	BS	135.000	628.393	3332250.000
31	36	3 (V)	BS	299.020	2980.169	9889140.000
32	19	2 (V)	BS	1178.990	56353.858	1408080.000
32	21	2 (V)	BS	351.000	3398.348	2665800.000
32	54	3 (V)	BS	895.110	11050.362	4099200.000
33	28	1 (V)	BS	86.400	1361.894	6388140.000
35	44	2 (V)	BS	626.410	32470.748	7971510.000
36	41	1 (V)	BS	212.620	4843.790	3741080.000
37	34	2 (V)	BS	216.000	2359.406	4887300.000
38	29	2 (V)	BS	405.000	10368.482	6083235.000
4	5	2 (V)	BS	183.580	1045.820	2973135.000
40	37	2 (V)	BS	216.010	3056.786	6314015.000
41	45	1 (V)	BS	135.000	738.875	1408080.000
42	40	3 (V)	BS	351.010	4531.389	10931200.000
43	24	3 (V)	BS	86.400	300.288	11938740.000
43	31	2 (V)	BS	385.420	23902.259	15455570.000
44	48	2 (V)	BS	491.410	6661.034	2648540.000
46	33	3 (V)	BS	220.130	2645.419	16226000.000
46	39	2 (V)	BS	107.180	660.146	5553750.000
47	42	1 (V)	BS	414.640	21906.371	4462380.000
48	38	3 (V)	BS	405.010	4524.652	8163880.000
49	47	1 (V)	BS	511.100	30258.482	4072400.000
5	6	1 (V)	BS	56.750	205.178	2213930.000
50	51	1 (V)	BS	472.000	24515.625	3868780.000
50	53	3 (V)	BS	86.670	129.500	5124000.000
51	55	1 (V)	BS	337.000	21048.209	6515840.000
53	23	3 (V)	BS	86.400	171.593	6832000.000
54	22	2 (V)	BS	848.240	34731.954	4665150.000
55	26	1 (V)	BS	202.000	2438.645	5775900.000
56	74	2 (V)	BS	403.740	30871.426	5326508.000
56	147	1 (V)	BS	802.310	149124.766	7057960.000
56	148	2 (V)	BS	984.220	44882.778	1628960.000
57	61	2 (V)	BS	298.560	7253.355	7808878.000
58	68	3 (V)	BS	940.450	5895.788	1981280.000
59	57	2 (V)	BS	384.960	2574.885	610860.000
60	59	2 (V)	BS	384.970	10300.075	2417550.000
61	63	1 (V)	BS	219.240	4593.343	3359730.000
62	60	2 (V)	BS	452.090	14094.299	6629980.000
63	66	2 (V)	BS	132.840	498.925	2701377.000
64	70	2 (V)	BS	776.980	27059.933	4314665.000
65	67	2 (V)	BS	1026.760	43619.714	3929660.000
66	88	1 (V)	BS	46.440	18.736	305430.000
67	84	1 (V)	BS	81.270	240.994	1265546.000
67	92	2 (V)	BS	831.760	38465.614	1944396.000
68	64	3 (V)	BS	882.890	7615.081	2886340.000
69	58	2 (V)	BS	995.910	33514.284	3265605.000
69	65	1 (V)	BS	1161.190	136662.700	3563350.000
7	18	1 (V)	BS	32.620	14.675	1315640.000
70	62	2 (V)	BS	587.090	4912.171	1377330.000
74	80	2 (V)	BS	349.740	14522.783	4148320.000
75	71	3 (V)	BS	133.730	308.313	5124000.000
76	72	1 (V)	BS	42.790	74.231	1373560.000
77	76	2 (V)	BS	97.620	153.337	4782400.000
78	77	2 (V)	BS	146.270	147.538	2049600.000
8	7	3 (V)	BS	124.830	465.644	8709000.000
80	75	2 (V)	BS	133.740	493.374	2631280.000
81	73	1 (V)	BS	132.430	863.370	1239100.000
81	79	2 (V)	BS	146.650	2491.148	4055140.000
82	78	2 (V)	BS	236.770	1288.623	6832000.000
83	32	2 (V)	BS	2475.500	161992.954	2494315.000
83	98	1 (V)	BS	781.720	42470.666	2391660.000
83	108	2 (V)	BS	992.920	15863.499	1529160.000
83	117	2 (V)	BS	0.010	0.000	2272165.000

84	90	1 (V)	BS	23.220	104.610	5234100.000
85	10	1 (V)	BS	695.000	26576.549	1934390.000
86	102	2 (V)	BS	4393.510	354965.093	4792760.000
89	82	2 (V)	BS	371.770	6703.530	4652845.000
9	2	1 (V)	BS	259.840	11535.579	5980900.000
88	87	1 (V)	BS	23.220	0.000	0.000
91	1	2 (V)	BS	399.710	24238.536	14558340.000
91	86	2 (V)	LS	4416.730	0.000	0.000
92	85	2 (V)	BS	808.540	48838.105	5900085.000
93	97	3 (V)	BS	149.830	141.907	1878800.000
93	110	2 (V)	BS	221.400	507.038	956525.000
96	116	2 (V)	BS	0.010	0.000	1964830.000
97	115	1 (V)	BS	78.820	395.796	2213930.000
98	101	1 (V)	BS	365.480	9670.359	2502100.000
98	120	2 (V)	BS	362.240	3468.671	1963855.000
99	100	1 (V)	BS	215.320	1208.333	890400.000
6	2	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3154530.000
15	18	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			8755660.000
3	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2926600.000
85	90	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			0.000
9	87	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1806690.000
30	39	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6442350.000
24	34	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7714840.000
45	49	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2036200.000
25	52	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6074605.000
71	73	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1307010.000
72	79	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1093490.000
119	93	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			19589860.000
105	94	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			610860.000
108	107	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1018100.000
93	118	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6057345.000
121	117	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			11064350.000
128	202	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6530020.000
83	103	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1742680.000
109	83	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			407240.000
95	116	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2748870.000
146	141	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6220200.000
127	126	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			0.000
171	187	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			8522740.000
159	179	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3508330.000
159	180	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5415730.000
162	183	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5294120.000
128	140	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			1998300.000
153	155	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2149250.000
137	154	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5904980.000
138	142	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3099260.000
144	145	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3074400.000
134	194	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			836740.000
168	176	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			18343754.000
94	199	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4706520.000

IV.2. RESULTADOS NSGA 200 NUDOS

- (1) 3X150 (AL) (SUBTERRANEO)
- (2) 3X1X400 (AL) (SUBTERRANEO)
- (3) 3X1X400 (AL) X2 (SUBTERRANEO)

- Mejor Red radial:

Coste variable de las líneas	=	13858958.281875
Coste Fijo de las líneas existentes	=	324099500.000000
Coste Fijo de las líneas construidas	=	626666841.000000

Coste Fijo de las subestaciones existentes = 40000000.000000
 Coste Fijo de las subestaciones construidas(L)= 35000000.000000
 Coste Fijo de las subestaciones construidas(V)= 0.000000
 Valor de la Función objetivo = 1039625299.281875

Línea...		Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste Fijo
1	12	1 (V)	BS	54.840	191.599	2222560.000
1	13	3 (V)	BS	74.870	28.991	1537200.000
1	16	2 (V)	BS	86.410	411.919	5331600.000
10	9	1 (V)	BS	601.650	33543.872	3257920.000
10	14	1 (V)	BS	165.160	7188.305	8816130.000
101	99	1 (V)	BS	104.740	953.063	2752400.000
102	106	2 (V)	BS	2493.790	214428.960	2896600.000
102	109	1 (V)	BS	0.010	0.000	3202110.000
103	104	1 (V)	BS	216.000	4593.691	2495460.000
105	110	1 (V)	BS	427.250	19030.142	2862960.000
106	83	2 (V)	BS	2432.750	244872.429	3032620.000
110	93	2 (V)	BS	340.850	4806.971	3140420.000
111	94	2 (V)	BS	3176.680	208767.009	1740570.000
114	111	2 (V)	BS	3311.680	277307.642	2046850.000
114	113	1 (V)	BS	135.000	1372.196	2647060.000
115	96	2 (V)	BS	136.730	515.681	2514850.000
116	95	3 (V)	BS	128.920	410.697	6861360.000
118	120	1 (V)	BS	379.010	2911.889	647960.000
118	121	2 (V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12	3	1 (V)	BS	0.010	0.000	3138850.000
120	98	2 (V)	BS	290.560	2231.731	1963855.000
122	119	3 (V)	BS	0.010	0.000	35152500.000
123	125	2 (V)	BS	164.490	497.555	1626250.000
123	126	2 (V)	BS	54.830	55.284	1440780.000
124	127	2 (V)	BS	54.830	41.463	1117240.000
125	124	2 (V)	BS	109.660	461.621	3033619.000
128	150	1 (V)	BS	605.810	19130.255	1642810.000
128	153	1 (V)	BS	1110.110	85648.281	2141540.000
129	130	1 (V)	BS	377.950	12409.816	2933540.000
13	15	1 (V)	BS	0.010	0.000	5497740.000
130	156	1 (V)	BS	308.890	5526.028	2036200.000
131	135	1 (V)	BS	1352.350	434277.612	7080440.000
132	139	1 (V)	BS	38.890	254.027	5430540.000
133	138	1 (V)	BS	486.000	56086.943	7589340.000
135	141	1 (V)	BS	212.190	5736.908	4082840.000
136	143	2 (V)	BS	295.520	5219.387	4779630.000
137	193	1 (V)	BS	23.220	4.338	626575.000
138	142	1 (V)	BS	351.000	4814.327	3414270.000
14	11	1 (V)	BS	86.400	1556.451	6713560.000
140	128	2 (V)	BS	3361.480	719878.366	1998300.000
140	129	1 (V)	BS	512.950	24382.342	3197540.000
140	152	1 (V)	BS	1536.640	341892.560	5073240.000
141	146	1 (V)	BS	42.090	297.551	5844600.000
142	149	1 (V)	BS	173.890	5428.956	6312220.000
143	147	1 (V)	BS	178.070	4774.856	4371160.000
145	144	1 (V)	BS	22.070	25.389	1832580.000
147	149	1 (V)	BS	86.400	259.408	1221720.000
148	145	1 (V)	BS	127.540	560.863	3332250.000
150	154	1 (V)	BS	358.000	14103.439	3851520.000
152	131	1 (V)	BS	1469.580	300194.742	4886880.000
153	133	1 (V)	BS	572.400	51235.194	5376980.000
153	155	1 (V)	BS	451.310	12976.213	2149250.000
154	137	1 (V)	BS	32.380	176.099	5904980.000
154	194	2 (V)	BS	109.620	317.651	1963855.000
155	136	1 (V)	BS	389.470	8019.518	4712650.000
156	132	1 (V)	BS	173.890	5428.956	6312220.000
157	123	2 (V)	BS	274.150	2418.672	8762540.000
157	170	1 (V)	BS	105.660	821.165	1961462.000
158	160	3 (V)	BS	184.410	1797.915	5109450.000

159	178	2 (V)	BS	514.840	11576.322	4100090.000
159	179	2 (V)	BS	484.750	6481.706	2074930.000
159	180	2 (V)	BS	558.440	17921.133	5415730.000
16	17	1 (V)	BS	86.400	1383.512	6515840.000
160	171	1 (V)	BS	30.230	127.026	4886880.000
160	184	2 (V)	BS	95.960	762.001	7980140.000
161	168	1 (V)	BS	23.220	65.577	4241500.000
162	183	1 (V)	BS	71.010	759.308	5294120.000
164	163	1 (V)	BS	142.020	1051.349	1832580.000
167	187	1 (V)	BS	186.300	5025.405	5090500.000
169	165	2 (V)	BS	41.390	31.503	5439710.000
170	162	1 (V)	BS	82.440	865.972	4160480.000
172	164	2 (V)	BS	160.080	2238.361	8415810.000
173	169	2 (V)	BS	128.350	378.673	2221500.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	167	2 (V)	BS	186.310	2473.469	6886650.000
178	172	1 (V)	BS	273.690	13448.843	6191460.000
178	175	2 (V)	BS	241.140	2405.933	3757180.000
179	173	2 (V)	BS	263.350	4304.303	5152730.000
179	176	1 (V)	BS	135.000	1583.303	2390120.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
180	177	2 (V)	BS	216.000	1715.931	3537140.000
181	185	2 (V)	BS	91.100	476.924	5376910.000
182	161	1 (V)	BS	239.220	7623.040	4666000.000
182	181	2 (V)	BS	149.740	231.932	2863070.000
183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
188	192	2 (V)	BS	3499.840	180197.506	1035328.000
188	197	1 (V)	BS	46.440	374.724	4297200.000
189	158	3 (V)	BS	187.330	4033.268	32003520.000
189	188	2 (V)	BS	3546.280	578160.561	4141100.000
189	190	2 (V)	BS	693.480	28410.143	4480949.000
19	43	2 (V)	BS	302.410	840.862	888600.000
19	50	2 (V)	BS	711.800	27951.147	4486280.000
190	196	3 (V)	BS	547.190	1032.381	843660.000
191	182	2 (V)	BS	523.960	14829.843	4176775.000
192	114	2 (V)	BS	3476.620	194484.462	1218630.000
194	134	1 (V)	BS	86.400	21.449	836740.000
150	151	1 (V)	BS	112.810	1105.584	2963730.000
196	198	3 (V)	BS	547.180	6538.174	5498430.000
197	195	3 (V)	BS	23.220	6.197	2812200.000
198	191	3 (V)	BS	547.180	1376.458	1124880.000
199	118	2 (V)	BS	652.800	20570.839	4484010.000
199	157	2 (V)	BS	379.820	5013.168	919820.000
199	200	2 (V)	BS	1446.810	9623.331	444300.000
2	6	2 (V)	BS	183.590	1100.167	3154530.000
2	8	3 (V)	BS	124.840	71.649	1366400.000
20	46	1 (V)	BS	444.180	26281.564	4260600.000
20	48	1 (V)	BS	221.410	10505.133	7050900.000
20	49	2 (V)	BS	680.510	10644.897	2100740.000
20	107	1 (V)	BS	42.100	287.427	5399460.000
200	20	2 (V)	BS	1388.760	240158.649	3368600.000
201	91	2 (V)	BS	2812.100	1934085.063	21136968.000
201	122	3 (V)	BS	0.020	0.000	1968540.000
201	189	3 (V)	BS	4427.090	1351544.591	16873200.000
202	69	2 (V)	BS	2404.030	235139.426	3195389.000
202	89	2 (V)	BS	140.810	774.798	3103710.000
202	140	2 (V)	BS	5471.800	2133509.328	5532340.000
21	52	3 (V)	BS	540.000	3686.571	3740340.000
22	27	1 (V)	BS	135.430	2018.314	3834260.000
23	28	1 (V)	BS	220.130	7296.880	5294120.000
24	34	2 (V)	BS	216.010	3753.947	7714840.000
25	29	2 (V)	BS	270.000	2513.571	3332250.000
27	35	1 (V)	BS	135.000	2638.839	5064610.000
28	33	2 (V)	BS	133.730	1294.913	6971835.000
30	26	2 (V)	BS	115.600	860.094	6194310.000
32	19	1 (V)	BS	1027.710	110108.043	2983720.000
32	21	2 (V)	BS	756.000	7882.560	4099200.000

32	54	1 (V)	BS	268.700	5017.899	2443440.000
34	37	2 (V)	BS	0.010	0.000	4887300.000
36	31	2 (V)	BS	86.400	497.620	6425090.000
39	30	2 (V)	BS	202.000	2720.027	6442350.000
41	36	1 (V)	BS	172.800	3199.371	3741080.000
42	40	1 (V)	BS	135.000	1340.571	7108800.000
43	24	2 (V)	BS	302.410	7357.542	7757990.000
45	41	2 (V)	BS	250.420	1009.040	1537790.000
46	39	1 (V)	BS	309.180	13841.022	5090500.000
47	42	1 (V)	BS	198.630	5027.102	4462380.000
48	38	2 (V)	BS	0.010	0.000	5297080.000
48	44	2 (V)	BS	135.000	502.714	2648540.000
49	45	2 (V)	BS	385.420	3414.608	2221500.000
49	47	1 (V)	BS	295.090	10086.590	4072400.000
5	4	1 (V)	BS	0.010	0.000	2722980.000
50	51	1 (V)	BS	270.000	8022.071	3868780.000
50	53	1 (V)	BS	306.800	8177.251	3054300.000
51	55	1 (V)	BS	135.000	3377.714	6515840.000
52	25	2 (V)	BS	405.000	26124.508	5565030.000
53	23	1 (V)	BS	306.530	10883.820	4072400.000
54	22	2 (V)	BS	221.830	2375.376	4665150.000
56	148	1 (V)	BS	183.840	1476.067	3556670.000
58	68	2 (V)	BS	641.890	2746.576	1981280.000
59	57	2 (V)	BS	86.400	51.478	666450.000
6	5	1 (V)	BS	126.840	1024.969	2213930.000
60	59	2 (V)	BS	86.410	205.959	2639910.000
62	60	2 (V)	BS	153.530	1625.475	6629980.000
63	61	1 (V)	BS	79.320	601.250	3359730.000
64	70	2 (V)	BS	478.420	10259.488	4314665.000
65	67	1 (V)	BS	1508.910	237358.371	3596120.000
66	63	2 (V)	BS	165.720	776.475	2701377.000
66	88	1 (V)	BS	23.220	92.120	4316150.000
67	66	2 (V)	BS	275.340	4112.662	5225480.000
67	84	3 (V)	BS	81.270	60.729	2612894.000
67	92	1 (V)	BS	1038.570	143682.791	3863812.000
68	64	2 (V)	BS	584.330	6671.258	1871015.000
69	58	2 (V)	BS	697.350	16432.036	3265605.000
69	65	1 (V)	BS	1643.340	273714.796	3563350.000
7	18	1 (V)	BS	32.620	36.976	1204460.000
70	62	2 (V)	BS	288.530	1186.441	1377330.000
71	72	2 (V)	BS	383.420	9124.009	5260530.000
71	75	2 (V)	BS	216.010	1608.835	3332250.000
72	76	2 (V)	BS	193.980	1816.375	3768050.000
72	79	1 (V)	BS	146.650	2491.148	3149440.000
73	71	2 (V)	BS	733.160	7413.464	1307010.000
73	74	1 (V)	BS	251.340	10610.274	5879090.000
74	56	1 (V)	BS	197.340	7375.363	5326508.000
75	80	1 (V)	BS	216.000	3918.148	2767020.000
76	77	2 (V)	BS	139.150	311.557	4782400.000
77	78	2 (V)	BS	90.500	56.479	2049600.000
8	7	2 (V)	BS	124.830	931.287	5603300.000
81	73	2 (V)	BS	1116.930	12187.462	2411930.000
83	32	2 (V)	BS	2102.810	116888.108	2494315.000
83	103	2 (V)	BS	302.400	4204.032	3683920.000
83	108	2 (V)	BS	24.180	17.471	2499780.000
83	117	2 (V)	BS	0.010	0.000	2353050.000
84	90	2 (V)	BS	23.220	41.519	5854855.000
85	10	1 (V)	BS	901.810	56521.895	2292490.000
86	102	1 (V)	BS	2572.760	613371.943	2585080.000
89	82	2 (V)	BS	135.000	1386.654	6594085.000
9	2	1 (V)	BS	443.430	33595.223	5980900.000
9	87	1 (V)	BS	23.220	117.101	5889030.000
91	1	2 (V)	BS	216.120	10017.146	18974661.000
91	86	1 (V)	BS	2595.980	171735.759	630256.000
92	85	2 (V)	BS	1015.350	77017.130	5900085.000
93	97	1 (V)	BS	278.750	4950.258	1907730.000
93	112	1 (V)	BS	42.450	93.930	1379730.000

94	105	1 (V)	BS	562.250	42110.669	3475660.000
94	199	2 (V)	BS	2479.430	226097.681	2795320.000
96	116	3 (V)	BS	128.930	210.157	3602320.000
97	115	2 (V)	BS	207.740	1686.404	3388380.000
98	101	1 (V)	BS	236.560	4537.494	2716960.000
99	100	2 (V)	BS	86.400	274.549	2834140.000
3	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4144140.000
119	93	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			33650860.000
93	118	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6300000.000
121	117	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			11873200.000
108	107	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2736980.000
158	183	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			13350640.000
186	166	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6304330.000
-2						

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 2891.235 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 294.541 kW
HORAS INTERRUMPIDAS.....= 31.227 h

- MEJOR RED ÓPTIMA

Coste variable de las líneas = 14428604.359130
Coste Fijo de las líneas existentes = 324099500.000000
Coste Fijo de las líneas construidas = 638026139.000000
Coste Fijo de las subestaciones existentes = 40000000.000000
Coste Fijo de las subestaciones construidas(L)= 35000000.000000
Coste Fijo de las subestaciones construidas(V)= 0.000000
Valor de la Función objetivo = 1051554243.359130

Línea...		Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste Fijo
1	12	1 (V)	BS	220.000	3083.496	2222560.000
1	13	3 (V)	BS	74.870	28.991	1537200.000
1	16	2 (V)	BS	86.410	411.919	5331600.000
10	9	1 (V)	BS	601.650	33543.872	3257920.000
101	99	1 (V)	BS	104.740	953.063	2752400.000
102	106	2 (V)	BS	2493.790	214428.960	2896600.000
102	109	1 (V)	BS	0.010	0.000	3202110.000
103	104	1 (V)	BS	216.000	4593.691	2495460.000
105	110	2 (V)	BS	427.250	19030.142	2862960.000
106	83	2 (V)	BS	2432.750	244872.429	3032620.000
11	14	1 (V)	BS	78.760	1293.360	6713560.000
110	93	2 (V)	BS	340.850	4806.971	3140420.000
111	94	2 (V)	BS	3176.680	208767.009	1740570.000
114	111	2 (V)	BS	3311.680	277307.642	2046850.000
114	113	1 (V)	BS	135.000	1372.196	2647060.000
115	96	2 (V)	BS	136.730	515.681	2514850.000
116	95	2 (V)	BS	128.920	410.697	6861360.000
118	120	1 (V)	BS	379.010	2911.889	647960.000
118	121	2 (V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12	3	1 (V)	BS	165.170	2449.060	3138850.000
120	98	2 (V)	BS	290.560	2231.731	1963855.000
122	119	3 (V)	BS	0.010	0.000	35152500.000
123	125	2 (V)	BS	164.490	497.555	1626250.000
123	126	2 (V)	BS	54.830	55.284	1440780.000
124	127	1 (V)	BS	54.830	104.470	1006060.000
125	124	2 (V)	BS	109.660	461.621	3033619.000
128	150	1 (V)	BS	1661.060	143819.748	1642810.000
128	153	1 (V)	BS	1110.110	85648.281	2141540.000
129	130	1 (V)	BS	675.050	39588.452	2933540.000
13	15	1 (V)	BS	0.010	0.000	5497740.000

130	156	1 (V)	BS	605.990	21268.472	2036200.000
132	139	1 (V)	BS	335.990	7525.288	5967910.000
133	138	1 (V)	BS	486.000	56086.943	7589340.000
134	144	2 (V)	BS	1055.250	99826.938	8612070.000
136	143	1 (V)	BS	295.520	5219.387	4779630.000
137	193	1 (V)	BS	23.220	4.338	626575.000
138	142	1 (V)	BS	351.000	4814.327	3414270.000
139	146	1 (V)	BS	297.100	21471.380	8474400.000
140	128	2 (V)	LS	4416.730	1242795.755	1998300.000
140	129	1 (V)	BS	810.050	60806.360	3197540.000
140	152	1 (V)	BS	184.290	4917.552	5073240.000
141	135	1 (V)	BS	84.910	918.641	4082840.000
143	147	2 (V)	BS	178.070	4774.856	4371160.000
144	145	2 (V)	BS	1033.180	55641.633	1832580.000
145	148	2 (V)	BS	927.710	29674.824	3332250.000
146	141	1 (V)	BS	255.010	10922.393	5844600.000
147	149	1 (V)	BS	86.400	259.408	1221720.000
148	56	2 (V)	BS	871.410	33164.320	3556670.000
150	151	1 (V)	BS	112.810	1105.584	2963730.000
150	154	1 (V)	BS	1413.250	219784.450	3851520.000
152	131	1 (V)	BS	117.230	1910.267	4886880.000
153	133	1 (V)	BS	572.400	51235.194	5376980.000
153	155	1 (V)	BS	451.310	12976.213	2149250.000
154	137	1 (V)	BS	32.380	176.099	5904980.000
154	194	2 (V)	BS	1164.870	35869.489	1963855.000
155	136	1 (V)	BS	389.470	8019.518	4712650.000
156	132	1 (V)	BS	470.990	39828.178	6312220.000
157	123	2 (V)	BS	274.150	2418.672	8762540.000
157	170	1 (V)	BS	105.660	821.165	1961462.000
158	160	2 (V)	BS	184.410	1797.915	5109450.000
159	178	2 (V)	BS	514.840	11576.322	4100090.000
159	179	2 (V)	BS	484.750	6481.706	2074930.000
159	180	2 (V)	BS	558.440	17921.133	5415730.000
16	17	1 (V)	BS	86.400	1383.512	6515840.000
160	171	1 (V)	BS	30.230	127.026	4886880.000
160	184	2 (V)	BS	95.960	762.001	7980140.000
161	168	1 (V)	BS	23.220	65.577	4241500.000
162	183	1 (V)	BS	71.010	759.308	5294120.000
164	163	1 (V)	BS	142.020	1051.349	1832580.000
167	187	1 (V)	BS	186.300	5025.405	5090500.000
169	165	1 (V)	BS	41.390	158.751	3232030.000
170	162	1 (V)	BS	82.440	865.972	4160480.000
171	167	2 (V)	BS	283.660	2412.324	3084210.000
172	164	2 (V)	BS	160.080	2238.361	8415810.000
173	169	2 (V)	BS	128.350	378.673	2221500.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	167	2 (V)	BS	186.310	2473.469	6886650.000
178	172	1 (V)	BS	273.690	13448.843	6191460.000
178	175	2 (V)	BS	241.140	2405.933	3757180.000
179	173	1 (V)	BS	263.350	10845.155	4652420.000
179	176	1 (V)	BS	135.000	1583.303	2390120.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
180	177	2 (V)	BS	216.000	1715.931	3537140.000
181	185	2 (V)	BS	91.100	476.924	5376910.000
182	161	1 (V)	BS	239.220	7623.040	4666000.000
182	181	2 (V)	BS	149.740	463.864	1788020.000
183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
188	192	2 (V)	BS	3499.840	180197.506	1035328.000
188	197	1 (V)	BS	46.440	374.724	4297200.000
189	158	3 (V)	BS	187.330	4033.268	32003520.000
189	188	2 (V)	BS	3546.280	578160.561	4141100.000
189	190	2 (V)	BS	693.480	28410.143	4480949.000
19	43	2 (V)	BS	302.410	840.862	888600.000
19	50	2 (V)	BS	711.800	27951.147	4486280.000
190	196	3 (V)	BS	547.190	1032.381	843660.000
191	182	2 (V)	BS	523.960	14829.843	4176775.000
192	114	2 (V)	BS	3476.620	194484.462	1218630.000

194	134	2 (V)	BS	1141.650	3744.970	836740.000
196	198	2 (V)	BS	547.180	13076.347	3228880.000
197	195	3 (V)	BS	23.220	6.197	2812200.000
198	191	3 (V)	BS	547.180	1376.458	1124880.000
199	118	2 (V)	BS	652.800	20570.839	4484010.000
199	157	2 (V)	BS	379.820	5013.168	919820.000
199	200	2 (V)	BS	1446.810	9623.331	444300.000
2	6	1 (V)	BS	183.590	2771.991	2891404.000
2	8	2 (V)	BS	124.840	143.298	888600.000
20	46	1 (V)	BS	444.180	26281.564	4260600.000
20	48	1 (V)	BS	221.410	10505.133	7050900.000
20	49	2 (V)	BS	680.510	10644.897	2100740.000
20	107	2 (V)	BS	42.100	287.427	5399460.000
200	20	2 (V)	BS	1388.760	240158.649	3368600.000
201	91	2 (V)	BS	2977.260	2167941.582	21136968.000
201	122	3 (V)	BS	0.020	0.000	1968540.000
201	189	3 (V)	BS	4427.090	1351544.591	16873200.000
202	69	2 (V)	BS	2238.870	203940.482	3195389.000
202	89	2 (V)	BS	140.810	774.798	3103710.000
202	140	2 (V)	BS	5471.800	2133509.328	5532340.000
21	52	3 (V)	BS	540.000	3686.571	3740340.000
22	27	1 (V)	BS	135.430	2018.314	3834260.000
23	28	1 (V)	BS	220.130	7296.880	5294120.000
24	34	2 (V)	BS	216.010	3753.947	7714840.000
25	29	1 (V)	BS	270.000	2513.571	3332250.000
27	35	1 (V)	BS	135.000	2638.839	5064610.000
28	33	2 (V)	BS	133.730	1294.913	6971835.000
3	11	1 (V)	BS	165.160	3633.649	4144140.000
30	26	2 (V)	BS	115.600	860.094	6194310.000
32	19	1 (V)	BS	1027.710	110108.043	2983720.000
32	21	2 (V)	BS	756.000	7882.560	4099200.000
32	54	2 (V)	BS	268.700	5017.899	2443440.000
34	37	2 (V)	BS	0.010	0.000	4887300.000
36	31	2 (V)	BS	86.400	497.620	6425090.000
39	30	2 (V)	BS	202.000	2720.027	6442350.000
41	36	1 (V)	BS	172.800	3199.371	3741080.000
42	40	2 (V)	BS	135.000	1340.571	7108800.000
43	24	2 (V)	BS	302.410	7357.542	7757990.000
45	41	2 (V)	BS	250.420	1009.040	1537790.000
46	39	1 (V)	BS	309.180	13841.022	5090500.000
47	42	1 (V)	BS	198.630	5027.102	4462380.000
48	38	1 (V)	BS	0.010	0.000	5297080.000
49	45	2 (V)	BS	385.420	3414.608	2221500.000
49	47	1 (V)	BS	295.090	10086.590	4072400.000
5	4	1 (V)	BS	0.010	0.000	2722980.000
50	51	1 (V)	BS	270.000	8022.071	3868780.000
50	53	1 (V)	BS	306.800	8177.251	3054300.000
51	55	1 (V)	BS	135.000	3377.714	6515840.000
52	25	1 (V)	BS	405.000	26124.508	5565030.000
53	23	1 (V)	BS	306.530	10883.820	4072400.000
54	22	2 (V)	BS	221.830	2375.376	4665150.000
56	74	2 (V)	BS	857.910	139391.595	5326508.000
58	68	2 (V)	BS	641.890	2746.576	1981280.000
59	57	2 (V)	BS	86.400	51.478	666450.000
6	5	1 (V)	BS	126.840	406.797	2417760.000
60	59	2 (V)	BS	86.410	205.959	2639910.000
62	60	2 (V)	BS	153.530	1625.475	6629980.000
63	61	2 (V)	BS	79.320	238.628	3665475.000
64	70	2 (V)	BS	478.420	10259.488	4314665.000
65	67	2 (V)	BS	1343.750	188241.265	3596120.000
66	63	2 (V)	BS	165.720	388.237	4170612.000
66	88	1 (V)	BS	23.220	92.120	4316150.000
67	66	2 (V)	BS	275.340	4112.662	5225480.000
67	84	2 (V)	BS	81.270	306.024	1509054.000
67	92	2 (V)	BS	873.410	101617.739	3863812.000
68	64	2 (V)	BS	584.330	6671.258	1871015.000
69	58	2 (V)	BS	697.350	41402.286	2993214.000

69	65	2 (V)	BS	1478.180	87895.191	3887625.000
7	18	2 (V)	BS	32.620	14.675	1315640.000
70	62	2 (V)	BS	288.530	1186.441	1377330.000
71	72	2 (V)	BS	383.420	9124.009	5260530.000
71	75	2 (V)	BS	216.010	1608.835	3332250.000
72	76	2 (V)	BS	193.980	1816.375	3768050.000
72	79	1 (V)	BS	146.650	2491.148	3149440.000
73	71	2 (V)	BS	733.160	7413.464	1307010.000
74	73	2 (V)	BS	803.910	108547.102	5879090.000
75	80	1 (V)	BS	216.000	3918.148	2767020.000
76	77	2 (V)	BS	139.150	311.557	4782400.000
77	78	2 (V)	BS	90.500	56.479	2049600.000
8	7	2 (V)	BS	124.830	931.287	5603300.000
81	73	1 (V)	BS	61.680	187.289	1239100.000
83	32	2 (V)	BS	2102.810	116888.108	2494315.000
83	103	2 (V)	BS	302.400	4204.032	3683920.000
83	108	2 (V)	BS	24.180	17.471	2499780.000
83	117	2 (V)	BS	0.010	0.000	2353050.000
84	90	2 (V)	BS	23.220	41.519	5854855.000
85	10	1 (V)	BS	736.650	37714.557	2292490.000
86	102	1 (V)	BS	2572.760	613371.943	2585080.000
89	82	2 (V)	BS	135.000	1386.654	6594085.000
9	2	1 (V)	BS	443.430	33595.223	5980900.000
9	87	1 (V)	BS	23.220	117.101	5889030.000
91	1	2 (V)	BS	381.280	31177.559	18974661.000
91	86	1 (V)	BS	2595.980	171735.759	630256.000
92	85	2 (V)	BS	850.190	53999.255	5900085.000
93	97	1 (V)	BS	278.750	4950.258	1907730.000
93	112	1 (V)	BS	42.450	93.930	1379730.000
94	105	2 (V)	BS	562.250	42110.669	3475660.000
94	199	2 (V)	BS	2479.430	569677.491	2498840.000
96	116	2 (V)	BS	128.930	210.157	3602320.000
97	115	2 (V)	BS	207.740	1686.404	3388380.000
98	101	1 (V)	BS	236.560	4537.494	2716960.000
99	100	1 (V)	BS	86.400	274.549	2834140.000
14	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			8816130.000
61	57	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5854855.000
119	93	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			33650860.000
82	78	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2701377.000
93	118	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6300000.000
121	117	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			11873200.000
128	159	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			14286560.000
108	107	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2736980.000
185	165	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3257920.000
158	183	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			13350640.000
186	166	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6304330.000
142	149	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4893950.000

-2

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 1623.427 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 165.022 kW
HORAS INTERRUMPIDAS.....= 31.388 h

- MEJOR RED MALLADA

Coste variable de las líneas = 19367099.497277
Coste Fijo de las líneas existentes = 324099500.000000
Coste Fijo de las líneas construidas = 862056723.000000
Coste Fijo de las subestaciones existentes = 40000000.000000
Coste Fijo de las subestaciones construidas(L)= 35000000.000000
Coste Fijo de las subestaciones construidas(V)= 0.000000
Valor de la Función objetivo = 1280523322.497277

Línea...		Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste Fijo
1	12	1 (V)	BS	220.000	3083.496	2222560.000
1	13	3 (V)	BS	74.870	57.983	999675.000
100	99	1 (V)	BS	566.400	5899.414	4745340.000
101	98	1 (V)	BS	416.240	14048.211	2716960.000
102	106	3 (V)	BS	3882.550	259876.973	4688350.000
102	109	1 (V)	BS	0.010	0.000	3202110.000
103	104	1 (V)	BS	216.000	4593.691	2495460.000
105	110	2 (V)	BS	1080.050	24132.519	5346600.000
106	83	1 (V)	BS	3821.510	1522466.970	2699080.000
11	14	1 (V)	BS	78.760	1293.360	6713560.000
110	93	2 (V)	BS	993.650	102930.659	2806880.000
111	94	2 (V)	BS	1787.920	166626.491	1573800.000
114	111	1 (V)	BS	1922.920	235570.277	1843020.000
114	113	2 (V)	BS	135.000	272.304	4440800.000
115	96	1 (V)	BS	789.530	43323.536	2292490.000
116	95	2 (V)	BS	781.720	15100.222	6861360.000
118	121	2 (V)	BS	273.790	2412.324	3084210.000
12	3	1 (V)	BS	165.170	2449.060	3138850.000
120	118	1 (V)	BS	273.790	1519.528	647960.000
122	119	3 (V)	BS	0.010	0.000	35152500.000
123	125	1 (V)	BS	164.490	1253.644	1478010.000
123	126	2 (V)	BS	54.830	55.284	1440780.000
124	127	1 (V)	BS	54.830	104.470	1006060.000
125	124	2 (V)	BS	109.660	1163.103	2724168.000
128	150	1 (V)	BS	496.190	12833.464	1642810.000
128	153	1 (V)	BS	2057.580	294238.894	2141540.000
129	130	1 (V)	BS	892.450	69193.360	2933540.000
13	15	1 (V)	BS	0.010	0.000	5497740.000
130	156	1 (V)	BS	823.390	15584.167	2221500.000
132	139	2 (V)	BS	553.390	20414.231	5967910.000
133	138	1 (V)	BS	486.000	56086.943	7589340.000
134	194	2 (V)	BS	23.220	3.098	538115.000
135	81	1 (V)	BS	302.300	8838.898	2724168.000
136	143	1 (V)	BS	1242.990	92338.122	4779630.000
137	193	1 (V)	BS	23.220	2.169	1044650.000
138	142	2 (V)	BS	351.000	4814.327	3414270.000
139	146	1 (V)	BS	514.500	64391.037	8474400.000
140	128	1 (V)	BS	4208.450	1128346.282	1998300.000
140	129	1 (V)	BS	1027.450	97824.300	3197540.000
140	152	1 (V)	BS	184.290	4917.552	5073240.000
141	135	1 (V)	BS	302.310	11644.828	4082840.000
143	147	2 (V)	BS	1125.540	190765.831	4371160.000
144	134	2 (V)	BS	109.620	1077.250	8612070.000
145	144	1 (V)	BS	131.690	903.969	1832580.000
146	141	1 (V)	BS	472.410	37483.621	5844600.000
147	56	2 (V)	BS	947.470	82539.788	7799160.000
147	149	1 (V)	BS	86.400	259.408	1221720.000
148	145	2 (V)	BS	237.160	4886.293	3054300.000
150	151	1 (V)	BS	112.810	1105.584	2963730.000
150	154	1 (V)	BS	248.380	6788.788	3851520.000
152	131	1 (V)	BS	117.230	1910.267	4886880.000
153	133	1 (V)	BS	572.400	51235.194	5376980.000
153	155	1 (V)	BS	1398.780	124651.321	2149250.000
154	137	1 (V)	BS	32.380	176.099	5904980.000
155	136	1 (V)	BS	1336.940	94498.321	4712650.000
156	132	1 (V)	BS	688.390	85081.703	6312220.000
157	123	2 (V)	BS	274.150	2418.672	8762540.000
157	170	1 (V)	BS	105.660	821.165	1961462.000
158	160	2 (V)	BS	699.250	25850.277	5109450.000
159	179	2 (V)	BS	1008.710	28066.375	2074930.000
159	180	2 (V)	BS	558.440	17921.133	5415730.000
160	171	1 (V)	BS	403.050	8961.929	5331600.000
160	184	1 (V)	BS	237.980	11808.339	7313060.000

161	182	1 (V)	BS	284.740	2143.222	7839540.000
162	183	1 (V)	BS	71.010	759.308	5294120.000
167	175	1 (V)	BS	186.510	6245.559	6312220.000
168	161	2 (V)	BS	500.740	12103.648	4630630.000
169	165	1 (V)	BS	41.390	31.503	5439710.000
17	16	1 (V)	BS	0.010	0.000	6515840.000
170	162	1 (V)	BS	82.440	865.972	4160480.000
171	187	1 (V)	BS	372.820	20125.366	5073240.000
172	164	1 (V)	BS	18.060	28.490	8415810.000
173	169	2 (V)	BS	128.350	378.673	2221500.000
174	166	2 (V)	BS	171.170	2087.803	5989550.000
175	178	2 (V)	BS	131.680	717.438	3757180.000
176	168	1 (V)	BS	523.960	177127.842	16279512.000
178	159	3 (V)	BS	1711.000	356061.230	6369640.000
178	172	1 (V)	BS	131.670	1235.401	6765890.000
179	173	2 (V)	BS	263.350	4304.303	5152730.000
179	176	1 (V)	BS	658.960	37723.740	2390120.000
180	174	2 (V)	BS	251.310	4210.076	6425090.000
180	177	2 (V)	BS	216.000	1715.931	3537140.000
181	185	2 (V)	BS	91.100	1201.661	4913660.000
182	181	2 (V)	BS	149.740	463.864	1788020.000
183	186	2 (V)	BS	0.010	0.000	2665800.000
184	163	2 (V)	BS	142.020	1159.075	5553750.000
187	167	1 (V)	BS	186.520	5037.281	5090500.000
188	192	1 (V)	BS	2111.080	165194.175	916736.000
188	197	1 (V)	BS	46.440	374.724	4297200.000
189	158	3 (V)	BS	702.170	56666.575	32003520.000
189	188	2 (V)	BS	2157.520	213999.165	4141100.000
189	190	2 (V)	BS	169.520	1697.647	4480949.000
19	50	2 (V)	BS	913.800	116069.716	4041560.000
190	196	3 (V)	BS	23.230	3.721	485310.000
192	114	2 (V)	BS	2087.860	70141.203	1218630.000
196	198	2 (V)	BS	23.220	11.774	5498430.000
197	195	3 (V)	BS	23.220	6.197	2812200.000
198	191	3 (V)	BS	23.220	2.479	1124880.000
199	157	2 (V)	BS	379.820	5013.168	919820.000
199	200	3 (V)	BS	58.050	7.746	683200.000
2	6	1 (V)	BS	270.000	2379.514	3154530.000
2	8	2 (V)	BS	124.840	143.298	888600.000
20	46	1 (V)	BS	242.180	7812.855	4260600.000
20	49	2 (V)	BS	982.920	22207.965	2100740.000
20	107	2 (V)	BS	42.100	287.427	5399460.000
200	20	2 (V)	BS	1388.760	240158.649	3368600.000
201	91	2 (V)	BS	4279.610	4479426.731	21136968.000
201	122	3 (V)	BS	0.020	0.000	1968540.000
201	189	3 (V)	BS	3029.210	632779.558	16873200.000
202	69	2 (V)	BS	2325.280	219986.586	3195389.000
202	89	2 (V)	BS	140.810	774.798	3103710.000
202	140	2 (V)	BS	5480.920	2140627.213	5532340.000
21	52	3 (V)	BS	540.000	18577.428	2222560.000
22	27	1 (V)	BS	1624.600	290436.953	3834260.000
23	28	1 (V)	BS	220.130	7296.880	5294120.000
24	34	1 (V)	BS	216.000	9457.600	7066290.000
25	29	2 (V)	BS	270.000	6333.214	3054300.000
26	30	1 (V)	BS	86.400	1210.573	5675470.000
27	35	1 (V)	BS	1624.170	75795.846	8514110.000
28	33	2 (V)	BS	133.730	1294.913	6971835.000
3	11	1 (V)	BS	165.160	3633.649	4144140.000
31	43	1 (V)	BS	302.400	37073.790	14158470.000
32	19	2 (V)	BS	927.300	89643.416	2983720.000
32	21	2 (V)	BS	756.000	7882.560	4099200.000
32	54	2 (V)	BS	1757.870	42618.404	4099200.000
35	44	3 (V)	BS	1489.170	91755.791	12271710.000
36	31	2 (V)	BS	388.800	10076.807	6425090.000
4	17	1 (V)	BS	86.410	1448.699	6804010.000
40	37	3 (V)	BS	0.010	0.000	9718340.000
41	36	1 (V)	BS	475.200	24195.242	3741080.000

42	40	2 (V)	BS	135.010	3378.215	6515840.000
43	24	2 (V)	BS	302.400	7357.056	7757990.000
44	48	2 (V)	BS	1354.170	50582.471	2648540.000
45	41	2 (V)	BS	552.820	4917.427	1537790.000
46	39	1 (V)	BS	107.180	330.073	8540000.000
47	42	1(V)	BS	198.640	997.697	7497940.000
48	20	2 (V)	BS	1267.760	136693.617	7736510.000
48	38	2 (V)	BS	0.010	0.000	5297080.000
49	45	2 (V)	BS	687.820	27400.278	2036200.000
49	47	1 (V)	BS	295.100	10087.273	4072400.000
5	4	1 (V)	BS	86.420	115.879	4585710.000
50	51	1 (V)	BS	472.000	24515.625	3868780.000
50	53	1 (V)	BS	306.800	8177.251	3054300.000
51	55	3 (V)	BS	337.000	4176.882	10931200.000
52	25	1 (V)	BS	405.000	26124.508	5565030.000
53	23	1 (V)	BS	306.530	2159.824	6832000.000
54	22	2 (V)	BS	1711.000	356061.230	4276020.000
55	26	3 (V)	BS	202.000	1219.322	8881600.000
56	74	2 (V)	BS	640.510	77697.126	5326508.000
56	148	2 (V)	BS	293.460	3761.178	3556670.000
57	59	2 (V)	BS	67.130	31.076	666450.000
58	68	1 (V)	BS	488.360	8011.494	1180996.000
59	60	2 (V)	BS	67.120	124.268	2639910.000
6	5	1 (V)	BS	213.250	2897.184	2213930.000
63	61	2 (V)	BS	232.850	5181.337	3359730.000
64	70	2 (V)	BS	324.890	4731.292	4314665.000
65	67	1 (V)	BS	1583.690	261467.809	3596120.000
66	63	2 (V)	BS	319.250	2881.637	2701377.000
66	88	1 (V)	BS	711.280	86438.771	4316150.000
67	66	2 (V)	BS	1116.930	67676.258	5225480.000
67	84	3 (V)	BS	81.270	60.729	2612894.000
67	92	2 (V)	BS	271.760	9837.942	3863812.000
68	64	2 (V)	BS	430.800	9136.412	1713510.000
69	58	2 (V)	BS	543.820	9993.097	3265605.000
69	65	2 (V)	BS	1718.120	118745.581	3887625.000
7	18	2 (V)	BS	32.620	36.976	1204460.000
70	62	1 (V)	BS	135.000	654.432	1262444.000
71	72	2 (V)	BS	236.770	3479.281	5260530.000
72	76	2 (V)	BS	193.980	1816.375	3768050.000
74	80	2 (V)	BS	586.510	18186.583	4932610.000
75	71	3 (V)	BS	370.500	2366.520	5124000.000
76	77	2 (V)	BS	139.150	1570.001	2850680.000
77	78	2 (V)	BS	90.500	56.479	2049600.000
8	7	2 (V)	BS	124.830	2346.479	5121520.000
80	75	2 (V)	BS	370.510	4575.518	3035705.000
81	73	1 (V)	BS	132.430	171.330	2411930.000
81	79	2 (V)	BS	146.650	988.705	4425740.000
83	32	2 (V)	BS	3491.570	322263.982	2494315.000
83	103	2 (V)	BS	302.400	4204.032	3683920.000
83	108	2 (V)	BS	24.180	17.471	2499780.000
83	117	2 (V)	BS	0.010	0.000	2353050.000
84	90	2 (V)	BS	23.220	41.519	5854855.000
85	10	1 (V)	BS	135.000	1266.643	2292490.000
86	102	1 (V)	BS	3961.520	1454283.451	2585080.000
87	9	1 (V)	BS	664.840	95999.931	5889030.000
88	87	1 (V)	BS	688.060	60322.687	3151280.000
89	82	2 (V)	BS	135.000	3493.823	5980742.000
9	2	1 (V)	BS	529.840	47964.163	5980900.000
91	1	2 (V)	BS	294.870	18647.269	18974661.000
91	86	1 (V)	BS	3984.740	404629.953	630256.000
92	85	2 (V)	BS	248.540	4614.752	5900085.000
93	97	1 (V)	BS	931.550	55285.393	1907730.000
93	112	1 (V)	BS	42.450	18.640	2621550.000
94	105	2 (V)	BS	1215.050	78052.813	3901850.000
94	199	2 (V)	BS	437.870	3525.760	4706520.000
95	100	3 (V)	BS	652.800	14203.675	8651320.000
96	116	2 (V)	BS	781.730	7725.893	3602320.000

97	115	1 (V)	BS	860.540	72911.565	3073370.000
98	120	2 (V)	BS	362.240	3468.671	1963855.000
99	101	1 (V)	BS	548.060	26094.732	2752400.000
62	60	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6074080.000
1	16	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4886880.000
14	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			8816130.000
9	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3257920.000
30	39	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6442350.000
33	46	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			16226000.000
19	43	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			888600.000
34	37	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4479640.000
38	29	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6811200.000
61	57	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7152916.000
72	79	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3520040.000
78	82	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			10661440.000
82	78	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2701377.000
119	93	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			33650860.000
112	113	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7173600.000
93	118	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6300000.000
121	117	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			11873200.000
128	159	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			14286560.000
104	107	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2733570.000
108	107	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2736980.000
56	146	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7496280.000
135	131	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			12737620.000
56	124	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4229690.000
199	118	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4094880.000
163	164	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3074400.000
185	165	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3257920.000
158	183	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			13350640.000
186	166	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6304330.000
142	149	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			8119100.000
148	137	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7109440.000
126	177	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5954240.000
182	191	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3741320.000
154	194	3 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3337530.000

-2

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....=	38.669 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....=	3.979 kW
HORAS INTERRUMPIDAS.....=	33.734 h

V.- RESULTADOS DE LA OPTIMIZACION MULTITAPAS

A continuación se muestran los resultados obtenidos en la ejecución del algoritmo multitapa para la red propuesta en [Gönen and Rosado, 1986].

- Datos generales:

Tipo De Conductor: (1) 56(La) (Aéreo)
Tipo De Conductor: (2) 110(La) (Aéreo)
Población = 500
Generaciones Ejecutadas = 200
Tasa De Cruce = 0.300
Tasa De Mutación = 0.050
Factor De Mutación = 10
Eliminación De Ramas Con Flujo Nulo

IV.1. Red: Etapa 1

Sumideros = 10
Subestaciones = 2
Rutas Posibles = 12
Tiempo De Calculo: 31.6 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 46067344.629080
Coste fijo de las líneas construidas = 80100000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L) = 40000000.000000
Valor de la función objetivo = 166167344.629080

Línea...Tipo... Estado Flujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	2 (V)	BS	1388.640	458924.991	4200000.000
2	3	2 (V)	BS	4140.000	6798479.592	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	4920.000	8161317.005	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1560.000	1061825.126	2750000.000
9	4	2 (V)	BS	248.640	14713.106	4200000.000
6	5	2 (V)	BS	280.000	37317.146	8400000.000
B	6	2 (V)	BS	1450.000	1125850.925	9450000.000
8	7	2 (V)	BS	4111.360	6704742.891	7000000.000
B	8	2 (V)	BS	4831.360	8795763.022	6650000.000
1	5	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000
7	4	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 10123.227 kWh
POTENCIA INTERRUPTIDA.....= 2909.854 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas =
48089481.475927
Coste fijo de las líneas construidas =
59300000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L) = 40000000.000000
Valor de la función objetivo =
147389481.475927

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	BS	5190.000	11752723.445	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	1140.000	618588.817	3000000.000
2	3	2 (V)	BS	4140.000	6798479.592	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	4920.000	8161317.005	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1560.000	1061825.126	2750000.000
7	4	1 (V)	BS	320.000	105604.985	6500000.000
6	5	1 (V)	BS	280.000	74634.293	6000000.000
B	6	1 (V)	BS	1450.000	2251701.850	6750000.000
8	7	2 (V)	BS	4360.000	7540221.339	7000000.000
B	8	2 (V)	BS	5080.000	9724385.024	6650000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 21050.591 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 6101.185 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas =
 48089481.475927
 Coste fijo de las líneas construidas =
 67800000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L) = 40000000.000000
 Valor de la función objetivo =
 155889481.475927

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	BS	5190.000	11752723.445	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	1140.000	618588.817	3000000.000
2	3	2 (V)	BS	4140.000	6798479.592	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	4920.000	8161317.005	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1560.000	1061825.126	2750000.000
7	4	1 (V)	BS	320.000	105604.985	6500000.000
6	5	1 (V)	BS	280.000	74634.293	6000000.000
B	6	1 (V)	BS	1450.000	2251701.850	6750000.000
8	7	2 (V)	BS	4360.000	7540221.339	7000000.000
B	8	2 (V)	BS	5080.000	9724385.024	6650000.000
1	5	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 14600.096 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 4221.731 kW

IV.2. Red: Etapa 2

Sumideros = 11
 Subestaciones = 2
 Rutas Posibles = 13
 Tiempos De Calculo: 39.5 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 57141793.004094
 Coste fijo de las líneas construidas = 80250000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 40000000.000000
 Valor de la función objetivo = 177391793.004094

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	2 (V)	BS	1600.000	609259.531	4200000.000
2	3	2 (V)	BS	4530.000	8139683.532	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	5390.000	9795070.633	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1700.000	1260960.969	2750000.000
9	4	2 (V)	BS	350.000	29154.021	4200000.000
6	5	2 (V)	BS	901.360	386713.136	8400000.000

B	6	2 (V)	BS	2181.360	2548000.886	9450000.000
8	7	2 (V)	BS	4760.000	8987212.724	7000000.000
7	11	1 (V)	BS	1670.000	1216849.151	2750000.000
B	8	2 (V)	BS	5430.000	11110519.871	6650000.000
5	1	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
4	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6500000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 18082.188 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 5204.151 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas	=	60867504.119537
Coste fijo de las líneas construidas	=	64050000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)=		40000000.000000
Valor de la función objetivo	=	164917504.119537

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	1600.000	1218519.062	3000000.000
5	1	1 (V)	BS	591.360	305167.084	5500000.000
2	3	2 (V)	BS	4530.000	8139683.532	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	5390.000	9795070.633	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1700.000	1260960.969	2750000.000
9	4	1 (V)	BS	350.000	58308.041	3000000.000
6	5	1 (V)	BS	901.360	773426.272	6000000.000
B	6	1 (V)	BS	2181.360	5096001.773	6750000.000
8	7	2 (V)	BS	4760.000	8987212.724	7000000.000
7	11	1 (V)	BS	1670.000	1216849.151	2750000.000
B	8	2 (V)	BS	5430.000	11110519.871	6650000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 22893.916 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 6698.208 kW

- Mejor polución mallada:

Coste variable de las líneas	=	60867504.119537
Coste fijo de las líneas construidas	=	70550000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)=		40000000.000000
Valor de la función objetivo	=	171417504.119537

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	1600.000	1218519.062	3000000.000
2	3	2 (V)	BS	4530.000	8139683.532	7000000.000
A	2	2 (V)	BS	5390.000	9795070.633	5950000.000
3	10	1 (V)	BS	1700.000	1260960.969	2750000.000
9	4	1 (V)	BS	350.000	58308.041	3000000.000
6	5	1 (V)	BS	901.360	773426.272	6000000.000
B	6	1 (V)	BS	2181.360	5096001.773	6750000.000
8	7	2 (V)	BS	4760.000	8987212.724	7000000.000
7	11	1 (V)	BS	1670.000	1216849.151	2750000.000
B	8	2 (V)	BS	5430.000	11110519.871	6650000.000
5	1	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
4	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			6500000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 20880.299 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 6122.034 kW

IV.3. Red: Etapa 3

Sumideros = 13
 Subestaciones = 3
 Rutas Posibles = 19
 Tiempos De Calculo: 66.5 Segundos

Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 29601675.889216
 Coste fijo de las líneas construidas = 87350000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 60000000.000000
 Valor de la función objetivo = 176951675.889216

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	588.640	164927.055	3000000.000
2	12	1 (V)	BS	880.000	337885.181	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1580.000	1683349.178	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3090.000	2272371.455	4200000.000
7	4	1 (V)	BS	821.360	695747.352	6500000.000
6	5	1 (V)	BS	340.000	110047.503	6000000.000
6	13	1 (V)	BS	1120.000	597074.340	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2510.000	3373590.208	9450000.000
C	7	2 (V)	BS	4201.360	3150673.661	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	730.000	422753.130	5000000.000
C	10	1 (V)	BS	1860.000	1783940.465	3250000.000
C	11	1 (V)	BS	1780.000	2010810.310	4000000.000
1	5	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
2	3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
3	10	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3850000.000
4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
7	8	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
7	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 495.230 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 165.077 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas = 32655527.458907
 Coste fijo de las líneas construidas = 59050000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 60000000.000000
 Valor de la función objetivo = 151705527.458907

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

A	1	2 (V)	BS	5190.000	11752723.445	7700000.000
1	5	1 (V)	BS	340.000	100876.878	5500000.000
1	9	1 (V)	BS	588.640	164927.055	3000000.000
2	12	1 (V)	BS	880.000	337885.181	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1580.000	1683349.178	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3090.000	2272371.455	4200000.000
7	4	1 (V)	BS	1410.000	2050324.915	6500000.000
6	13	1 (V)	BS	1120.000	597074.340	3000000.000
B	6	1 (V)	BS	2170.000	5043062.469	6750000.000
C	7	2 (V)	BS	4790.000	4095384.258	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	730.000	422753.130	5000000.000
C	10	1 (V)	BS	1860.000	1783940.465	3250000.000
C	11	1 (V)	BS	1780.000	2010810.310	4000000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 13025.759 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 3958.622 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas = 28664133.807352
 Coste fijo de las líneas construidas = 90250000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 70000000.000000
 Valor de la función objetivo = 188914133.807352

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo
A 1	2 (V)	BS	4850.000	10263306.018	7700000.000
2 12	1 (V)	BS	880.000	337885.181	2750000.000
A 2	2 (V)	BS	1580.000	841674.589	5950000.000
C 3	2 (V)	BS	3090.000	2272371.455	4200000.000
7 4	1 (V)	BS	1410.000	2050324.915	6500000.000
6 5	1 (V)	BS	340.000	110047.503	6000000.000
6 13	1 (V)	BS	1120.000	597074.340	3000000.000
B 6	2 (V)	BS	2510.000	3373590.208	9450000.000
C 7	2 (V)	BS	4790.000	4095384.258	3150000.000
B 8	1 (V)	BS	730.000	422753.130	5000000.000
C 10	1 (V)	BS	1860.000	1783940.465	3250000.000
C 11	1 (V)	BS	1780.000	2010810.310	4000000.000
1 5	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
1 9	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
2 3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
3 10	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3850000.000
4 9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
7 8	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
7 11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 495.230 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 165.077 kW

IV.4. Red: Etapa 4

Sumideros = 16
 Subestaciones = 3
 Rutas Posibles = 24
 Tiempos De Calculo: 80.5 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 52719775.229493
 Coste fijo de las líneas construidas = 108200000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 60000000.000000
 Valor de la función objetivo = 220919775.229493

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo
1 14	1 (V)	BS	3050.000	4427841.238	3000000.000
A 1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2 12	1 (V)	BS	930.000	377372.021	2750000.000
A 2	2 (V)	BS	1700.000	974378.931	5950000.000
C 3	1 (V)	BS	3380.000	5437831.706	3000000.000
7 4	1 (V)	BS	1530.000	2414167.091	6500000.000
4 9	2 (V)	BS	1120.000	298537.170	4200000.000
6 5	1 (V)	BS	1431.360	1950383.933	6000000.000
6 13	1 (V)	BS	1150.000	629488.851	3000000.000
B 6	2 (V)	BS	3501.360	6564753.395	9450000.000
C 7	2 (V)	BS	5230.000	4882328.619	3150000.000
B 8	1 (V)	BS	600.000	285590.405	5000000.000
C 10	2 (V)	BS	2040.000	1072963.152	4550000.000
C 11	1 (V)	BS	1910.000	2315249.681	4000000.000
17 15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
18 17	2 (V)	BS	3780.000	5950918.668	7350000.000

4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	3000000.000
2	3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5000000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	2750000.000
4	15	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5600000.000
7	8	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5000000.000
7	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 1479.739 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 484.625 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas	=	50132818.009898
Coste fijo de las líneas construidas	=	82300000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)	=	60000000.000000
Valor de la función objetivo	=	192432818.009898

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

1	14	2 (V)	BS	3050.000	2213920.619	4200000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
1	9	1 (V)	BS	588.640	164927.055	3000000.000
2	12	1 (V)	BS	930.000	377372.021	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1700.000	1948757.861	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3380.000	2718915.853	4200000.000
7	4	1 (V)	BS	1530.000	2414167.091	6500000.000
6	5	1 (V)	BS	1431.360	1950383.933	6000000.000
6	13	1 (V)	BS	1150.000	629488.851	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	3501.360	6564753.395	9450000.000
C	7	2 (V)	BS	5230.000	4882328.619	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	600.000	285590.405	5000000.000
C	10	1 (V)	BS	2040.000	2145926.304	3250000.000
C	11	1 (V)	BS	1910.000	2315249.681	4000000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3780.000	5950918.668	7350000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 20942.635 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 6241.030 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas	=	52719775.229493
Coste fijo de las líneas construidas	=	108200000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)	=	60000000.000000
Valor de la función objetivo	=	220919775.229493

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

1	14	1 (V)	BS	3050.000	4427841.238	3000000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	930.000	377372.021	2750000.000
A	2	2 (V)	BS	1700.000	974378.931	5950000.000
C	3	1 (V)	BS	3380.000	5437831.706	3000000.000
7	4	1 (V)	BS	1530.000	2414167.091	6500000.000
4	9	2 (V)	BS	1120.000	298537.170	4200000.000
6	5	1 (V)	BS	1431.360	1950383.933	6000000.000
6	13	1 (V)	BS	1150.000	629488.851	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	3501.360	6564753.395	9450000.000
C	7	2 (V)	BS	5230.000	4882328.619	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	600.000	285590.405	5000000.000
C	10	2 (V)	BS	2040.000	1072963.152	4550000.000
C	11	1 (V)	BS	1910.000	2315249.681	4000000.000
C	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	16	2 (V)	BS	3780.000	5950918.668	7350000.000

4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	3000000.000
2	3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5000000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	2750000.000
4	15	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5600000.000
7	8	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	5000000.000
7	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA	2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 1479.739 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 484.625 kW

IV.5. Red: Etapa 5

Sumideros= 18
 Subestaciones= 3
 Rutas Posibles= 28
 Tiempos De Calculo: 126.0 Segundos

Mejor solución:

Coste variable de las líneas	=	63857858.619172
Coste fijo de las líneas construidas	=	129200000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)=	=	60000000.000000
Valor de la función objetivo	=	253057858.619172

Línea...Tipo...EstadoFlujo(kVA)..... Coste var. Coste fijo

9	1	2 (V)	BS	2751.360	1801595.152	4200000.000
1	14	2 (V)	BS	4410.000	4628492.297	4200000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	990.000	427635.933	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1830.000	2258199.032	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	4832.720	5558346.715	4200000.000
4	9	2 (V)	BS	3981.360	3772465.390	4200000.000
16	4	2 (V)	BS	4321.360	4814657.164	4550000.000
6	5	2 (V)	BS	330.000	51834.659	8400000.000
6	13	1 (V)	BS	1180.000	662760.133	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2510.000	3373590.208	9450000.000
C	7	2 (V)	BS	4050.000	2927747.887	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	650.000	335172.073	5000000.000
C	10	2 (V)	LS	5438.640	7626145.687	4550000.000
10	16	2 (V)	BS	3208.640	1633477.263	2800000.000
C	11	2 (V)	BS	2050.000	1333548.530	5600000.000
14	18	1 (V)	BS	1890.000	1416885.397	2500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3820.000	6077530.414	7350000.000
1	5	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000
2	3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
3	16	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000
6	17	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000
7	8	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7000000.000
7	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 3132.932 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 939.952 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas	=	66246059.053198
Coste fijo de las líneas construidas	=	89850000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)=	=	60000000.000000

Valor de la función objetivo = 216096059.053198

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo
9	1	2 (V)	BS	2751.360	1801595.152
1	14	2 (V)	BS	4410.000	4628492.297
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009
2	12	1 (V)	BS	990.000	427635.933
A	2	1 (V)	BS	1830.000	2258199.032
C	3	2 (V)	BS	4832.720	5558346.715
4	9	2 (V)	BS	3981.360	3772465.390
6	5	1 (V)	BS	330.000	103669.317
6	13	1 (V)	BS	1180.000	662760.133
B	6	2 (V)	BS	2510.000	3373590.208
C	7	2 (V)	BS	4050.000	2927747.887
B	8	1 (V)	BS	650.000	335172.073
C	10	2 (V)	LS	5438.640	7626145.687
10	16	2 (V)	BS	3208.640	1633477.263
C	11	1 (V)	BS	2050.000	2667097.060
14	18	1 (V)	BS	1890.000	1416885.397
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432
B	17	2 (V)	BS	3820.000	6077530.414

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 29472.774 kWh

POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 8597.102 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas = 64693089.828146

Coste fijo de las líneas construidas = 138350000.000000

Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 60000000.000000

Valor de la función objetivo = 263043089.828146

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo
9	1	2 (V)	BS	2751.360	1801595.152
1	14	2 (V)	BS	4410.000	4628492.297
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009
2	12	1 (V)	BS	990.000	427635.933
A	2	1 (V)	BS	1830.000	2258199.032
C	3	2 (V)	BS	4832.720	5558346.715
4	9	2 (V)	BS	3981.360	3772465.390
6	5	2 (V)	BS	330.000	51834.659
6	13	1 (V)	BS	1180.000	662760.133
B	6	2 (V)	BS	2510.000	3373590.208
C	7	2 (V)	BS	4050.000	2927747.887
B	8	2 (V)	BS	650.000	167586.036
C	10	2 (V)	LS	5438.640	7626145.687
10	16	2 (V)	BS	3208.640	1633477.263
C	11	2 (V)	BS	2050.000	1333548.530
14	18	1 (V)	BS	1890.000	1416885.397
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432
B	17	2 (V)	BS	3820.000	6077530.414
1	5	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA		7700000.000
2	3	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA		5000000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA		2750000.000
4	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA		6500000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA		4000000.000
6	17	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA		7700000.000
7	8	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA		5000000.000
7	11	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA		3850000.000
16	4	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA		4550000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 3132.932 kWh

POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 939.952 kW

IV.6. Red: Etapa 6

Sumideros = 19
 Subestaciones = 4
 Rutas Posibles = 32
 Tiempos De Calculo: 111.4 Segundos

-Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 56404561.503175
 Coste fijo de las líneas construidas = 125350000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 261754561.503175

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	1 (V)	BS	1350.000	867480.855	3000000.000
A	1	1 (V)	LS	3412.140	10159854.319	5500000.000
2	12	1 (V)	BS	1050.000	481041.339	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1970.000	2616932.313	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3040.000	2199426.906	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	370.000	70592.395	3250000.000
D	5	2 (V)	BS	2427.860	818326.170	2450000.000
6	13	1 (V)	BS	1220.000	708454.598	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2320.000	2882178.368	9450000.000
11	7	2 (V)	BS	1202.140	315270.911	3850000.000
7	19	1 (V)	BS	1450.000	1000756.378	3000000.000
C	7	1 (V)	LS	3412.140	4156304.040	2250000.000
B	8	1 (V)	BS	885.720	622349.026	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1360.000	586920.015	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3190.000	2623649.637	4550000.000
C	11	1 (V)	LS	3412.140	7388984.959	4000000.000
18	14	2 (V)	BS	2660.000	1403280.187	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3860.000	6205474.915	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4600.000	6294888.511	5250000.000
5	1	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
1	14	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
2	3	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7000000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	9	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000
6	17	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
8	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
15	19	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5600000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 560.990 kWh
 POTENCIA INTERRUPTIDA.....= 186.997 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas = 51863618.176641
 Coste fijo de las líneas construidas = 78250000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 210113618.176641

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
A	1	2 (V)	BS	4130.000	7442243.997	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1050.000	481041.339	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1970.000	2616932.313	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3040.000	2199426.906	4200000.000
4	9	1 (V)	BS	1350.000	867480.855	3000000.000
16	4	1 (V)	BS	1720.000	1525497.015	3250000.000

D	5	1 (V)	BS	360.000	35984.391	1750000.000
6	13	1 (V)	BS	1220.000	708454.598	3000000.000
B	6	1 (V)	BS	2320.000	5764356.735	6750000.000
7	19	1 (V)	BS	1450.000	1000756.378	3000000.000
C	7	2 (V)	BS	4780.000	4078302.382	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	720.000	411250.183	5000000.000
10	16	2 (V)	BS	2710.000	1165224.719	2800000.000
C	10	2 (V)	BS	4540.000	5314178.993	4550000.000
C	11	1 (V)	BS	2210.000	3099671.327	4000000.000
18	14	2 (V)	BS	2660.000	1403280.187	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3860.000	6205474.915	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4600.000	6294888.511	5250000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 23067.741 kWh

POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 6845.783 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas	=	53835300.261390
Coste fijo de las líneas construidas	=	119450000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)=		80000000.000000
Valor de la función objetivo	=	253285300.261390

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	2 (V)	BS	1350.000	433740.428	4200000.000
A	1	1 (V)	LS	3412.140	10159854.319	5500000.000
2	12	1 (V)	BS	1050.000	481041.339	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	1970.000	2616932.313	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3040.000	2199426.906	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	370.000	70592.395	3250000.000
D	5	2 (V)	BS	2427.860	818326.170	2450000.000
6	13	1 (V)	BS	1220.000	708454.598	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2320.000	2882178.368	9450000.000
7	8	1 (V)	BS	720.000	411250.183	5000000.000
7	19	1 (V)	BS	1450.000	1000756.378	3000000.000
C	7	2 (V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
10	16	1 (V)	BS	1360.000	586920.015	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3190.000	2623649.637	4550000.000
C	11	1 (V)	BS	2271.360	3274183.724	4000000.000
18	14	1 (V)	BS	2660.000	2806560.375	2500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3860.000	6205474.915	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4600.000	6294888.511	5250000.000
1	14	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	9	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000
6	17	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
8	B	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5000000.000
15	19	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5600000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 1278.346 kWh

POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 426.115 kW

IV.7. Red: Etapa 7

Sumideros = 20
 Subestaciones = 4
 Rutas Posibles = 33
 Tiempos De Calculo: 126.8 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 61410428.195204
 Coste fijo de las líneas construidas = 104300000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 245710428.195204

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	1 (V)	BS	1470.000	1028553.844	3000000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1130.000	557135.315	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	2140.000	3088073.184	4250000.000
C	3	1 (V)	BS	3330.000	5278139.071	3000000.000
16	4	1 (V)	BS	410.000	86680.654	3250000.000
D	5	1 (V)	BS	941.360	246048.452	1750000.000
6	13	1 (V)	BS	1260.000	755672.212	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2460.000	3240522.928	9450000.000
7	19	1 (V)	BS	1550.000	1143551.580	3000000.000
C	7	2 (V)	BS	5190.000	4807932.318	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	780.000	482647.785	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1460.000	676405.008	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3460.000	3086573.834	4550000.000
C	11	1 (V)	BS	2380.000	3594885.090	4000000.000
18	14	1 (V)	BS	2810.000	3132014.441	2500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3910.000	6367279.729	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4800.000	6854169.721	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
5	1	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
1	14	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000
6	17	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 7982.590 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 2460.433 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas = 56548538.377855
 Coste fijo de las líneas construidas = 85700000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 222248538.377855

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
A	1	2 (V)	BS	4520.000	8914165.045	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1130.000	557135.315	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	2140.000	3088073.184	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3330.000	2639069.535	4200000.000
4	9	1 (V)	BS	1470.000	1028553.844	3000000.000
16	4	1 (V)	BS	1880.000	1822511.036	3250000.000
D	5	1 (V)	BS	390.000	42231.681	1750000.000
6	13	1 (V)	BS	1260.000	755672.212	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2460.000	3240522.928	9450000.000

7	19	1 (V)	BS	1550.000	1143551.580	3000000.000
C	7	2 (V)	BS	5190.000	4807932.318	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	780.000	482647.785	5000000.000
10	16	2 (V)	BS	2930.000	1362091.705	2800000.000
C	10	2 (V)	BS	4930.000	6266402.852	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	2380.000	1797442.545	5600000.000
18	14	2 (V)	BS	2810.000	1566007.220	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3910.000	6367279.729	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4800.000	6854169.721	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 28095.957 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 8193.044 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas = 62908963.637352
 Coste fijo de las líneas construidas = 102350000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 245258963.637352

Línea...	Tipo...	EstadoFlujo(kVA).....	Coste var. Coste fijo	
1	9	1 (V)	BS	1470.000	1028553.844	3000000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1130.000	557135.315	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	2140.000	3088073.184	4250000.000
C	3	1 (V)	BS	3330.000	5278139.071	3000000.000
16	4	2 (V)	BS	410.000	43340.327	4550000.000
D	5	1 (V)	BS	941.360	246048.452	1750000.000
6	13	1 (V)	BS	1260.000	755672.212	3000000.000
B	6	1 (V)	BS	2460.000	6481045.857	6750000.000
7	19	1 (V)	BS	1550.000	1143551.580	3000000.000
C	7	2 (V)	BS	5190.000	4807932.318	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	780.000	482647.785	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1460.000	676405.008	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3460.000	3086573.834	4550000.000
C	11	1 (V)	BS	2380.000	3594885.090	4000000.000
18	14	2 (V)	BS	2810.000	1566007.220	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3910.000	6367279.729	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	4800.000	6854169.721	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
1	14	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000
7	11	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 8506.260 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 2673.744 kW

IV.8. Red: Etapa 8

Sumideros = 20
 Subestaciones = 4
 Rutas Posibles = 33
 Tiempos De Calculo: 132.5 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 66216699.783428
 Coste fijo de las líneas construidas = 102100000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 248316699.783428

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	1(V)	BS	1610.000	1233798.148	3000000.000
A	1	2(V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1(V)	BS	1200.000	628298.891	2750000.000
A	2	1(V)	BS	2310.000	3598189.212	4250000.000
C	3	2(V)	BS	3640.000	3153298.859	4200000.000
16	4	1(V)	BS	450.000	104418.992	3250000.000
D	5	2(V)	BS	1551.360	334121.436	2450000.000
6	13	1(V)	BS	1310.000	816836.157	3000000.000
B	6	1(V)	BS	2630.000	7407751.023	6750000.000
7	19	1(V)	BS	1670.000	1327471.801	3000000.000
C	7	2(V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
B	8	1(V)	BS	860.000	586729.621	5000000.000
10	16	1(V)	BS	1580.000	792164.319	2000000.000
C	10	2(V)	BS	3770.000	3664436.270	4550000.000
C	11	2(V)	BS	2791.360	2472480.098	5600000.000
18	14	1(V)	BS	2970.000	3498839.450	2500000.000
17	15	1(V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2(V)	BS	3970.000	6564194.313	7350000.000
D	18	2(V)	BS	5010.000	7467028.881	5250000.000
D	20	2(V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
5	1	2(V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000
3	10	1(V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	9	1(V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	15	1(V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 12478.267 kWh
 POTENCIA INTERRUPTIDA.....= 3777.853 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas = 61646174.136607
 Coste fijo de las líneas construidas = 93150000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 234796174.136607

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	1(V)	BS	1610.000	1233798.148	3000000.000
A	1	2(V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1(V)	BS	1200.000	628298.891	2750000.000
A	2	1(V)	BS	2310.000	3598189.212	4250000.000
C	3	2(V)	BS	3640.000	3153298.859	4200000.000
16	4	1(V)	BS	450.000	104418.992	3250000.000
D	5	1(V)	BS	1551.360	668242.872	1750000.000
6	13	1(V)	BS	1310.000	816836.157	3000000.000
B	6	2(V)	BS	2630.000	3703875.511	9450000.000
11	7	1(V)	BS	211.360	19491.686	2750000.000
7	19	1(V)	BS	1670.000	1327471.801	3000000.000
C	7	2(V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000

B	8	1 (V)	BS	860.000	586729.621	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1580.000	792164.319	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3770.000	3664436.270	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	2791.360	2472480.098	5600000.000
18	14	2 (V)	BS	2970.000	1749419.725	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3970.000	6564194.313	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	5010.000	7467028.881	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 26431.276 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 7756.338 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas = 66216699.783428
Coste fijo de las líneas construidas = 102100000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
Valor de la función objetivo = 248316699.783428

Línea...	Tipo...	EstadoFlujo(kVA).....	Coste var.	Coste fijo
1	9	1 (V)	BS	1610.000	1233798.148	3000000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1200.000	628298.891	2750000.000
A	2	1 (V)	BS	2310.000	3598189.212	4250000.000
C	3	2 (V)	BS	3640.000	3153298.859	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	450.000	104418.992	3250000.000
D	5	2 (V)	BS	1551.360	334121.436	2450000.000
6	13	1 (V)	BS	1310.000	816836.157	3000000.000
B	6	1 (V)	BS	2630.000	7407751.023	6750000.000
7	19	1 (V)	BS	1670.000	1327471.801	3000000.000
C	7	2 (V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	860.000	586729.621	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1580.000	792164.319	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	3770.000	3664436.270	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	2791.360	2472480.098	5600000.000
18	14	1 (V)	BS	2970.000	3498839.450	2500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	3970.000	6564194.313	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	5010.000	7467028.881	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
5	1	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			7700000.000
3	10	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	9	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
11	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	15	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4000000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 12478.267 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 3777.853 kW

IV.9. Red: Etapa 9

Sumideros = 20
 Subestaciones = 4
 Rutas Posibles = 33
 Tiempos De Calculo: 131.0 Segundos

- Mejor solución:

Coste variable de las líneas = 66544278.687235
 Coste fijo de las líneas construidas = 113750000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 260294278.687235

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	2 (V)	BS	1770.000	745605.150	4200000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1290.000	726077.906	2750000.000
A	2	2 (V)	BS	2500.000	2107220.871	5950000.000
C	3	2 (V)	BS	3980.000	3769888.543	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	490.000	123807.407	3250000.000
D	5	2 (V)	BS	2221.360	685041.773	2450000.000
6	13	1 (V)	BS	1350.000	867480.855	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2790.000	4168245.510	9450000.000
7	19	1 (V)	BS	1810.000	1559371.210	3000000.000
C	7	2 (V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	940.000	700965.783	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1710.000	927883.226	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	4110.000	4355200.129	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	3531.360	3957173.479	5600000.000
18	14	2 (V)	BS	3160.000	1980410.798	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	4020.000	6730580.473	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	5260.000	8230834.469	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
5	1	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
1	14	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
3	16	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	9	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
11	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	15	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5600000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 11921.566 kWh
 POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 3486.696 kW

- Mejor solución radial, sin ramas de reserva:

Coste variable de las líneas = 67974925.609922
 Coste fijo de las líneas construidas = 94850000.000000
 Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
 Valor de la función objetivo = 242824925.609922

Línea...	Tipo...	Estado	Flujo(kVA)	Coste var.	Coste fijo	
1	9	1 (V)	BS	1770.000	1491210.300	3000000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1290.000	726077.906	2750000.000
A	2	2 (V)	BS	2500.000	2107220.871	5950000.000
C	3	2 (V)	BS	3980.000	3769888.543	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	490.000	123807.407	3250000.000
D	5	1 (V)	BS	2221.360	1370083.545	1750000.000
6	13	1 (V)	BS	1350.000	867480.855	3000000.000

B	6	2 (V)	BS	2790.000	4168245.510	9450000.000
11	7	1 (V)	BS	731.360	233381.383	2750000.000
7	19	1 (V)	BS	1810.000	1559371.210	3000000.000
C	7	2 (V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	940.000	700965.783	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1710.000	927883.226	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	4110.000	4355200.129	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	3531.360	3957173.479	5600000.000
18	14	2 (V)	BS	3160.000	1980410.798	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	4020.000	6730580.473	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	5260.000	8230834.469	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 30231.169 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 8835.117 kW

- Mejor solución mallada:

Coste variable de las líneas = 66544278.687235
Coste fijo de las líneas construidas = 113750000.000000
Coste fijo de las subestaciones construidas (L)= 80000000.000000
Valor de la función objetivo = 260294278.687235

Línea...	Tipo...	EstadoFlujo(kVA).....	Coste var. Coste fijo	
1	9	2 (V)	BS	1770.000	745605.150	4200000.000
A	1	2 (V)	LS	5438.640	12905785.009	7700000.000
2	12	1 (V)	BS	1290.000	726077.906	2750000.000
A	2	2 (V)	BS	2500.000	2107220.871	5950000.000
C	3	2 (V)	BS	3980.000	3769888.543	4200000.000
16	4	1 (V)	BS	490.000	123807.407	3250000.000
D	5	2 (V)	BS	2221.360	685041.773	2450000.000
6	13	1 (V)	BS	1350.000	867480.855	3000000.000
B	6	2 (V)	BS	2790.000	4168245.510	9450000.000
7	19	1 (V)	BS	1810.000	1559371.210	3000000.000
C	7	2 (V)	LS	5438.640	5279639.322	3150000.000
B	8	1 (V)	BS	940.000	700965.783	5000000.000
10	16	1 (V)	BS	1710.000	927883.226	2000000.000
C	10	2 (V)	BS	4110.000	4355200.129	4550000.000
C	11	2 (V)	BS	3531.360	3957173.479	5600000.000
18	14	2 (V)	BS	3160.000	1980410.798	3500000.000
17	15	1 (V)	BS	1620.000	1249172.432	3000000.000
B	17	2 (V)	BS	4020.000	6730580.473	7350000.000
D	18	2 (V)	BS	5260.000	8230834.469	5250000.000
D	20	2 (V)	BS	3790.000	2563905.711	3150000.000
5	1	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5500000.000
1	14	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
3	16	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			3000000.000
4	9	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			4200000.000
11	7	1 (V)	LINEA_DE_RESERVA			2750000.000
4	15	2 (V)	LINEA_DE_RESERVA			5600000.000

ENERGIA ESPERADA NO SUMINISTRADA.....= 11921.566 kWh
POTENCIA INTERRUMPIDA.....= 3486.696 kW

VI.- BREVE DESCRIPCIÓN DEL PROGRAMA MULTIOBJETIVO DESARROLLADO

En este trabajo se ha desarrollado una herramienta para el diseño multiobjetivo de los sistemas de distribución de energía eléctrica. A continuación se describe la estructura general del programa desarrollado, el cual tiene como base los Algoritmos Evolutivos descritos en el capítulo 4.

El programa ha sido diseñado para ser ejecutados en ordenadores PC compatibles. Cuenta con recursos de entrada y salida que permiten la preparación de las bases de datos para su correcta ejecución.

Lenguaje de programación utilizado. Las principales funciones del programa han sido desarrolladas en el lenguaje de programación “C”, y compiladas a través del compilador DEV C++. Otras funciones han sido compiladas con MATLAB 6 (13). Con ello se unen las ventajas de la programación C con el entorno MATLAB. Los datos de salida del programa se almacenan en algunos casos en formato texto y otros con la extensión (.m) en formato de Matlab. Las dimensiones de estos archivos dependerán del tamaño de las redes eléctricas a estudiar.

Entorno gráfico. Con el fin ejecutar el algoritmo multietapa se ha realizado un entorno gráfico que facilite al usuario inexperto su utilización. Este entorno consiste en una serie de pantallas realizadas con ayuda de las utilidades de DEV C++. Así es posible introducir los parámetros que el algoritmo multiobjetivo necesita y analizar los resultados. La figura V.2 muestra la pantalla principal de este entorno. Está dividida en varias zonas, una para la selección del archivo que contiene el problema, una para la introducción de parámetros del problema, y otra para la introducción de los datos del problema.

Los datos del problema de diseño son la estructura de la red, el número de rutas, las longitudes, el número de subestaciones y los consumos.

Tiempo de cálculo. El programa utiliza la variable CLOCK para determinar el tiempo de ejecución del programa.

En la figura VI.1, de forma esquemática, se indican los distintos procesos que se llevan a cabo en el programa:

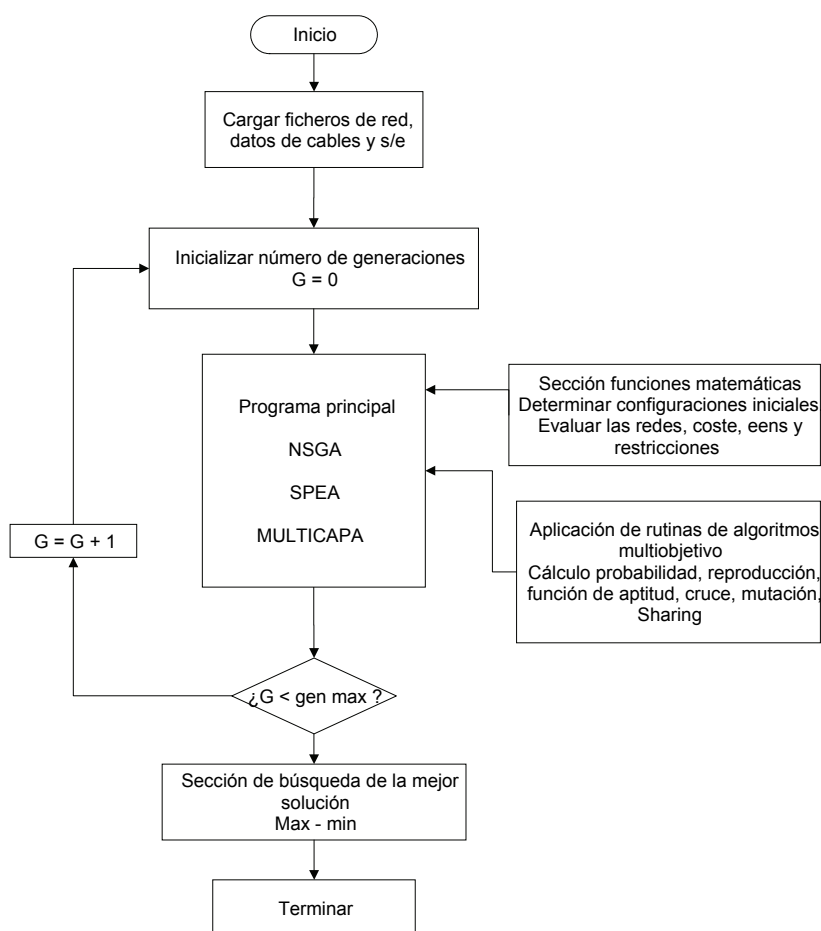


Figura VI.1. Diagrama esquemático de ejecución del programa multiobjetivo.

En un primer modulo del programa se ejecutan las funciones que permiten determinar los costes fijos y variables de la red, la ejecución del flujo de cargas, la ejecución de la técnica Branch and Bound y la gestión de la memoria utilizada.

En un segundo modulo se implementaron los Algoritmos Evolutivos de optimización multiobjetivo, el SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) y el NSGA (No-dominated Sorting Genetics Algorithm).

Para la representar los diferentes frentes de Pareto obtenidos se ha utilizado código escrito en Matlab 6.

Se ha diseñado un interfaz gráfico para la optimización multietapa. Este modulo permite almacena las 10 mejores redes de cada etapa, generando una solución temporal del

periodo en estudio, obtenida mediante la aplicación de algunos de los métodos multiobjetivo considerados, NSGA o SPEA. Posteriormente se aplica el método de superposición de las capas.

Figura VI.2. Interfaz gráfico del programa multitapa.

Figura VI.3. Explicación de los campos del interfaz gráfico

- [Abbass et al., 2001]. Abbass, H., Sarker, R. and Newton, C. "A Pareto Differential Evolution Approach to Vector Optimisation Problems". Congress on Evolutionary Computation 2, pp. 971-978. 2001.
- [Abido, 2001]. Abido, M.A. "A New Multiobjective Evolutionary Algorithm for Environmental/Economic Power Dispatch". Proceedings of IEEE PES Summer Meeting, Vancouver, Canada, pp. 15-19. July 2001.
- [Adams and Laughton, 1974]. Adams, R.N. and Laughton, M.A. "Optimal Planning of Power Networks using Mixed-Integer Programming", Proceedings IEE, Vol.121, N° 2, pp. 139-147. 1974.
- [Alander, 1992]. Alander, J.T. "On Optimal Population Size of Genetic Algorithms". Proceedings of CompEuro 92, Computer Systems and Software Engineerings. IEEE Computer Society PRSA, pp. 65-79, May 1992.
- [Augugliaro et al., 2001]. Augugliaro, A., Dusonchet, L. and Riva, S.E. "Evolving Non-dominated Solutions in Multiobjective Service Restoration for Automated Distribution Networks". Electric Power Systems Research, 59, pp.185-195. 2001.
- [Baran et al., 2001]. Baran, B., Vallejos, J., Tamos, R. and Fernandez, U. "Reactive Power Compensation Using a Multi-Objective Evolutionary Algorithm". Proc. IEEE 2001 Porto Power Tech, Porto. Sept. 2001.
- [Bautista et al., 2003]. Bautista, J., Sempértegui, R., Pereira, J., Griño, R. "Modelos y procedimientos para distribución de energía eléctrica en entornos urbanos". 27 Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa. Lérida, abril 2003.
- [Bernal, 1998]. Bernal Agustín, J.L., "Aplicación de algoritmos genéticos al diseño óptimo de sistemas de distribución de energía eléctrica". Tesis Doctoral. Universidad de Zaragoza. Centro Politecnico Superior. Departamento de Ingeniería Eléctrica. Enero 1998.
- [Bernal-Agustín et al., 2003]. Bernal-Agustín J.L., Dufo-López R., Domínguez-Navarro, J.A. and Mendoza, F. "A Completely Dynamic Methodology for Multi-Objective Planning of Power Distribution Systems". 8º Congresso Luso Espanhol de Engenharia Electrotecnica. Vilamoura (Portugal), pp. 2.31-2.36. Julio 2003.
- [Beyer, 2001]. Beyer, H. "The Theory of Evolution Strategy". Natural Computing Series. Springer-Verlag. Berlin. 2001.
- [Bhowmik et al., 2000]. Bhowmik, S., Goswami, S.K. and Bhattacharjee, P.K. "An LP-Based Multiobjective Distribution System Planning Using Goal Attainment Method". Electric Power Components and Systems, 29(5), pp. 479-490, 2001.
- [Billinton and Wang, 1998]. Billinton, R. and Wang, P. "Distribution System Reliability Cost/Worth Analysis Using Analitical and Sequential Simulation Techniques". IEEE Trans. on Power Systems, vol 13, No. 4, pp. 1245-1250. November 1998.
- [Braga and Saraiva, 2005]. Braga, S.A. and Saraiva, J.T. "A Multiyear Dynamic Approach for Transmission Expansion Planning and Long-Term Marginal Cost Computation". IEEE Trans. on Power Systems, vol 20, N° 3, pp. 1631-1639. August 2005.

[Brandão, 2004]. Brandão, T.P. “Um Estudo de Modelos Matemáticos para Expansão de Redes de Distribuição de Energia Elétrica”. Tesis Maestria en Ciencias, Universidade Federal do Paraná. Curitiba. 2004.

[Burns and Weyman-Jones, 1996]. Burns, P. and Weyman-Jones, T.G. “Cost functions and cost efficiency in electricity distribution: A Stochastic Frontier Approach”. Bulletin of Economic Research. Vol 48, N° 1, pp. 41-64. 1996.

[Carvalho and Ferreira, 2004]. Carvalho, P.M.S. and Ferreira, A.F.M. “Urban Distribution Network Investment Criteria for Reliability Adequacy”. IEEE Trans. on Power Systems, vol 19, No. 2, pp. 1216-1222. May 2004.

[Castro, 2001]. Castro, R.E. “Otimização de Estruturas com Multi-objetivos Via Algoritmos Genéticos de Pareto”. Tesis Doctoral. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Civil. Mayo 2001.

[Chung et al., 2003]. Chung, T.S., Li, K.K., Chen, G.J., Xie, J.D. and Tang, G.Q. “Multi-objective transmission network planning by a hybrid GA approach with fuzzy decision analysis”. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 25, Issue 3, March 2003, pp. 187-192.

[Ciric and Popovic, 2000]. Ciric, R.M. and Popovic, D.S. “Multi-objective distribution network restoration using heuristic approach and mix integer programming method”. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Volume 22, Issue 7, 1 October 2000, pp. 497-505.

[Coello and Christiansen, 1999]. Coello, C.A. and Christiansen, A.D. “MOSES: A Multiobjective Optimization Tool for Engineering Design”. Engineering Optimization, 1(3):337-368, 1999.

[Coello and Pulido, 2001]. Coello, C.A. and Pulido, G.T. “A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization”. In Evolutionary multi-criterion optimization. First international conference, EMO 2001, 7-9 March, 2001. Zurich, Switzerland: Springer. 2001.

[Coello and Sierra, 2003]. Coello, C.A. and Sierra, R. “Coevolutionary Multiobjective Evolutionary Algorithm”. In Proceedings of 2003 Congress on Evolutionary Computation. Vol 1, IEEE Press, Canberra, Australia, pp. 482-489. 2003.

[Coello et al., 2002]. Coello, C.A., Van, D. and Lamont, G. “Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems”. Kluwer Academic Publishers. New York. 2002.

[Coello, 1996]. Coello, C.A. “An Empirical Study of Evolutionary Techniques for Multiobjective Optimization in Engineering Design”. PhD thesis, Tulane University, New Orleans, Apr. 1996.

[Coello, 1999]. Coello, C.A. List of references. <http://www.lania.mx/~ccoello/>.

[Coello, 2006]. Coello, C.A. “Evolutionary Multi-objective Optimization: A Historical View of the Field”. IEEE Computation Intelligence Magazine, Feb. 2006, pp. 29-36.

[Corne et al., 2001]. Corne, D.W., Jerram, N.R., Knowles, J.D. and Oates, M.J. “PESA-II: Region-based Selection in Evolutionary Multiobjective Optimization”. In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. GECCO-2001. Morgan Kaufmann Publishers, pp. 283-290. 2001.

- [Cunha et al., 1997]. Cunha, A.G., Olivera, P. and Covas, J. "Use of Genetic Algorithm in Multicriteria Optimization to Solve Industrial Problems". In Proc. 7th Conf. Genetic Algorithms, pp. 682-688, 1997.
- [De Jong, 1975]. De Jong, K.A. "An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems". Doctoral Thesis. University of Michigan, Dept. of Computer and Communication Sciences. Ann Arbor, 1975.
- [Deb et al., 2000]. Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T. "A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II". Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL). Indian Institute of Technology Kanpur. 2000.
- [Deb, 1999]. Deb, K. "Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering design". In Proceedings of Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science (EUROGEN'99).
- [Díaz-Dorado et al, 2003]. Díaz-Dorado, E., Cidras, J. and Miguez, E. "Planning of Large Rural Low-Voltage Networks Using Evolution Strategies". IEEE Trans. on Power Systems, vol 18, N° 4. Nov 2003, pp. 1594-1600.
- [Din, 2006]. Din, D. "A Genetic Algorithm for Solving Virtual Topology Configuration Transition Problem in WDM Network". Computer Communications. Vol 30. Elsevier B.V. pp. 767-781. 2006
- [Doll and Verstege, 2001]. Doll, M. and Verstege, J.F., "An Evolution Strategy based Approach for a Congestion Management Systems". IEEE Porto Power Tech 2001. Porto. Portugal. September 2001.
- [Domínguez, 2000]. Domínguez Navarro, J.A., "Modelos para la planificación de redes de distribución de energía eléctrica asistida por computador aplicando técnicas matemáticas Fuzzy". Tesis Doctoral. Universidad de Zaragoza. Centro Politecnico Superior. Departamento de Ingeniería Eléctrica. Mayo 2000.
- [Dos Santos et al., 2008]. Dos Santos, A., Delbem, A. and Bretas, N. "A Multiobjective Evolutionary Algorithm with Node-depth Encoding for Energy Restoration". 4th International Conference on Natural Computation (ICNC 2008), Jian, China. Vol 6, pp. 417-422. October 18-20, 2008.
- [Fawzi et al., 1983]. Fawzi, T.H., Ali, K.F. and El-Sobki, S.M. "A New Planning Model for Distribution Systems". IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems, PAS-102 (9), pp. 3010-3017. 1983.
- [Fogel, 1999]. Fogel, L.J. "Intelligence Through Simulated Evolution: Forty Years of Evolutionary Programming". Wiley, New York. 1999.
- [Fonseca and Fleming, 1993]. Fonseca, C.M. and Fleming, P.J. "Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization". In S. Forrest (Ed.), Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, California, pp. 416-423. Morgan Kaufmann. 1993.
- [Fonseca and Fleming, 1995]. Fonseca, C.M. and Fleming, P.J. "An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization". Evolutionary Computation, vol. 3, N° 1, pp. 1-16. 1995.

[Gardel, 2006]. Gardel, P. "Compensación de Potencia Reactiva en un Contexto Multiobjetivo Mediante Algoritmo de Colonia de Hormigas". Tesis de Maestría. Universidad Nacional de Asunción. Mayo 2006.

[Gaspar-Cunha and Covas, 2002]. Gaspar-Cunha, A. and Covas, J.A. "RPSGAe - A Multiobjective Genetic Algorithm with Elitism: Application to Polymer Extrusion, Workshop on Multiple Objective Metaheuristics, Carre des Sciences, Paris, France, November 2002.

[Geary et al., 2001]. Geary, N., Antonopoulos, A., Drakopoulos, E. and O'Really, J. "Planning Techniques for Multi-Period Optical Network Designs". The Annual London Conference on Communications. University College London. September 14-15, 2000. Disponible en <http://www.ee.ucl.uk/lcs/papers2000/lcs034.pdf>.

[Glover and Melian, 2003]. Glover, F. and Melian, B. "Búsqueda Tabú". Inteligencia Artificial, N° 19, 2003, pp. 29-48. Disponible en www.aepia.org/revista.

[Goicoechea et al., 1982]. Goicoechea, A., Hansen, D.R. and Duckstein, L. "Multiobjective Decision Analysis with Engineering and Business Applications", John Wiley and Sons, Inc., New York, 519 pp. July 1982.

[Goldberg, 1989]. Goldberg, D.E. "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley. 1989

[Gómez et al., 2004]. Gómez, J.F., Khodr, H.M., De Oliveira, P.M, Ocque, L., Yusta, J.M, Villasana, R. and Urdaneta, A.J. "Ant Colony System Algorithm for the Planning of Primary Distribution Circuits". IEEE Trans. on Power Systems, vol 19, N° 2, May 2004, pp. 996-1004.

[Gönen and Foote, 1981]. Gönen, T. and Foote, B.L. "Distribution-System Planning using Mixed-Integer Programming", Proceedings IEE, Vol.128, Pt. C, N° 2, pp.70-79. 1981.

[Gönen and Ramírez-Rosado, 1986]. Gönen, T. and Ramírez-Rosado, I.J. "Review of Distribution System Planning Models: A Model for Optimal Multistage Planning", IEE Proceedings Part. C, Vol. 133, N°7, pp. 397-408. 1986.

[Haffner, 2000]. Haffner, S.L. "O Planejamento da Expansão dos Sistemas Elétricos no Contexto de um Ambiente Competitivo". Tesis Doctoral. Engenharia Elétrica. Universidade Estadual de Campinas. Mayo 2000.

[Hajela and Lin, 1992]. Hajela, P. and Lin, C. "Genetic Search Strategies in Multicriterion Optimal Design". Structural Optimization 4, pp. 99-107. 1992.

[Hekmati et al., 2008]. Hekmati, A., Nasiri, R. and Bagheri, M. "A Heuristic Trade off Model for Integration of Distributed Generations in Deregulated Power Systems Considering Technical, Economical and Environmental". 2nd International Power and Energy Conference (PECon 2008). Johor Bahru, Malaysia. Vols 1-3, pp. 1275-1279 December 01-03, 2008.

[Herreros, 2000]. Herreros L.A. "Diseño de Controladores Robustos Multiobjetivo por Medio de Algoritmos Genéticos". Tesis Doctoral. Universidad de Valladolid. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. 2000.

[Hindi and Brameller, 1977]. Hindi, K.S. and Brameller, A. "Design of Low-Voltage Distribution Networks: A Mathematical Programming Method", Proceedings IEE, Vol.124, N°1, pp. 54-58. 1977.

- [Holland, 1975]. Holland, J.H. "Adaptation in Natural and Artificial Systems". Cambridge, MIT Press, 1975.
- [Hong and Ho, 2005]. Hong, Y. and Ho, S. "Determination of Network Configuration Considering Multiobjective in Distribution Systems Usin Genetic Algorithms". IEEE Trans. on Power Systems, vol 20, N° 2, May 2005, pp. 1062-1069.
- [Horn et al., 1994]. Horn, J., Nafpliotis, N. and Goldberg, D.E. "A Nixed Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization". Proceedings of 1st ICGA, pp. 82-87.
- [Hsiao and Chen, 2001]. Hsiao, Y.T. and Chen, C.Y. "Multiobjctive optimal feeder reconfiguration", in Proc. Inst. Elect. Eng. – Gener., Transm., distrib., vol 148, Jul. 2001, pp. 333-336.
- [Ishibuchi and Murata, 1998]. Ishibuchi, H. and Murata, T. "Multi-Objective Genetic Local Search Algorithm and Its Application to Flowship Scheduling". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 28(3):392-403, August 1998.
- [Jaszkiewicz, 2001]. Jaszkiewicz, A. "Multiple objective metaheuristic algorithms for combinatorial optimization". Habilitation thesis, 360, Poznan University of Technology, Poznan. 2001.
- [Khodr, 2004]. Khodr, H. "Curso Tutorial: Optimización Aplicada a la Planificación de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica". IV Congreso Venezolano de Ingeniería Eléctrica. Universidad Simón Bolívar. Sep. 2004.
- [Kirkpatrick et al, 1983]. Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. and Vecchi, M.P. "Optimization by Simulated Annealing". Science, volume 220, Number 4598, May 1983, pp. 671-680.
- [Knowles and Corne, 1999]. Knowles, J.D. and Corne, D.W. "The Pareto Archived Evolution Strategy: A New Baseline Algorithm for Pareto Multiobjective Optimisation". In Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation (CEC'99), pp. 98-105.
- [Knowles and Corne, 2000]. Knowles, J. D. and Corne, D. W. "Approximating the Non-dominated Front Using the Pareto Archived Evolutionary Strategy". Evol. Comput. Vol 8, pp. 149-172, 2000.
- [Kong et al., 2009]. Kong, T., Cheng, H. and Hu, Z. "Multiobjective planning of open-loop MV distribution networks using ComGIS network analysis and MOGA". Electric Power Systems Research. Vol 79, N° 2. pp. 390-398. February 2009.
- [Koza, 1992]. Koza, J.R. "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection (Complex Adaptive Systems)". The MIT Press; First Printing edition (December 11, 1992).
- [Lakervi and Holmes, 1995]. Lakervi, E. and Holmes, E.J. "Electricity Distribution Network Design", Peter Peregrinus Ltd., London, 1995.
- [Lin and Tsay, 2000]. Lin, W.M. and Tsay, M.T. "Distribution system planning with evolutionary programming and a reliability cost model". IEE Proceedings Gener. Transm. Distrib. vol 147, N° 6, Nov. 2000, pp. 336-340.

[Linares et al., 2001]. Linares P., Ramos, A., Sanchez, P., Sarabia, A. and Vitoriano, B. "Modelos Matematicos de Optimizacion". Universidad Pontificia de Comillas. Madrid. Octubre 2001, disponible en www.doi.icaei.upco.es.

[Lo and Chang, 2000]. Lo, C. and Chang, W. "A Multiobjective Hybrid Genetic Algorithm for the Capacitated Multipoint Network Design Problem". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, Vol. 30, N° 3, pp. 461-470. June 2000.

[Ma et al., 2007]. Ma, Q., Xu, D., Lu, P. and Shi, Y. "Application of NSGA-II in parameter optimization of extended state observer". International Conference on Power Engineering (ICOPE-2007). Hangzhou. Vols 1-2. pp. 587-592. October 23-27, 2007.

[Ma et al., 2008a]. Ma, Q., Xu, D. and Shi, Y. "Research of Synthesis Tuning Algorithm of Active-Disturbance-Rejection Controller". 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing. Vols 1-23. pp. 2788-2793. June 25-27, 2008.

[Ma et al., 2008b]. Ma, Q., Xu, D., and Shi, Y. "ADRC with synthesis tuning algorithm for superheating steam temperature of CFBB". 7th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Kunming. Vols 1-7. pp. 2251-2256. July 12-15, 2008.

[Maghouli, 2009]. Maghouli, P., Hosseini, S. and Buygi, M. "A Multi-Objective Framework for Transmission Expansion Planning in Deregulated Environments". IEEE Trans. on Power Systems, vol 24, N° 2, pp. 1051-1061. May 1998.

[Manohar et al., 2003]. "Multiperiod virtual topology design in wavelength routed optical networks". IEE Proceedings Circuits Devices Systems. vol 150, N° 6, Dec 2003, pp. 516-526.

[Matos and Ponce de Leão, 1995]. Matos, M. and Ponce de Leão, M. "Multicriteria Distribution Network Planning Using Simulated Annealing", EURO XIV-20th European Conference on Operational Research, Jerusalem, 1995.

[Maza, 1993]. Maza Zavala, D.F. "Análisis Macroeconómico". Ediciones Universidad Central de Venezuela. 6ª Edición. Caracas. 1993.

[Mendoza et al., 2006a]. Mendoza, F., Bernal-Agustín, J.L. and Domínguez-Navarro, J.A. "NSGA and SPEA Applied to Multi-Objective Design of Power Distribution Systems". IEEE Trans. on Power Systems, vol 21, N° 4, November 2006.

[Mendoza et al., 2006b]. Mendoza, F., Garcia, A. and Bernal-Agustín, J.L. "Application of the NPGA to the Design of Power Distribution Systems". In 2006 IEEE T&D America Latina, Caracas, Agosto 2006.

[Mendoza J., 2009a]. Mendoza, J., López, M. and Coello, C. "Microgenetic multiobjective reconfiguration algorithm considering power losses and reliability indices for medium voltage distribution network". IET Generation Transmission & Distribution. Vol 3, N° 9, pp. 825-840. September 2009.

[Mendoza J., 2009b]. Mendoza, J., Villaleiva, L. and Castro M. "Multi-objective Evolutionary Algorithms for Decision-Making in Reconfiguration Problems Applied to the Electric Distribution Networks". Studies in Informatics and Control. Vol. 18. N° 4, pp. 325-336. December 2009.

- [Miguez et al, 2002]. Miguez, E., Cidras, J., Diaz-Dorado, E. and Garcia-Dornelas, J.L. "An Improved Branch-Exchange Algorithm for Large-Scale Distribution Network Planning". IEEE Trans. on Power Systems, vol 17, No. 4. Nov 2002, pp. 931-936.
- [Miranda and Matos, 1989]. Miranda, V. and Matos, M.A. "Distribution system planning with fuzzy models and techniques". Electricity Distribution CIRED 1989, 10th Internacional Conference on. Brighthon, UK. vol 6, May 1989, pp. 472-476.
- [Miranda et al., 1994]. Miranda, V., Ranito, J.V. and Proença, L.M. "Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning", IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-9 (4), pp. 1927-1933.
- [MITYC, 2002]. Ministerio de Industria, Turismo y Comercio. Dirección General de Política Energética y Minas. "Desarrollo de las redes de transporte 2002-2011".
- [Neimane, 2001]. Neimane, V. "On Development Planning of Electricity Distribution Networks". Doctoral Dissertation. Royal Institute of Technology Department of Electrical Engineering. Stockholm. 2001.
- [Paiva et al., 2005]. Paiva, P.C., Khodr, H.M., Domínguez-Navarro, J.A., Yusta, J.M. and Urdaneta, A.J. "Integral Planning of Primary-Secondary Distribution Systems Using Mixed Integer Linear Programming". IEEE Trans. on Power Systems, vol 20, N° 2, May 2005, pp. 1134-1141.
- [Pappa, 2002]. Pappa, G.L. "Seleção de atributos utilizando algoritmos genéticos multiobjetivos". Dissertação Mestre Informática Aplicada. Pontificia Universidade Católica do Paraná. Curitiba. 2002.
- [Peco, 2001] Peco Gonzalez, J.P. "Modelo de cobertura geográfica de una red de distribución de energía eléctrica". Tesis Doctoral. Universidad Pontificia de Comillas, Madrid. 2001.
- [Prasad et al., 2005] Prasad, K., Ranjan, R., Sahoo, N.C. and Chaturvedi, A. "Optimal Reconfiguration of Radial Distribution Systems Using a Fuzzy Mutated Genetic Algorithm". IEEE Trans. on Power Systems, vol 20, N° 2, April 2005, pp. 1211-1213.
- [Radasanu and Barladeanu, 2001] Radasanu, D. and Barladeanu, E., "A Fuzzy multiobjective approach for optimal operation of distribution systems using evolutionary algorithms". CIRED2001, Conference Publication No. 482, IEE 2001, section 5.32.
- [Ramírez-Rosado and Alvarez-Bel, 1995]. Ramírez-Rosado, I.J. and Alvarez-Bel, C. "Applications of Multiobjective Models to Power-Distribution Systems Design". International Journal of Power and Energy Systems, 15 (2), pp. 54-60. 1995.
- [Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín, 1994]. Ramírez-Rosado, I.J. and Bernal-Agustín, J.L., "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 and Bernal-Agustín, 2001] Ramírez-Rosado, I.J. and Bernal-Agustín, J.L., "Reliability and Cost Optimization for Distribution Networks Expansion Using an Evolutionary Algorithm". IEEE Trans. on Power Systems, vol 16, N° 1, February 2001, pp. 111-118.

- [Ramirez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2004] Ramirez-Rosado, I.J. and Dominguez-Navarro, J.A., "Possibilistic Model Based on Fuzzy Sets for the Multiobjective Optimal Planning of Electric Power Distribution Networks". IEEE Transactions on Power Systems, vol. 19, N° 4. Nov. 2004. pp. 1801-1810.
- [Ramirez-Rosado and Domínguez-Navarro, 2006]. Ramirez-Rosado, I.J. and Dominguez-Navarro, J.A. "New Multiobjective Tabu Search Algorithm for Fuzzy Optimal Planning of Power Distribution Systems". IEEE Transactions on Power Systems, vol. 21, N° 1. February. 2006. pp. 224-233.
- [Ramírez-Rosado, 1991]. Ramírez-Rosado, I.J. "Computer Aided Design of Electric Power Distribution Networks: Solutions Via Multiobjective Optimization", Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Zaragoza. 1991.
- [Ramírez-Rosado, 1992]. Ramírez-Rosado, I.J. "Planificación de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica Mediante Técnicas de Optimización Avanzadas". Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Zaragoza. 1992.
- [Rechenberg, 1994]. Rechenberg, I. "Evolutionsstrategie '94" Stuttgart: Formmann-Holzboog. September 1994. pp. 434.
- [REE, 2005]. Red Eléctrica de España. "Acerca del Informe 2004". Disponible en www.ree.es/cap07/pdf/infosis/Avance_REE_2004.pdf
- [REE, 2009]. Red Eléctrica de España. "Acerca del Informe 2009". Disponible en http://www.ree.es/sistema_electrico/informeSEE-avance2009.asp
- [Reeves, 1993]. Reeves, C.R. "Using Genetic Algorithms with Small Populations". Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA. 1993.
- [Rivas-Dávalos et al., 2007]. Rivas-Dávalos, F., Moreno-Goytia, E. and Gutierrez-Alacaraz, G. "Evolutionary multi-objective optimization in power systems: State-of-the-art". IEEE Lausanne Powertech. Switzerland. Vols 1-5. pp. 2093-2098. July 2007.
- [Romero, 1996]. Romero, C. "Análisis de las decisiones multicriterio". Publicaciones de Ingeniería de Sistemas. Madrid. Noviembre 1996.
- [Ruspini, 1969]. Ruspini, E.U. "A New Approach to Clustering". Information and Control, vol 15, pp. 22-32, 1969.
- [Salazar, 2003]. Salazar, A.D. "Evaluación de Métodos Evolutivos de Optimización Multiobjetivo de Segunda Generación". Tesis Magister. Universidad Central de Venezuela. Caracas. Noviembre 2003.
- [Sánchez, 2002]. Sánchez, G. "Diseño y Evaluación de Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo en Optimización y Modelización Difusa". Tesis Doctoral. Universidad de Murcia. Facultad de Informática. Noviembre 2002. pp. 356.
- [Sanhueza et al., 1999]. Sanhueza, R., Harnisch, I., Diaz, H. and Guirriman, R. "Aplicación de Algoritmos Genéticos al Problema de Planificación de Sistemas Eléctricos de Distribución". Revista Facultad de Ingeniería U.T.A. Chile, vol 6, pp. 55-63, 1999.

- [Sareni and Krahenbuhl, 1998]. Sareni, B. and Krahenbuhl, L. "Fitness Sharing and Niching Methods Revisited", IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol 2, N° 31, September 1998, pp. 97-106.
- [Saric and Calovic, 2001]. Saric, A.T. and Calovic, M.S. "Fuzzy Multi-Objective Decisions in the Problem of Optimal Distribution Load Flow". In Electric Power Systems Research, 58, pp. 1-9. 2001.
- [Schaffer, 1985]. Schaffer, J.D. "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms". Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, Pittsburgh, PA, pp. 93-100. 1985.
- [Schwefel, 1995]. Schwefel, H.P. "Evolution and Optimum Seeking". Disponible en <http://ls11-www.cs.uni-dortmund.de/lehre/willey>.
- [Shalaby et al., 2009]. Shalaby, M.M., Wang, Z.D. and Chow, L.L.W. "Robust Design of RF-MEMS Cantilever Switches Using Contact Physics Modeling". IEEE Transactions on Industrial Electronics. Vol 56, N° 4, pp. 1012-1021. April 2009.
- [Shirmohammadi et al., 1988]. Shirmohammadi, D., Hong, H.W., Semlyen, A., Luo, G.X. "A Compensation-based Power Flow Method for Weakly Meshed Distribution and Transmission Networks". IEEE Trans. on Power Systems, 2 (3), pp. 753-762.
- [Soto, 1997]. Soto, R M. "Cálculo de índices nodales y funcionales de confiabilidad de sistemas eléctricos de potencia". Tesis de Maestría en Ciencias de la Ingeniería. Universidad Católica de Chile. 1997.
- [Spears and De Jong, 1992]. Spears, W.M. and De Jong, K.A. "An Analisis of Multi-Point Crossover". Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, vol 5, N° 1. March 1992.
- [Srinivas and Deb, 1994]. Srinivas, N. and Deb, K. "Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms". Journal of Evolutionary Computation Vol 2, N° 3, pp. 221-148.
- [Su and Lii, 1999]. Su, C.T. and Lii, G.R. "Reliability Planning for Composite Electric Power System". Electric Power Systems Research. 51 (1999). pp. 23-31.
- [Tak et al., 2007]. Tak, S.A., Prathombutr, P. and Park, E.K. "An efficient technique for a series of virtual topology reconfigurations in WDM optical networks". Computer Communications. Vol. 30. pp. 1301-1314. 2007.
- [Tang, 1995]. Tang, Y. "Power Distribution System Planning with Reliability Modeling and Optimization", IEEE/PES 1995 Winter Meeting, New York, January 29-February 2, 1995, pp. 1-7.
- [Toscano, 2002]. Toscano, P.G. "Uso de Auto-Adaptación, Dominancia Local y Elitismo para Optimización Evolutiva Multiobjetivo". Octubre 2002. Disponible en www.lania.mx/~ccoello/.
- [Veldhuizen and Lamont, 2000]. Veldhuizen, D.A.V. and Lamont, G.B. "Multiobjective Evolutionary Algorithms: Analyzing the State-of-the-Art". Evolutionary Computation 8(2): 125-147.

- [Veldhuizen, 1999]. Veldhuizen, D.A.V. "Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analyses, and New Innovations". PhD thesis, AFIT/DS/ENG/99-01, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio.
- [Vuinovich et al., 2004] Vuinovich, F., Sannino, A., Hipólito, M.G. and Morama, G. "Considering Power Quality in Expansion Planning of Distribution Systems". IEEE PES General Meeting, Denver, Colorado, 2004.
- [Willis et al., 1995]. Willis, H.L., Tram, H. Engel, M.V. and Finley, L. "Optimization Applications to Power Distribution". IEEE Computer Applications in Power, 1 (5), pp. 12-17. 1995.
- [Wu and Ma, 1991]. Wu, Q.H. and Ma, J.T. "Power System Optimal Reactive Power Dispatch using Evolutionary Programming". IEEE Trans. on Power Systems, 10 (3), pp. 1243-1249.
- [Yu et al., 2009]. Yu, J., Wang, Y. and Chen, P. "Fetal Weight Estimation Using the Evolutionary Fuzzy Support Vector Regression for Low-Birth-Weight Fetuses". IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. Vol 13. N° 1. pp. 57-66. January 2009.
- [Zadeh, 1965]. Zadeh, L.A. "Fuzzy Sets". Information and Control. 8, pp. 338-353.
- [Zitzler and Thiele, 1998]. Zitzler, E. and Thiele, L. "An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization: The Strength Pareto Approach". TIK-Report N° 4, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich. May 1998, pp. 1-43.
- [Zitzler and Thiele, 1999]. Zitzler, E. and Thiele, L. "Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the Strength Pareto Approach". IEEE Trans. on Evolutionary Computation 3, 1999. pp. 257-271.
- [Zitzler et al., 2001]. Zitzler, E., Laumanns, M., and Thiele, L. "SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm". Technical Report 103, Computer Engineering and Network Laboratory (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, Switzerland, May 2001
- [Zitzler, 1999]. Zitzler, E. "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications". PhD Thesis, Swiss Federal Institute of Technology (ETH). Zurich. 1999.