

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
MESTRADO EM OTIMIZAÇÃO**

MARCO ANTONIO SOUZA JARDIM

**Reconfiguração de redes de distribuição de energia
elétrica usando algoritmo genético multiobjetivo**

**BELO HORIZONTE - MG
MARÇO – 2011**

MARCO ANTONIO SOUZA JARDIM

**Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica
usando algoritmo genético multiobjetivo**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Ph.D. Oriane Magela Neto Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais.

Co-orientadora: D.Sc. Karla Vittori Departamento de Matemática, Computação e Cognição, Universidade Federal do ABC.

BELO HORIZONTE - MG

MARÇO – 2011

Dedico este trabalho a Deus, à minha mãe, meus tios e à minha família.

Por tudo que eles representam para mim e pelo apoio que me deram em toda a minha vida para a realização de meus objetivos.

AGRADECIMENTOS

A minha mãe, Josenete de Souza,

Pelos esforços feitos a meu favor,

A minha família, em geral,

Pelo apoio e esforços a meu favor,

Ao orientador, Oriane Magela Neto,

Pela ajuda na orientação da dissertação,

A co-orientadora, Karla Vittori,

Pela ajuda na orientação da dissertação

Aos professores, em geral,

Pelo conhecimento passado no curso,

À CAPES responsável pelo financiamento dos meus estudos.

RESUMO

Neste trabalho é tratada a reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica com o uso de um algoritmo genético multiobjetivo. Três funções objetivo são consideradas: os custos monetários da rede (instalação, manutenção e perdas resistivas), os custos de confiabilidade e o número de manobras. O algoritmo genético multiobjetivo usado é o NSGA II. Foram simuladas falhas nos ramos da rede e mudanças no perfil da carga atendida com o intuito de provocar a otimização do sistema. Dois sistemas testes foram utilizados: um de 21 barras e outro de 100 barras. Uma novidade apresentada neste trabalho é uma metodologia baseada em otimização para a escolha dos cabos reserva da rede.

ABSTRACT

In this work, the reconfiguration of electrical energy distribution systems is studied by using a multi-objective genetic algorithm. Three objective functions are considered here: monetary costs of the network (installation, maintenance and energy losses), costs involved in the reability of the system and number of "lines switching" used for the reconfiguration. The multiobjective algorithm used here is the NSGA II. Faults in the system branches and changes in the loads at the buses have been simulated to provoke a system reconfiguration. Two test systems have been used: A 21 bus system and an 100 bus system. A novelty presented here is a methodology based on optimization for choosing the spare cables of the network.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	viii
LISTA DE TABELAS	xi
LISTA DE ABREVIATURAS	xii
1 INTRODUÇÃO	13
2 REVISÃO DA LITERATURA	17
2.1 GRAFOS.....	17
2.2 ÁRVORES.....	18
2.3 REPRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	19
2.4 CONTROLE DIMENSIONAL EM PROBLEMAS DE REDES.....	21
2.4.1 CONTROLLED GREEDY ENCODING.....	21
2.5 FORMULAÇÃO GERAL DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO.....	23
2.6 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE REDES.....	25
2.6.1 FUNÇÃO CUSTO MONETÁRIO DA REDE.....	26
2.6.2 FUNÇÃO CUSTO DE FALTA NA REDE.....	28
2.6.3 FUNÇÃO NÚMERO DE MANOBRAS.....	30
2.7 ALGORITMOS BIO-INSPIRADOS.....	30
2.7.1 ALGORITMO GENÉTICO MONO-OBJETIVO.....	32
2.7.2 ALGORITMO GENÉTICO MULTIOBJETIVO.....	35
2.7.2.1 O ALGORITMO NSGA-II.....	37
2.7.2.2 ALGORITMO NSGA-II APLICADO A RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	41
3 EXPERIMENTOS PARA OBTENÇÃO DO DIÂMETRO DOS CABOS	
RESERVA	44
3.1 CASO 21 BARRAS.....	44
3.2 CASO 100 BARRAS.....	48
4 RESULTADOS E ANÁLISE DE RESULTADOS	53
4.1 SIMULAÇÃO DE FALHAS PARA O SISTEMA DE 21 BARRAS.....	53
4.1.1 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 7 E 9.....	54
4.1.2 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 11 E 12.....	58

4.2 SIMULAÇÃO DE MUDANÇA DE PERFIL DE CARGA PARA O SISTEMA DE 21 BARRAS	61
4.2.1 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS RAMAIS DO SISTEMA	62
4.2.2 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS NÓS FOLHAS DO SISTEMA	66
4.3 SIMULAÇÃO DE FALHAS PARA O SISTEMA DE 100 BARRAS	70
4.3.1 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 72 E 81	70
4.3.2 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 75 E 79	75
4.4 SIMULAÇÃO DE MUDANÇA DE PERFIL DE CARGA PARA O SISTEMA DE 100 BARRAS	78
4.4.1 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS RAMAIS DO SISTEMA	78
4.4.2 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS NÓS FOLHAS DO SISTEMA	82
5 CONCLUSÃO	86
6 TRABALHOS FUTUROS.....	87
7 REFERÊNCIAS.....	88

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Exemplo de grafo	17
Figura 2 Grafo completo obtido para o grafo da Figura 1.....	18
Figura 3 Exemplo de árvore	19
Figura 4 Distância média x Número de conexões	23
Figura 5 Estrutura básica de um algoritmo genético	32
Figura 6 Cálculo da Crowding Distance. Os pontos marcados com círculos cheios pertencem ao mesmo front	39
Figura 7 Projeto da rede inicial 21 barras.....	45
Figura 8 Chaves NF do sistema 21 barras.....	46
Figura 9 Chaves NA do sistema 21 barras.....	46
Figura 10 Sistema completo com seus respectivos tipos de cabos 21 barras .	48
Figura 11 Projeto da rede inicial 100 barras.....	49
Figura 12 Chaves NF do sistema 100 barras.....	50
Figura 13 Chaves NA do sistema 100 barras.....	51
Figura 14 Sistema completo com seus respectivos tipos de cabos 100 barras	52
Figura 15 Conjunto Pareto falha linha nó7 para nó9 21 barras	55
Figura 16 Reconfiguração1(REC1) 21 barras	56
Figura 17 Reconfiguração2(REC2) 21 barras	56
Figura 18 Reconfiguração3(REC3) 21 barras	56
Figura 19 Reconfiguração4(REC4) 21 barras	57
Figura 20 Reconfiguração5(REC5) 21 barras	57
Figura 21 Reconfiguração6(REC6) 21 barras	57
Figura 22 Conjunto Pareto falha linha nó11 para nó12 21 barras	59
Figura 23 Reconfiguração1(REC1) 21 barras	59
Figura 24 Reconfiguração2(REC2) 21 barras	60
Figura 25 Reconfiguração3(REC3) 21 barras	60
Figura 26 Reconfiguração4(REC4) 21 barras	60
Figura 27 Reconfiguração5(REC5) 21 barras	61
Figura 28 Reconfiguração6(REC6) 21 barras	61
Figura 29 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nós 3,5,6 21 barras ...	63
Figura 30 Reconfiguração1(REC1) 21 barras	63

Figura 31 Reconfiguração2(REC2) 21 barras	64
Figura 32 Reconfiguração3(REC3) 21 barras	64
Figura 33 Reconfiguração4(REC4) 21 barras	64
Figura 34 Reconfiguração5(REC5) 21 barras	65
Figura 35 Reconfiguração6(REC6) 21 barras	65
Figura 36 Reconfiguração7(REC7) 21 barras	65
Figura 37 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nó 20 21 barras	67
Figura 38 Reconfiguração1(REC1) 21 barras	67
Figura 39 Reconfiguração2(REC2) 21 barras	68
Figura 40 Reconfiguração3(REC3) 21 barras	68
Figura 41 Reconfiguração4(REC4) 21 barras	68
Figura 42 Reconfiguração5(REC5) 21 barras	69
Figura 43 Reconfiguração6(REC6) 21 barras	69
Figura 44 Reconfiguração7(REC7) 21 barras	69
Figura 45 Conjunto Pareto falha linha nó72 para nó81 100 barras	71
Figura 46 Reconfiguração1(REC1) 100 barras	72
Figura 47 Reconfiguração2 (REC2) 100 barras	72
Figura 48 Reconfiguração3(REC3) 100 barras	73
Figura 49 Reconfiguração4(REC4) 100 barras	73
Figura 50 Reconfiguração5(REC5) 100 barras	74
Figura 51 Reconfiguração6(REC6) 100 barras	74
Figura 52 Conjunto Pareto falha linha nó75 para nó79 100 barras	75
Figura 53 Reconfiguração1(REC1) 100 barras	76
Figura 54 Reconfiguração2(REC2) 100 barras	76
Figura 55 Reconfiguração3(REC3) 100 barras	77
Figura 56 Reconfiguração4(REC4) 100 barras	77
Figura 57 Reconfiguração5(REC5) 100 barras	78
Figura 58 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nós 72,81,90,91,92,93 100 barras	79
Figura 59 Reconfiguração1(REC1) 100 barras	80
Figura 60 Reconfiguração2(REC2) 100 barras	80
Figura 61 Reconfiguração3(REC3) 100 barras	81
Figura 62 Reconfiguração4(REC4) 100 barras	81
Figura 63 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nó 41 100 barras	83

Figura 64 Reconfiguração1(REC1) 100 barras	83
Figura 65 Reconfiguração2 (REC2) 100 barras	84
Figura 66 Reconfiguração3(REC3) 100 barras	84
Figura 67 Reconfiguração4(REC4) 100 barras	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Características dos tipos de condutores.....	45
Tabela 2 Chaves NF do sistema 21 barras	45
Tabela 3 Chaves NA do sistema 21 barras.....	46
Tabela 4 Contagem dos tipos de cabos para cada chave NA 21 barras.....	47
Tabela 5 Chaves NF do sistema 100 barras	49
Tabela 6 Chaves NA do sistema 100 barras.....	50
Tabela 7 Contagem dos tipos de cabos para cada chave NA 100 barras.....	52
Tabela 8 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras	55
Tabela 9 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras	57
Tabela 10 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras	59
Tabela 11 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras	61
Tabela 12 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras	63
Tabela 13 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras	65
Tabela 14 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras	67
Tabela 15 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras	69
Tabela 16 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras	71
Tabela 17 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras	74
Tabela 18 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras	76
Tabela 19 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras	78
Tabela 20 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras	79
Tabela 21 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras	81
Tabela 22 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras	83
Tabela 23 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras	85

LISTA DE ABREVIATURAS

a :	uma aresta do conjunto A ;
A :	conjunto de arestas de um grafo;
ACO:	<i>ant colony optimization</i>
AE :	algoritmo evolucionário;
AG :	algoritmo genético;
d_i :	distância média do nó i ;
f_{fc} :	custo de faltas na rede N ;
f_{mc} :	custo monetário da rede N ;
f_{mep} :	mínima potência excedente em cada linha da rede N ;
G :	grafo;
G_c :	grafo completo;
$i_{distance}$:	<i>crowding distance</i> da solução i ;
m :	número de arestas de um grafo;
M_A :	matriz de adjacência;
mnv :	número mínimo de nós a que cada nó pode se conectar no <i>controlled greedy encoding</i> ;
MOGA :	<i>multiobjective optimization genetic algorithm</i> ;
mxv :	número máximo de nós a que cada nó pode se conectar no <i>controlled greedy encoding</i> ;
n :	número de nós de um grafo;
NSGA :	<i>nondominated sorting genetic algorithm</i> ;
N :	codificação para uma rede qualquer;
NA:	normalmente aberta;
NF:	normalmente fechada;
N_i :	tipo de ramo da conexão i na rede N ;
nc_i :	número de conexões possíveis para cada nó i ;
P :	população no NSGA-II;
Q :	população de arquivo no NSGA-II;
S_p :	conjunto de soluções que a solução p domina;
t_c :	número de tipos de conexões possíveis para as conexões;
V :	conjunto de vértices de um grafo;
VEGA :	<i>vector evaluated genetic algorithm</i> ;

1 INTRODUÇÃO

A utilização de técnicas de otimização para o projeto e reconfiguração de redes de distribuição de energia é justificada pela importância econômica e social destes sistemas. Cerca de 85% da população brasileira é consumidora de energia elétrica, o que corresponde a 40% de toda a energia consumida no país (Soares, 2001). Outra justificativa é o fato de o sistema de distribuição ser responsável pela maior parte das perdas ocorridas no sistema elétrico e os recursos disponíveis para sua manutenção e expansão são limitados. Entre as técnicas para redução das perdas, a reconfiguração é uma das mais atrativas para a concessionária de energia elétrica, pois permite a utilização de recursos já existentes no sistema, assim o custo de implantação é menor e evita novos investimentos (Pereira et al., 2006; Pereira et al., 2008).

A reconfiguração das redes elétricas tem como principais finalidades: reduzir as perdas de energia, melhorar o perfil de tensão para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade ou restabelecer o fornecimento de energia em situações de contingência.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica devem operar de forma confiável e econômica, respeitando tanto as restrições de carga como as restrições operacionais. Uma vez que o sistema está operando normalmente, é desejável aumentar sua eficiência e diminuir seu custo operacional. Uma das formas de se obter esse resultado é através da operação do sistema no estado de mínimas perdas. O estado de mínimas perdas apresenta melhor distribuição do fluxo de potência nas linhas, o que influencia diretamente o aumento da vida útil dos equipamentos instalados na rede e melhora o perfil de tensão dos circuitos de alimentação. O aumento do nível de tensão da rede, o

recondutoramento, a instalação de capacitores e a reconfiguração da rede de distribuição primária são exemplos de algumas técnicas utilizadas na redução das perdas do sistema. Como mencionado anteriormente, a reconfiguração aparece como uma das técnicas mais atrativas para a redução das perdas do sistema (Pereira et al., 2006; Pereira et al., 2008).

Pode ser desejável para a concessionária de energia, em épocas de muitas chuvas e tempestades de raio, diminuir o custo de falhas aumentando a confiabilidade do sistema. A reconfiguração do sistema pode ser atrativa também nesse caso.

Ainda mais, a concessionária pode estar interessada no restabelecimento rápido do fornecimento de energia em caso de alguma falha. Aqui também a reconfiguração pode ser importante e neste caso deve ser observado o número mínimo de manobras necessárias para o restabelecimento.

A reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica é feita através da abertura e fechamento de chaves de interconexão, o que altera a topologia da rede. A reconfiguração pode, inclusive, permitir a transferência de cargas de um alimentador fortemente carregado para outro menos carregado.

O problema de reconfiguração é um problema combinatório, não linear, multiobjetivo e sujeito às restrições operacionais e de cargas. A dimensão do espaço de busca do problema está intimamente relacionada com número de chaves envolvidas na busca de uma configuração ótima. Quanto maior o número de chaves manobráveis, mais complexa e difícil é a solução do problema (Pereira et al., 2006; Pereira et al., 2008).

O problema consiste em encontrar um conjunto de configurações radiais que apresente o menor custo de perdas resistivas, o menor custo de confiabilidade e o menor número de manobras, respeitando sempre as restrições de níveis de tensão, capacidade de fluxo nas linhas e a potência nominal dos transformadores.

Essas características da solução do problema de reconfiguração de redes reduz o número de algoritmos que podem ser utilizados em sua solução. Os métodos determinísticos contínuos para otimização não-linear, que são baseados em direções de busca e exclusão de semi-espacos, não são

recomendados neste caso, pois dependem de cálculos de derivadas, que não existem em espaços discretos.

Técnicas que montam árvores de possibilidades garantem a obtenção do ótimo global, como o *branch-and-bound* (Vanderbei, 2001). No entanto, por terem custo computacional exponencial, essas técnicas tornam-se impraticáveis. Algoritmos lineares para otimização de grafos, como Dijkstra (caminhos mínimos), Kruskal (árvore geradora mínima) e Ford-Fulkerson (fluxo máximo) apresentam grande eficiência para os problemas específicos para os quais eles foram propostos, mas apresentam aplicação restringida para outros problemas (Dijkstra, 1959; Ahuja et al., 1993; Bazaraa et al., 1991). Versões discretas do Simplex (Vanderbei, 2001) podem, também, ser aplicadas a problemas de redes, mas para isto as funções devem ser lineares. Isto faz com que problemas não lineares tenham que ser aproximados por funções de primeira ordem, o que geralmente compromete a precisão do resultado final (Souza, 2007).

A restrição ao uso das técnicas mencionadas implica no estudo de alternativas para a solução do problema de redes, como por exemplo, métodos heurísticos. Os algoritmos bio-inspirados, que são exemplos destes métodos, aparecem como ferramentas de destaque, principalmente por sua flexibilidade e robustez. A flexibilidade e robustez se dão principalmente pela forma com que os algoritmos bio-inspirados são construídos, sem premissas matemáticas fortes como linearidade, diferenciabilidade ou convexidade. Dadas estas características, existem várias aplicações destes algoritmos nos mais variados problemas relacionados a redes (Tarôco, 2010).

O Algoritmo Genético, baseado na teoria da Evolução Natural, é uma técnica de otimização que pode ser empregada na solução do problema de otimização de redes, incluindo os problemas de reconfiguração. Os primeiros estudos relacionados aos Algoritmos Genéticos começaram na década de 70 e o trabalho de Holland (1975) é considerado o ponto inicial para os estudos relacionados a estes algoritmos.

Outro algoritmo de otimização bio-inspirado baseado no comportamento de colônia de formigas (*Ant Colony Optimization - ACO*) já foi utilizado para resolver o problema de reconfiguração de redes (Pereira et al., 2006; Pereira et al., 2008).

Esta dissertação propõe o desenvolvimento e implantação de uma otimização multiobjetivo para a reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica. Os três objetivos a serem minimizados são: custo de perdas resistivas relacionada com as perdas ativas que ocorrem nas linhas de transmissão e responsável por grande parte do custo da rede, custo de falhas que estima a confiabilidade do sistema através do custo relacionada a falhas no sistema e número de manobras relacionado a velocidade do restabelecimento do fornecimento de energia. O algoritmo genético multiobjetivo base usado na implementação é o *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II - NSGA II* (Déb et al., 2002).

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 GRAFOS

Um grafo $G(V, A)$ é definido como um conjunto finito V de vértices (ou nós), um conjunto finito A de arestas (ou conexões ou ramos) e uma matriz de adjacência M_A , que associa a cada aresta $a \in A$ um par não ordenado de vértices de V (não necessariamente distintos), chamados de extremos de a (Bondy e Murty, 1976; Wilson, 1996). A Figura 1 mostra um exemplo de grafo não-direcional, $G(V,A)$, com seis vértices dados por $V = [1,2,3,4,5,6]$ e dez arestas representadas por $A = [a,b,c,d,e,f,g,h,i,j]$.

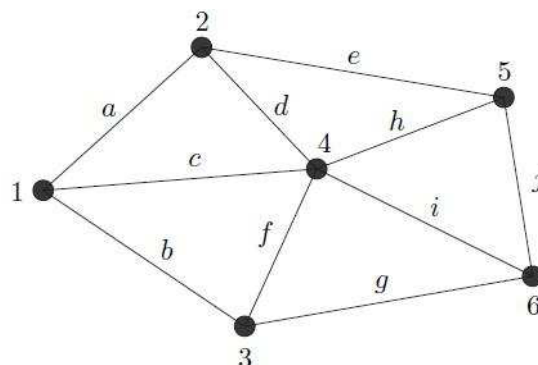


Figura 1 Exemplo de grafo

O grafo completo ou G_c para o conjunto de vértices da Figura 1 é mostrado na Figura 2.

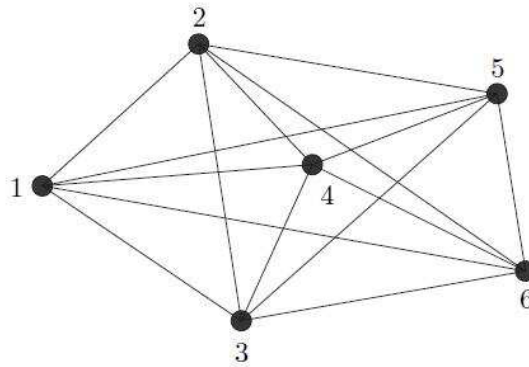


Figura 2 Grafo completo obtido para o grafo da Figura 1

A matriz de adjacência que representa um grafo completo com n nós é dada pela Equação (1). A Equação (2) determina o número de arestas (m) em G_c .

$$M_A = \begin{cases} a_{ii} = 0 \\ a_{ij} = 1 \quad \forall i \neq j \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$m = \frac{n \cdot (n - 1)}{2} \quad (2)$$

2.2 ÁRVORES

Um grafo $G(V, A)$ qualquer pode ser definido como uma árvore, se e somente se, G é um grafo conexo sem ciclos. Alguns teoremas importantes sobre árvores são transcritos abaixo:

Teorema 1: Existe um e apenas um caminho, entre qualquer par de vértices em uma árvore.

Teorema 2: Uma árvore com n vértices tem $n-1$ arestas.

As demonstrações desses teoremas podem ser encontradas em (Narsingh, 1984). A remoção ou adição de um ramo em uma árvore faz com

que ela deixe de ser árvore. A remoção de uma aresta de uma árvore faz com que ela deixe de ser conexa e a adição insere um ciclo. O Teorema 3 (Cayley, 1989) é também importante na teoria de grafos.

Teorema 3: Teorema de Cayley – Em um grafo completo G_c , com n vértices e $m = \frac{n \cdot (n-1)}{2}$ arestas, existem n^{n-2} árvores que são sub-grafos de G_c .

Pelo Teorema de Cayley, pode-se perceber que para o problema de redes representadas por grafos em árvore, o aumento do número de nós faz com que o total de redes que podem ser obtidas aumente exponencialmente.

Para a representação das redes de distribuição são utilizados grafos planares, estruturados como árvores, com arestas não-direcionadas e sem realimentação dos nós.

A Figura 3 mostra um exemplo de árvore.

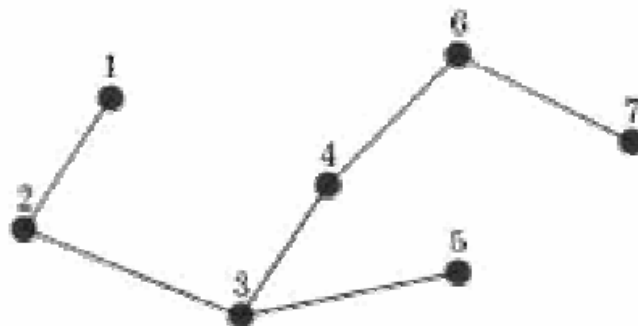


Figura 3 Exemplo de árvore

2.3 REPRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS

Em geral, o grafo completo G_c define o espaço de busca do problema de otimização de redes. Isso significa que, para o projeto de redes, cada aresta do grafo representa uma variável de decisão, que pode estar habilitada ou desabilitada. Para a reconfiguração de redes as variáveis de decisão serão as

chaves normalmente abertas(NA) e as chaves normalmente fechadas(NF), que são ramos da rede que podem ser ligados ou desligados da mesma.

O projeto de redes consiste em buscar uma árvore que seja sub-grafo de G_c e atenda às restrições técnicas do problema, ao mesmo tempo que otimiza um ou mais critérios de projeto. A reconfiguração de redes busca também de forma otimizada, uma nova árvore para o sistema quando há mudanças significativas(de topologia e/ou de carga) na rede que está em operação.

Uma possível representação da lista de conexões possíveis (ou codificação) em um problema de n nós é mostrada na Equação (3). O vetor X representa a codificação das redes tratadas neste trabalho. Se $x_i = 1$ significa que os nós referentes à conexão i estão conectados e se $x_i = 0$, não existe conexão entre eles.

$$\begin{aligned} & \text{de } 11\dots22\dots n-1 \\ & \text{para } 23\dots34\dots nx_i \in \mathbb{Z} / x_i \in [0,1] \\ & X = [x_1 \ x_2 \dots x_n \ x_{n+1} \dots x_m] \end{aligned} \quad (3)$$

onde:

m é o número de conexões possíveis.

Neste trabalho, uma conexão pode possuir valores distintos de 0 ou 1, pois elas representam o tipo de cabo a ser utilizado. Cada cabo possui características próprias. Então é utilizado a representação proposta em (Ramirez-Rosado e Bernal-Agustín, 1998). Nesta codificação, cada conexão possível pode assumir valores inteiros que variam de 0 (ausência de conexão) à t_c (nós conectados com uma conexão do tipo t_c , onde t_c é o número de tipos de conexões possíveis). Esta codificação é ilustrada na Equação (4).

$$\begin{aligned} & \text{de } 11\dots22\dots n-1 \\ & \text{para } 23\dots34\dots nx_i \in \mathbb{Z} / x_i \in [0,t_c] \\ & X = [x_1 \ x_2 \dots x_n \ x_{n+1} \dots x_m] \end{aligned} \quad (4)$$

2.4 CONTROLE DIMENSIONAL EM PROBLEMAS DE REDES

No problema de redes, o número de conexões possíveis cresce de forma quadrática com o número de nós. Isso faz com que a solução de problemas de média e grande dimensão apresente custo computacional elevado, devido ao alto número de variáveis a serem consideradas.

Para reduzir o conjunto de conexões é possível aplicar conhecimentos a priori do problema tratado. Em problemas de redes de distribuição de energia elétrica, por exemplo, devem-se ignorar conexões entre nós que se encontrem separados por acidentes geográficos, como lagos, montanhas, etc. A instalação de linhas de distribuição nesses locais é inviável tanto econômica quanto tecnicamente (Tarôco, 2010).

Para problemas de grande dimensão, a exclusão destas conexões não é suficiente. Na literatura (Miranda et al., 1994) (Ramirez-Rosado e Bernal-Agustín, 1998)(Cossi et al., 2005), o conjunto de conexões viáveis é estabelecido manualmente, baseado na experiência do projetista.

A técnica do *Controlled-Greedy Encoding* de redução dimensional da codificação do problema (Carrano et al., 2006) foi utilizada neste trabalho para redução do espaço de busca e contornar a dificuldade de se fazer a codificação do problema de redes. Esta técnica representa um procedimento automático de redução do conjunto de variáveis do problema. A aplicação deste método resulta em um número bem menor de variáveis, sendo ainda possível a aplicação do conhecimento do projetista para a exclusão de arestas inviáveis que eventualmente permaneçam após a aplicação da técnica.

2.4.1 CONTROLLED GREEDY ENCODING

Os Algoritmos Gulosos (*Greedy Algorithms*) são a base para a construção do *Controlled-Greedy Encoding* (Carrano et al., 2006). Em geral, estes algoritmos são escritos de forma a sempre conectar cada nó ao nó mais

próximo. O processo se repete, até que seja construída uma rede, que em geral é um ótimo local. Para evitar este efeito, buscou-se controlar a “gula” do algoritmo utilizando dois parâmetros:

mnv : número mínimo de nós a que cada nó pode se conectar.

mxv : número máximo de nós a que cada nó pode se conectar.

O primeiro passo é calcular a distância média de cada nó i (d_i) utilizando a Equação (5).

$$d_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n dist(i, j) \quad (5)$$

O nó com menor distância média deve se conectar com mxv nó e o nó com maior distância média deve se conectar com mnv nós. Para os nós intermediários foi proposta a utilização de uma função linear discretizada conforme Figura 4. O número de conexões admissíveis para cada nó i (nc_i) pode ser determinado usando a Equação (6).

$$nc_i = \left[\left(\frac{mnv - mxv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) \cdot (d_i - d_{\min}) + mxv \right] \quad (6)$$

onde:

$$d_{\min} = \min(d)$$

$$d_{\max} = \max(d)$$

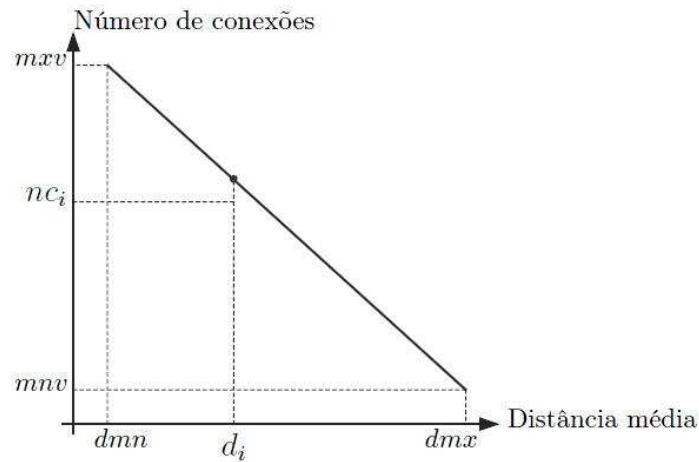


Figura 4 Distância média x Número de conexões

O procedimento da codificação é apresentado a seguir:

Para i igual a 1 até n faça

$$cn_i \leftarrow \phi;$$

$$d_i \leftarrow \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n dist(i, j);$$

$$nc_i \leftarrow \left[\left(\frac{mnv - mxv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) d_i + mxv + d_{\min} \left(\frac{mxv - mnv}{d_{\max} - d_{\min}} \right) \right];$$

Para j igual a 1 até nci faça

$$cn_i \leftarrow cn_i \cup vz_j;$$

Fim para

Fim para

2.5 FORMULAÇÃO GERAL DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

Em um problema multiobjetivo, o vetor de parâmetros que deve ser escolhido é dado por x sendo $x \in \mathbb{R}^n$. Seja $f(\cdot): \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^m$ o vetor de m funções objetivo desse problema. O conjunto de soluções eficientes X^* é descrito por:

$$X^* = \arg \min \begin{cases} f_1(x) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ f_m(x) \end{cases} \quad (14)$$

$$\text{sujeito a: } \begin{cases} g_1(x) \leq 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ g_r(x) \leq 0 \\ h_1(x) = 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ h_p(x) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

O conjunto de restrições definido em (15) forma a região na qual o problema se encontra restrito F_X . Em geral não existe um único ponto $x \in F_X$ em que $f(\cdot)$ atinge valor mínimo para todas as funções. Então:

$$X^* = \{x^* \in F_X \mid \sim \exists z \in F_X \text{ onde } f(z) \leq f(x^*) \text{ e } f(z) \neq f(x^*)\} \quad (16)$$

onde os operadores relacionais \leq e \neq são definidos para vetores $u, v \in \mathbb{R}^m$ tal que:

$$\begin{aligned} u \leq v &\Leftrightarrow u_i \leq v_i \quad \forall \quad i = 1, \dots, m \\ u \neq v &\Leftrightarrow \exists i \mid u_i \neq v_i \quad i = i, \dots, m \end{aligned} \quad (17)$$

Os pontos $x \in F_X$ que não pertencem ao conjunto X^* são ditos dominados, uma vez que há outros pontos, $z \in F_X$, tais que $f(z) \leq f(x)$ e $f(z) \neq f(x)$, o que quer dizer que $f(z)$ é melhor que $f(x)$ em pelo menos uma coordenada, sem ser pior em qualquer outra. Neste caso, z domina x . As soluções x^* que pertencem ao conjunto X^* são ditas soluções eficientes, uma vez que não são dominadas por nenhum outro ponto. Nos pontos eficientes todas as coordenadas (objetivos) não são piores em comparação com as coordenadas dos pontos não eficientes que eles dominam, mas não necessariamente em

comparação com as coordenadas de todos os pontos não eficientes. A característica que determina que um ponto seja não eficiente é que ele é dominado por algum ponto eficiente, não por todos os pontos eficientes. Portanto, a otimização multiobjetivo procura pelas soluções eficientes para o problema de otimização vetorial. O conjunto das soluções eficientes é denominado conjunto Pareto ótimo.

Com base no conjunto Pareto ótimo é que o projetista avalia o efeito da substituição de uma solução por outra, tendo em vista a perda em um objetivo com o simultâneo ganho em outro (ou outros).

2.6 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE REDES

Considerando a representação de redes apresentada na Seção 2.3 e sendo $f_c(X)$ uma função de X que se deseja minimizar, pode-se formular o problema do projeto de redes da seguinte forma:

$$X^* = \arg_x \min f_c(X) \quad (18)$$

$$\text{Sujeito a: } X \in F_x \subset G_c \quad (19)$$

onde:

F_x é o conjunto de redes factíveis;

G_c é um grafo completo.

No presente trabalho é considerado o problema multiobjetivo para reconfiguração de redes, baseado no projeto de redes de distribuição de energia elétrica descrito a seguir:

$$X^* = \arg_x \min \begin{cases} f^{mc}(N) \\ f^{fc}(N) \\ f^{nm}(N) \end{cases} \quad (20)$$

$$\text{Sujeito a: } X \in F_x \subset G_c \quad (21)$$

onde:

$f^{mc}(N)$ é o custo monetário da rede N (dado em \$)

$f^c(N)$ é o custo de faltas da rede N (dado \$)

$f^{nm}(N)$ é o número de manobras (adimensional).

A solução para o problema é obtida considerando a minimização do custo monetário, do custo de faltas da rede e do número de manobras necessárias para a reconfiguração.

2.6.1 FUNÇÃO CUSTO MONETÁRIO DA REDE

Do ponto de vista de projeto de redes de distribuição de energia elétrica três aspectos devem ser levados em consideração:

- Minimização do investimento para a instalação e/ou redimensionamento do sistema;
- Minimização dos custos com a manutenção da rede;
- Minimização das perdas de energia elétrica na rede.

Além dos três aspectos citados acima, a rede deve atender a requisitos técnicos de projeto para que ela possa operar em conformidade com a legislação estabelecida pelos órgãos reguladores. Quatro restrições devem ser obedecidas (Willis et al., 1996):

- Atendimento a todos os consumidores (todos os nós devem ter sua demanda de energia atendida);
- Manutenção da estrutura da rede (a rede deve manter sua estrutura de árvore);

- Trabalhar sob o limite de capacidade de transferência de potência das linhas de transmissão da rede;
- Atender os níveis de tensão regulamentados para cada barra do sistema.

Os três aspectos citados podem ser agregados em uma única função objetivo que representa a função custo. Esta agregação é possível porque representam grandezas econômicas e se diferem apenas no momento em que os recursos financeiros são aplicados (Ramirez-Rosado e Bernal-Austin, 1998; Carrano et al., 2006). As equações (22) e (23) representam a função objetivo e as restrições para o projeto de redes de distribuição de energia elétrica.

$$f^{mc}(N) = \sum_{i=1}^m Y_i^N \cdot IC(N_i) + \sum_{t=1}^{at} \left\{ \sum_{i=1}^m Y_i^N [MC(N_i) + LC_i] \right\} (1 - \text{int}^{rt})^{t-1} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} c_1 : \sum_{i=1}^m Y_i^N &= |V| - 1 \\ c_2 : \sum_{i=1}^m Y_i^N &\leq |S| - 1 \\ c_3 : I_i &\leq I_{\max}(N_i) \quad \forall i \in N \\ c_4 : 0.94 &\leq V_i^n \leq 1.08 \quad \forall i \in V \end{aligned} \quad (23)$$

onde:

N é a rede avaliada;

m é o número de conexões possíveis;

at é o tempo previsto para o projeto;

$f^{mc}(N)$ é o custo monetário no tempo presente da rede N (em \$);

Y_i^N é 1 se a conexão está presente na rede N ou 0 caso contrário;

N_i é o tipo de ramo utilizado na conexão i ;

$IC(N_i) = l_i \cdot brc(N_i)$ é o custo total da instalação (ou substituição) do ramo i (em \$);

$MC(N_i) = l_i \cdot mnc(N_i)$ é o custo total de manutenção do ramo i (em \$/ano);

$LC_i = 8760 \cdot l_i^f \cdot \text{en}^{tax} \cdot P_i^L$ é o custo total de perdas do ramo i (em \$/ano);

int^{rt} é a taxa de juros anual;

V é o conjunto de nós da rede N ;

S é o conjunto de nós induzido pelo conjunto de conexões N ;

I_i é a corrente no ramo i ;

V_i^n é a tensão do nó i ;

l_i é o comprimento da conexão i (em km);

$brc(N_i)$ é o custo do ramo de tipo N_i (em \$/km);

$mnc(N_i)$ é o custo de manutenção do ramo de tipo N_i (em \$/km/ano);

l^f é o fator de perda;

en^{tax} é a tarifa de energia (em \$/kWh);

P_i^L é a perda de energia no ramo i (em KW).

A função objetivo é composta de duas parcelas: a primeira corresponde aos custos fixos, compostos pelos custos com instalação (gastos quando a rede é instalada) e a segunda corresponde aos custos variáveis, compostos pelos custos de manutenção e perdas de energia (ocorrem ao longo do tempo de projeto e devem ser transformados em valor presente). Os custos de instalação e manutenção são estritamente dependentes do comprimento e do tipo de cabo utilizado nas conexões. Os custos com perdas de energia são relacionados à topologia da rede e à condição de operação considerada no projeto.

No presente trabalho a função custo monetário da rede é levada em consideração em sua totalidade (instalação, manutenção e perdas resistivas), no projeto da rede inicial a ser reconfigurada e na definição do tipo de cabo das chaves normalmente abertas (NA). Para a reconfiguração propriamente dita serão consideradas apenas as perdas resistivas na função custo monetário.

2.6.2 FUNÇÃO CUSTO DE FALTA NA REDE

A confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica é uma grandeza que deve ser considerada porque interrupções no fornecimento de energia podem ser causadores de conseqüências graves como prejuízo

financeiro da concessionária e clientes, desgaste da imagem da empresa, não atendimento de clientes prioritários (hospitais, clínicas, etc).

Desta forma, dois importantes aspectos devem ser levados em consideração no projeto e na reconfiguração das redes de distribuição de energia elétrica:

- Minimização do número de interrupções;
- Minimização do tempo das interrupções.

Estes dois aspectos podem ser agregados em uma única função que é mostrada na Equação (24). Essa função estima a confiabilidade do sistema através do custo causado por falhas no sistema.

$$f^{fc}(N) = \sum_{t=1}^{at} \left\{ \sum_{i=1}^m Y_i^N \cdot \lambda(N_i) \cdot L_i[r(N_j) \cdot P_i^A \cdot en^{tax} + fl^{tax}] \right\} (1 - int^r)^{t-1} \quad (24)$$

onde:

$f^{fc}(N)$ é o custo de falta da rede N (em \$);

$\lambda(N_i)$ é a taxa de falha do ramo de tipo N_i (em falhas/km.ano);

$r(N_j)$ é a duração média por falta do ramo de tipo N_j (em h/falha);

P_i^A é a potência ativa no ramo i (em kW);

fl^{tax} é o custo médio por falha.

Alguns trabalhos como (Miranda et al., 1994; Ching-Tzong e Guor-Rung, 2002) incluem a confiabilidade no problema de otimização, porém utilizando uma soma ponderada dos custos monetários e dos custos relacionados a falhas no sistema. Essa abordagem não é recomendada, já que torna impossível o mapeamento do conjunto Pareto.

2.6.3 FUNÇÃO NÚMERO DE MANOBRAS

O número de manobras necessárias para o restabelecimento do fornecimento nos sistemas de distribuição de energia, deve ser levado em consideração, porque está relacionado com a velocidade de restabelecimento do fornecimento de energia em casos de faltas. Quanto mais rápido o sistema for restabelecido por meio de uma reconfiguração menores serão os prejuízos causados pela interrupção do fornecimento de energia.

O número de manobras é de uma grandeza adimensional que conta a quantidade de chaves NA e NF que são acionadas em um procedimento de reconfiguração conforme descrito na equação (25) abaixo:

$$f^{nm}(N) = \sum_{i=1}^{NNA} X_i^N + \sum_{i=1}^{NNF} Y_i^N \quad (25)$$

onde:

$f^{nm}(N)$ é o número de manobras realizadas na rede N (adimensional)

NNA é o número de chaves NA

NNF é o número de chaves NF

X_i^N é 1 se a conexão está presente na rede N ou 0 caso contrário;

Y_i^N é 0 se a conexão está presente na rede N ou 1 caso contrário;

2.7 ALGORITMOS BIO-INSPIRADOS

Os algoritmos bio-inspirados (AE's) possuem funcionamento simples e não mostram significativas dificuldades para serem implementados computacionalmente. Isto justifica sua grande aceitação no âmbito da otimização. Exemplos de algoritmos bio-inspirados são: Algoritmos Genéticos (GA's) (Goldberg, 1989), Algoritmos de Colônia de Formigas – *Ant Colony Algorithms* (Dorigo et al., 1996; Dorigo and Gambardella, 1997; Dorigo et

al., 1999) e Sistemas Imunológicos Artificiais (de Castro and Timmis, 2003; de Castro and Von Zuben, 2002; de Castro, 2001).

Quanto à aplicação de algoritmos bio-inspirados em problemas de redes de energia elétrica, pode-se citar:

- *Algoritmos Genéticos:*

- Projeto de redes de distribuição (Soares, 2001; Ramírez-Rosado and Bernal-Agustín, 1998);
- projeto de redes de transmissão de energia (Chung et al., 2003; Duan & Yu, 2002);
- Posicionamento de subestações associado ao projeto da topologia do sistema utilizando GA's híbridos (Carrano et al., 2005; Carrano et al., 2007b);
- Planejamento do *scheduling* da expansão do sistema utilizando uma meta-heurística que associa um Algoritmo Genético a um método de programação dinâmica (Carrano et al., 2008);
- Comparação entre algoritmos genéticos e algoritmos de formigas na reconfiguração de redes de distribuição (Pereira et al., 2008);
- Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos genéticos (Souza et al., 2008)

- *Algoritmos de Colônias de Formigas:*

- Projeto de redes de distribuição de energia elétrica (Gómez et al., 2004).
- Reconfiguração de sistemas de distribuição para redução de perdas ativas baseada no comportamento de colônia de formigas (Pereira et al., 2006)
- Metaheurística colônia de formigas aplicado na reconfiguração de sistemas de distribuição (Pereira et al., 2008)
- Reconfiguração de sistemas de distribuição utilizando colônia de formigas (Guerra et al., 2008)

- *Sistemas Imunológicos Artificiais:*

- Projeto de redes de distribuição de energia elétrica com incertezas na evolução da carga. (Souza, 2007; Carrano et al., 2007a; Souza et al., 2008)

As características de exploração do espaço de busca no aspecto global e local fazem dos algoritmos bio-inspirados ferramentas de busca global robustas e efetivas quando se deseja encontrar um mínimo global aproximado (Wanner, 2006). Por outro lado, a convergência e precisão nos estágios finais do processo de busca são prejudicados, já que pouca informação nova é incorporada através dos mecanismos de busca local ao passo que os mecanismos de busca global introduzem informações com perturbações muito fortes impossibilitando a convergência com alta precisão (Jong, 1993; Mitchell, 1996; Goldberg and Voessner, 1999).

Existem algoritmos bio-inspirados que são combinados com um método de busca local. Estes algoritmos surgiram para tornar os AE's ferramentas capazes de fazer a busca global por todo o espaço de busca e, ainda, permitir ao algoritmo encontrar soluções mais precisas e robustas. Estes algoritmos híbridos recebem o nome de Algoritmos Meméticos, Algoritmos Lamarkianos, Algoritmos Baldwinianos, Algoritmos Culturais, Busca Local Genética, etc. (Goldberg and Voessner, 1999; Davis, 1991).

2.7.1 ALGORITMO GENÉTICO MONO-OBJETIVO

A estrutura básica de um Algoritmo Genético é apresentada abaixo.



Figura 5 Estrutura básica de um algoritmo genético

Alguns aspectos importantes dessa estrutura são descritos a seguir, adaptados de (Fonseca, 1995).

População

A população nos GA's deve ser considerada em dois níveis: fenótipo e genótipo. O fenótipo de cada indivíduo representa o mesmo em um domínio codificado, onde o algoritmo atua. Qualquer estrutura conveniente pode ser utilizada para codificar o fenótipo em genótipo (Rothlauf, 2005). Na maior parte dos casos, os genótipos são construídos através de seqüências de bits, o que tem como inspiração as seqüências genéticas contidas em cromossomos biológicos (Goldberg, 1989).

Avaliação da Função Fitness

Todos os indivíduos da população são avaliados através da função objetivo que define o problema. Os valores da função objetivo calculados são utilizados para atribuição da *fitness*. Dá-se aos indivíduos mais fortes, maior chance de sobreviver e conseqüentemente gerar descendentes. A melhoria da população é conseqüência da repetida seleção dos indivíduos mais aptos, que tem maior chance de produzir bons descendentes (Fonseca, 1995).

Seleção

Nos GA's, a seleção é geralmente realizada de forma estocástica. O método mais utilizado é a roleta estocástica (do inglês, *Roulette Wheel Selection* ou *RWS*) Goldberg (1989). Este método consiste de uma seqüência de eventos de seleção independentes, onde a probabilidade de o indivíduo ser selecionado é proporcional à sua *fitness*. Cada *slot* da roleta referente a cada indivíduo é proporcional à sua *fitness*. São realizadas N seleções independentes.

Como a roleta estocástica provoca polarizações na seleção, Baker (1987) propôs um método de seleção chamado amostragem universal

estocástica (do inglês, *Stochastic Universal Sampling* ou *SUS*). Neste método, a área de cada *slot* da roleta referente a cada indivíduo é proporcional à sua *fitness*. A diferença em relação ao método RWS, é que no SUS, é realizada uma única seleção, com uma roleta composta por N ponteiros igualmente espaçados.

O Torneio (do inglês, *Tournament Selection* ou *TS*) Hancock (1994), é outro método utilizado para seleção nos GA's. Para cada passo da seleção são extraídos dois ou mais indivíduos da população e o melhor deles é selecionado.

Cruzamento

No cruzamento, os genótipos de dois indivíduos “pais” são combinados para a criação de dois novos indivíduos “filhos”. Espera-se que estes indivíduos tragam informações herdadas dos pais.

Mutação

Na mutação, o genótipo de cada indivíduo é modificado conforme alguma regra probabilística. Como normalmente apenas uma pequena parte do genótipo é modificada, pequenas modificações no fenótipo são geradas. Assim, o indivíduo resultante herda a maior parte das características do pai.

Critério de parada

Alguns critérios para análise de convergência dos GA's podem ser citados:

- Obtenção do ótimo conhecido;
- Estabilização do valor da função objetivo;
- Execução de um número pré-determinado de gerações ou avaliações de função objetivo.

2.7.2 ALGORITMO GENÉTICO MULTIOBJETIVO

Muitos problemas reais envolvem a otimização de vários objetivos ao mesmo tempo que, em geral, são conflitantes. Com isso, não existe uma solução que é a melhor em relação a todos os objetivos simultaneamente. Existem soluções que são melhores que todas as outras em pelo menos um objetivo e não são dominadas por nenhuma outra solução. Estas são as chamadas soluções Pareto ótimas ou soluções não dominadas (Chankong e Haimes, 1983; Hans 1988; Srinivas e Deb, 1994). As soluções restantes são as soluções dominadas. Todas as soluções do conjunto Pareto ótimo podem ser soluções aceitáveis para o problema e escolher entre uma delas requer conhecimento do problema.

Uma razoável maneira de se resolver problemas complexos de otimização multiobjetivo é o uso de métodos capazes de evoluir um conjunto de soluções paralelamente, como por exemplo, os algoritmos bio-inspirados.

Os algoritmos bio-inspirados podem ser utilizados para solução de problemas discretos e contínuos. Em problemas discretos, o conjunto Pareto é formado por pontos isolados ao invés de uma curva contínua, o que se deve à descontinuidade do espaço de parâmetros. Problemas de reconfiguração de redes multiobjetivo apresentam conjuntos de soluções com estas características.

O primeiro Algoritmo Genético multiobjetivo implementado e testado foi o chamado *Vector Evaluated Genetic Algorithm* (VEGA) desenvolvido por Schaffer em 1984 (Schaffer, 1984). Neste algoritmo, o processo de seleção é modificado. Em cada geração, um número de sub-populações é gerado através de uma seleção proporcional de acordo com cada objetivo em questão. Assim, para um problema com q objetivos, q sub-populações de tamanho N/q são geradas, sendo N o tamanho da população. Estes indivíduos são agrupados para se obter uma nova população de tamanho N para então serem aplicados os processos de cruzamento e mutação. Durante algumas gerações o algoritmo é eficiente, mas, em alguns casos, ele se torna tendencioso em direção a alguns indivíduos ou regiões.

Um método para minimizar o problema encontrado no VEGA é utilizar a técnica de *sharing* (compartilhamento) e *nondominated sorting* (Goldberg, 1989). A técnica do *nondominated sorting* se constitui basicamente em dividir a população em '*fronts*' baseada na relação de dominância entre os indivíduos.

Baseados na idéia de Goldberg, Fonseca e Fleming (1993) propuseram o MOGA (*Multiobjective Optimization Genetic Algorithm*) e Srinivas e Deb (1994) propuseram o NSGA (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm*).

No MOGA (Fonseca e Fleming, 1993) a idéia do *nondominated sorting* é implementada utilizando os chamados valores de '*ranks*' para os indivíduos da população. Isto é feito da seguinte maneira: a todos os indivíduos não dominados é atribuído '*rank*' 1. Os '*ranks*' para os outros indivíduos são calculados da seguinte forma: para cada indivíduo é calculado o número de pontos que o dominam e o valor do seu '*rank*' é igual a este número mais 1. Este processo é repetido para todos os indivíduos da população que não pertencem ao '*rank*' 1. Depois deste processo existirá um número de pontos que terá o mesmo valor de '*rank*'. No processo de seleção, de acordo com o valor do '*rank*', blocos de indivíduos são selecionados ou excluídos. Este processo faz com que haja uma pressão de seleção muito grande que pode levar a uma convergência prematura do algoritmo (Goldberg e Deb, 1991). No MOGA é usado um processo de formação de nicho que distribui a população na região do Pareto. Mas, o processo de *sharing* não é feito no espaço de parâmetros e sim no espaço de objetivos, o que pode levar a uma não diversidade no espaço de parâmetros. Além disso, o MOGA pode não encontrar múltiplas soluções em problemas onde diferentes pontos do conjunto Pareto ótimo correspondem ao mesmo valor de função objetivo (Srinivas, 1994).

No NSGA, antes de aplicar o processo de seleção, a população é dividida em '*fronts*' baseados no conceito de dominância. Todos os indivíduos não dominados da população constituem o primeiro '*front*' e um valor "falso" de *fitness* é associado a eles. Para manter diversidade na população os valores de *fitness* desses indivíduos são então compartilhados. O compartilhamento (*sharing*) é conseguido através da seleção, usando valores de *fitness* obtidos dividindo o valor de *fitness* original de um indivíduo por uma quantidade proporcional ao número de indivíduos ao redor dele. Depois do processo de

compartilhamento, os indivíduos pertencentes ao primeiro *'front'* são temporariamente descartados da população e então os indivíduos não dominados são novamente encontrados, constituindo o segundo *'front'*. Aos indivíduos do segundo *'front'* um valor de *fitness* é associado, menor que o valor mínimo do *fitness* compartilhado do *'front'* anterior. Este processo é repetido até que toda a população seja dividida em *'fronts'*. O processo de seleção roleta estocástica é utilizado. Os indivíduos pertencentes ao primeiro *'front'* vão possuir maior número de cópias. Isto resulta em uma convergência mais rápida da população em direção a regiões não dominadas e o processo de compartilhamento ajuda a distribuir a população nesta região.

Com o passar dos anos algumas críticas surgiram em relação ao NSGA:

- Elevada complexidade computacional do processo *nondominated sorting*;
- Falta de elitismo;
- Necessidade de especificar o valor do parâmetro de *sharing* (compartilhamento).

Para solucionar os problemas encontrados no NSGA, uma versão mais aprimorada foi proposta: o NSGA – II (Deb et al., 2002). Neste algoritmo foram propostas três novas técnicas: *fast nondominated sorting*, *crowding distance* e o operador *crowded comparison*.

2.7.2.1 O ALGORITMO NSGA-II

As novas técnicas propostas no NSGA-II são descritas a seguir.

1 - *Fast Nondominated Sorting*

Na técnica do *fast nondominated sorting* para cada indivíduo p pertencente à população P , dois parâmetros são calculados:

- a - contador de dominância n_p (o número de soluções que dominam a solução p);
- b - o conjunto de soluções que a solução p domina (S_p).

Para cada solução não dominada que compõe o primeiro “*front*” (“*rank*” = 1), é feito o contador de dominância igual a zero. Para cada solução p com $n_p=0$, cada membro q do seu conjunto S_p é visitado e seu contador de dominância é reduzido de uma unidade. Se para determinado membro q o contador de dominância se torna zero ele é armazenado em uma lista Q . Estes membros pertencem então ao segundo “*front*” (“*rank*” = 2). Este procedimento é repetido para cada membro de Q e o terceiro “*front*” (“*rank*” = 3) é encontrado. Este processo é repetido até que todos os “*fronts*” são encontrados.

O procedimento do *fast nondominated sorting* é descrito abaixo:

Fast-non-dominated sorting

Para cada $p \in P$

$$S_p = \phi$$

$$n_p = 0$$

para cada $q \in P$

se p domina q

se $(p \prec q)$ então

Adicione q ao conjunto de soluções dominadas por p

$$S_p = S_p \cup \{q\}$$

Caso contrário se $(p \prec q)$ então

$$n_p = n_p + 1$$

Incremente o contador de dominância de p

se $(n_p = 0)$ então

p pertence ao primeiro *front*

$$p_{\text{rank}} = 1$$

$$F_1 = F_1 \cup \{p\}$$

$i = 1$

Inicialize o contador de *front*

enquanto $F_i \neq \phi$

$$Q = \phi$$

Usado para armazenar os membros do próximo *front*

para cada $p \in F_i$

para cada $q \in S_p$

$$n_q = n_q - 1$$

se($n_q = 0$) então

q pertence próximo ao “front”

$$q_{\text{rank}} = i + 1$$

$$Q = Q \cup \{q\}$$

$$i = i + 1$$

$$F_i = Q$$

2 – Crowding Distance

Para estimar a densidade de soluções ao redor de uma determinada solução é calculada a distância média de duas outras soluções, uma em cada lado da solução em questão, ao longo de cada objetivo. Esta quantidade, i_{distance} , é uma estimativa do perímetro do cubóide formado usando os vizinhos mais próximos da solução como seus vértices. Esta medida é chamada *crowding distance*. Na Figura 6 a medida da *crowding distance* da solução i no seu “front” (marcado em círculos coloridos) é a média do comprimento do lado do cubóide mostrado em tracejado.

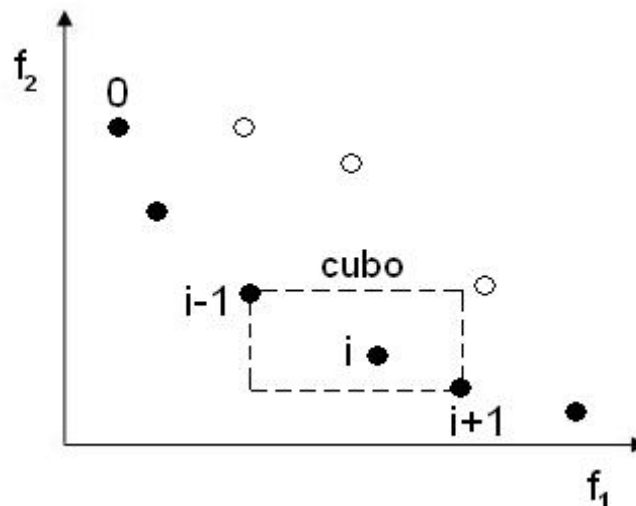


Figura 6 Cálculo da Crowding Distance. Os pontos marcados com círculos cheios pertencem ao mesmo front

Para o cálculo da medida da *crowding distance* as soluções devem ser ordenadas de acordo com o valor de cada objetivo em ordem crescente. Para cada função objetivo os valores das extremidades são feitos igual a infinito.

- 1 - uma população inicial P_1 de tamanho N é criada de forma aleatória.
- 2 - P_1 é dividida em “fronts” utilizando o *fast nondominated sorting*.
- 3 - é utilizada a técnica de torneio para seleção da população e operadores de recombinação e mutação para criação de uma população de arquivo Q_1 de tamanho N .

A partir da geração $i > 1$ as etapas são as seguintes:

- 1 - uma população $R_i = P_{i-1} \cup Q_{i-1}$ é formada tendo tamanho $2N$.
- 2 - R_i é dividida em “fronts” utilizando o *fast nondominated sorting* para a obtenção da população P_i de tamanho N . Se o número de soluções pertencentes ao primeiro “front” for menor que N , todas as soluções desse “front” farão parte da nova população e os outros indivíduos da população serão escolhidos dos fronts subsequentes. Para escolher as soluções quando o tamanho do “front” for maior que o número de soluções necessário, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas.
- 3 - a nova população P_i é usada para seleção, cruzamento e mutação para criar a nova população de arquivo Q_i de tamanho N .

2.7.2.2 ALGORITMO NSGA-II APLICADO A RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

O Algoritmo NSGA-II é utilizado neste trabalho para a obtenção de redes que atendam às especificações da reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica. A seqüência de operações realizadas é descrita nas etapas do pseudo-código a seguir.

1-Inicialmente é reduzido o espaço de busca utilizando o método controlled greedy encoding. Após isso ainda é retirado possíveis arestas que não farão parte do sistema, deixando o indivíduo com tamanho $m = ((n-1) + nNA) - nfalhas$, onde m é o tamanho do vetor que representa a rede, n é o número de nós, nNA é o número de aresta NA e $nfalhas$ é o número de falhas. Com isso é gerada a população inicial de tamanho definido constituindo as possíveis soluções para o problema. Para geração desta população é utilizado

o algoritmo Kruskal com adaptação para reconfiguração fazendo com que tenha aleatoriedade apenas nas chaves NA e NF do sistema. Basicamente a adaptação na seqüência seguida pelo algoritmo de Kruskal para formação da rede é feita da seguinte maneira,: Primeiramente fechando as linhas de transmissão e após isso aleatorizando as arestas que funcionaram como chaves NA e NF e fechando-as para formar uma rede conexa;

2-É então feita a avaliação desta população para cada um dos objetivos considerados no problema. As soluções factíveis são selecionadas, sendo estas as que não violam alguma restrição do problema;

3-A população de arquivo inicial é formada pelo conjunto Pareto levando em consideração estas soluções;

4-A população Q presente no NSGA-II é criada através da seleção das redes pertencentes à população utilizando o operador *crowded comparison*;

5-Esta população que é criada sofre cruzamento e mutação também adaptados ao problema de reconfiguração para a escolha dos tipos de cabos que foram decididos anteriormente a reconfiguração. Ou seja após o procedimento de cruzamento, onde basicamente duas redes são selecionadas e são trocados ramos entre elas gerando dois novos indivíduos e mutação que uma rede é selecionada e alterado um ramo desta é feito um procedimento para verificação dos tipos de cabos utilizados se obedecem os tipos de cabos decididos anteriormente;

6-A população Q após passar pelas operações de cruzamento e mutação é avaliada para cada um dos objetivos e selecionadas as soluções de Q que não violam alguma restrição;

7-O conjunto Pareto é obtido, o conjunto destas soluções é dividida em *fronts* utilizando o *fast nondominated sorting* e assim cada solução recebe um valor de “*rank*” de acordo com o “*front*” a que pertence e a população de arquivo é atualizada;

8-Depois disso é feito uma verificação do tamanho da população de arquivo. Caso a população de arquivo seja maior que um valor especificado, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas, até que o tamanho desejado da população de arquivo seja atingido;

9-A partir da segunda geração do algoritmo, a população de redes deve ser atualizada agrupando a população da geração anterior com a população Q.

As soluções factíveis são seleccionadas. Esta nova população é dividida em “*fronts*”, cada solução recebendo um valor de “*rank*”, e a nova população é formada através da seleção das soluções com menores valores de “*rank*” até que o tamanho máximo da população seja atingido. Caso o número de soluções presentes em determinado “*rank*” seja maior que o número de soluções que deva ser selecionado, as soluções com maior valor de *crowding distance* são escolhidas. Nesta etapa é dada prioridade às redes que não violam restrições para compor a nova população. As redes que possuem alguma violação recebem um valor de “*rank*” maior que o máximo “*rank*” definido para as redes que não violam restrições. Assim estas redes só serão escolhidas para formarem a nova população caso o tamanho máximo da população não seja atingido.

Ao final da execução do algoritmo a população de arquivo é formada pelo conjunto de redes que são soluções eficientes para a reconfiguração de redes de distribuição de energia.

3 EXPERIMENTOS PARA OBTENÇÃO DO DIÂMETRO DOS CABOS RESERVA

Este capítulo trata dos experimentos feitos no algoritmo para obtenção do projeto da rede inicial e do tipo de cabo reserva a ser utilizado nos dois casos de 21 barras e de 100 barras.

3.1 CASO 21 BARRAS

A rede inicial de 21 nós a ser tratada neste item é mostrada na figura 7. Ela foi obtida por meio de uma otimização que usou um algoritmo genético mono-objetivo. O objetivo minimizado foi o custo monetário total da rede que inclui a manutenção, instalação e perdas, simulando sistemas antigos de distribuição de energia elétrica que minimizavam apenas o custo monetário da rede. O critério de parada utilizado foi o número de avaliações de função sem melhora do valor da função objetivo, estipulado para um milhão. O número dos nós são indicados entre parênteses e o número no meio da aresta que faz a ligação entre os nós indica o tipo de cabo. Foram utilizados 9 diferentes tipos de cabos cujas características são mostradas na tabela 1. A subestação é o nó 1 indicado por um quadrado, os outros nós são indicados por círculos.

Tabela 1 Características dos tipos de condutores

Tipo de condutor	Resistência (Ω /km)	Reatância (Ω /km)	Potência nominal (kW)
1	0.4853	1.6118	2817
2	0.4679	1.0145	3776
3	0.4505	0.6375	5115
4	0.4428	0.5205	5975
5	0.4331	0.4019	6860
6	0.4237	0.3184	7983
7	0.4026	0.2006	10828
8	0.3037	0.8220	4278
9	0.2567	0.2646	8652

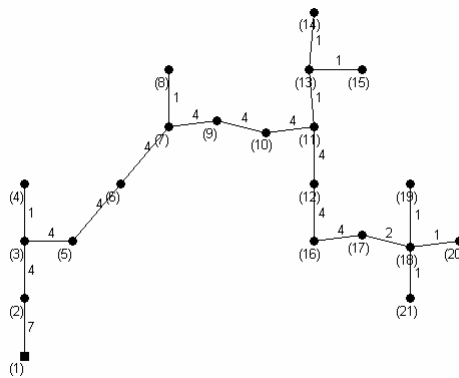


Figura 7 Projeto da rede inicial 21 barras

A partir da rede inicial foram definidas, para uso no procedimento de reconfiguração, as arestas que funcionarão como chaves NF (normalmente fechadas). Estas arestas estão mostradas na figura 8 e são detalhadas na tabela 2. Elas contemplam a saída da subestação e o começo dos corredores da rede com maior número de nós.

Tabela 2 Chaves NF do sistema 21 barras

	NF1	NF2	NF3	NF4
1º NÓ	1	3	7	11
2º NÓ	2	5	9	12

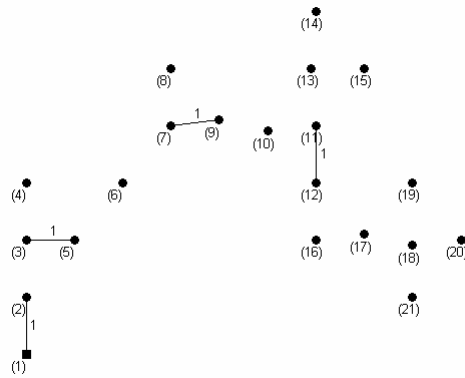


Figura 8 Chaves NF do sistema 21 barras

Os ramos que funcionarão como chaves NA (normalmente abertas) também foram definidas a partir da rede inicial. Elas foram alocadas no final dos corredores de maneira que um corredor possa, quando necessário, ser conectado a outro. Elas foram também alocadas próximas à subestação para que sejam uma alternativa de fluxo de potência que evite a interrupção da energia para todo o sistema. Os ramos NA são mostrados na figura 9 e detalhados na tabela 3.

Tabela 3 Chaves NA do sistema 21 barras

	NA1	NA2	NA3	NA4	NA5	NA6	NA7	NA8	NA9	NA10
1º NÓ	1	4	5	7	8	10	11	14	15	20
2º NÓ	5	5	7	10	9	12	16	15	19	21

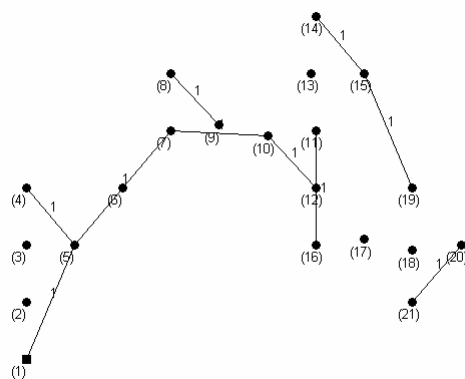


Figura 9 Chaves NA do sistema 21 barras

O tipo de cabo a ser utilizado nas arestas NF são os mesmos que estão na rede inicial. Para o caso dos ramos NA a escolha do tipo de cabo é feita por meio de uma otimização multiobjetivo. Até então era comum o uso do cabo

mais caro, com maior diâmetro e mais protegido; ou do cabo mais barato, que podia falhar em sua capacidade de suportar, correntes um pouco maiores. Ambos os casos podem trazer prejuízos significativos para a concessionária. A otimização multiobjetivo usada aqui minimiza o custo monetário total da rede (instalação, manutenção e perdas), custo de falhas e número de manobras. A otimização é feita a partir da retirada de cada uma das linhas do sistema, uma de cada vez, simulando falhas na rede. Para cada falta simulada o algoritmo de otimização promoverá reconfigurações da rede que fará uso dos cabos disponíveis nos ramos NA. O tipo de cabo usado em cada uma das arestas NA durante todo o procedimento de otimização será armazenado em uma matriz onde as linhas representam o tipo de cabo e as colunas representam as arestas NA do sistema. A tabela 4 mostra a matriz obtida ao final do procedimento de otimização. O tipo de cabo que é escolhido para cada aresta NA é aquele que aparece o maior número de vezes na matriz. Se houver empate é escolhido o cabo de maior potência nominal.

Tabela 4 Contagem dos tipos de cabos para cada chave NA 21 barras

	NA1	NA2	NA3	NA4	NA5	NA6	NA7	NA8	NA9	NA10
TC1	0	7	0	0	4	6	1	13	14	13
TC2	0	5	0	0	5	25	1	7	1	0
TC3	0	4	0	0	6	26	2	12	12	8
TC4	3	8	1	1	6	19	3	5	6	9
TC5	3	0	2	2	1	14	1	2	1	2
TC6	3	0	2	2	1	7	1	5	3	1
TC7	5	0	2	3	1	11	1	1	6	1
TC8	64	13	5	20	4	5	4	12	15	13
TC9	153	6	17	130	3	74	10	12	14	4

A figura 10 mostra a rede inicial com os cabos já selecionados para as arestas NA após o procedimento de otimização descrito.

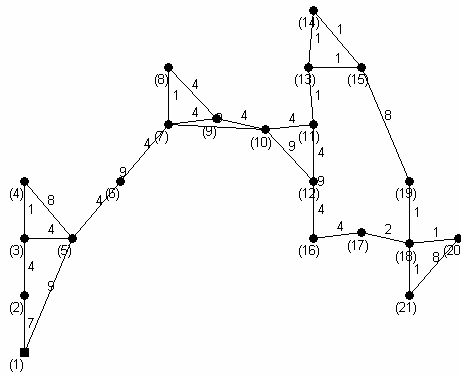


Figura 10 Sistema completo com seus respectivos tipos de cabos 21 barras

3.2 CASO 100 BARRAS

A rede inicial de 100 nós a ser tratada neste item é mostrada na figura 11. Ela foi obtida por meio de uma otimização que usou um algoritmo genético mono-objetivo. O objetivo minimizado foi o custo monetário total da rede que inclui a manutenção, instalação e perdas. O critério de parada utilizado foi o número de avaliações de função sem melhora do valor da função objetivo, estipulado para um milhão. Os nós, ramos e subestação são indicados da mesma maneira que no item anterior. Os tipos de cabos também são os mesmos e possuem as mesmas características citadas no item anterior.

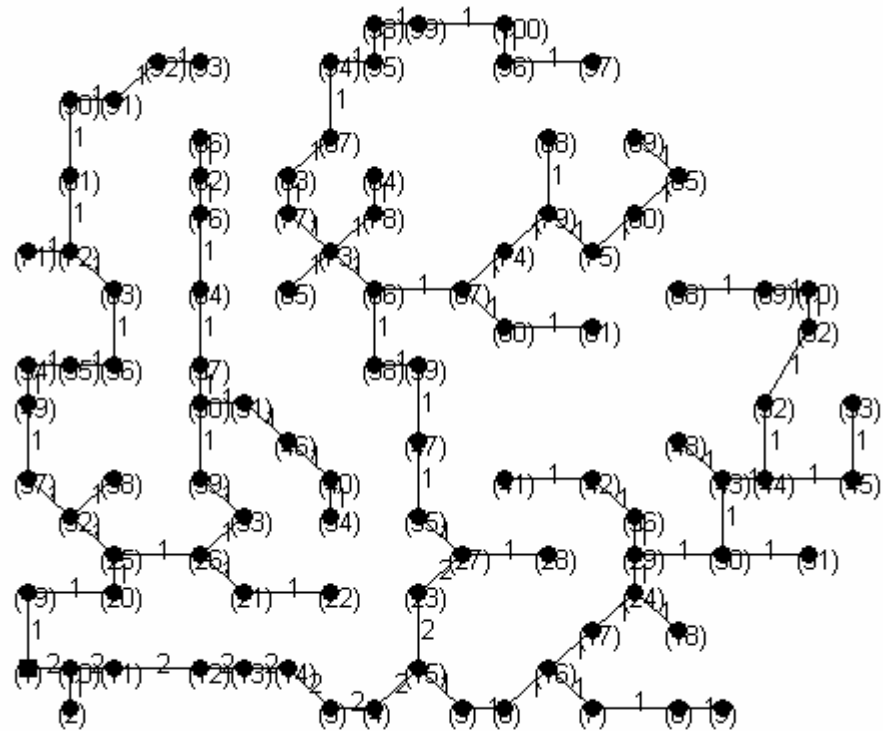


Figura 11 Projeto da rede inicial 100 barras

A partir da rede inicial foram definidas, para uso no procedimento de reconfiguração, as arestas que funcionarão como chaves NF(normalmente fechadas). Estas arestas estão mostradas na figura 12 e são detalhadas na tabela 5. Elas contemplam a saída da subestação e o começo dos corredores da rede com maior número de nós.

Tabela 5 Chaves NF do sistema 100 barras

	NF1	NF2	NF3	NF4	NF5	NF6	NF7	NF8	NF9	NF10	NF11	NF12	NF13	NF14
1º NÓ	1	1	5	7	26	27	29	32	44	50	67	72	73	75
2º NÓ	10	19	15	16	33	35	36	37	52	57	74	81	77	79

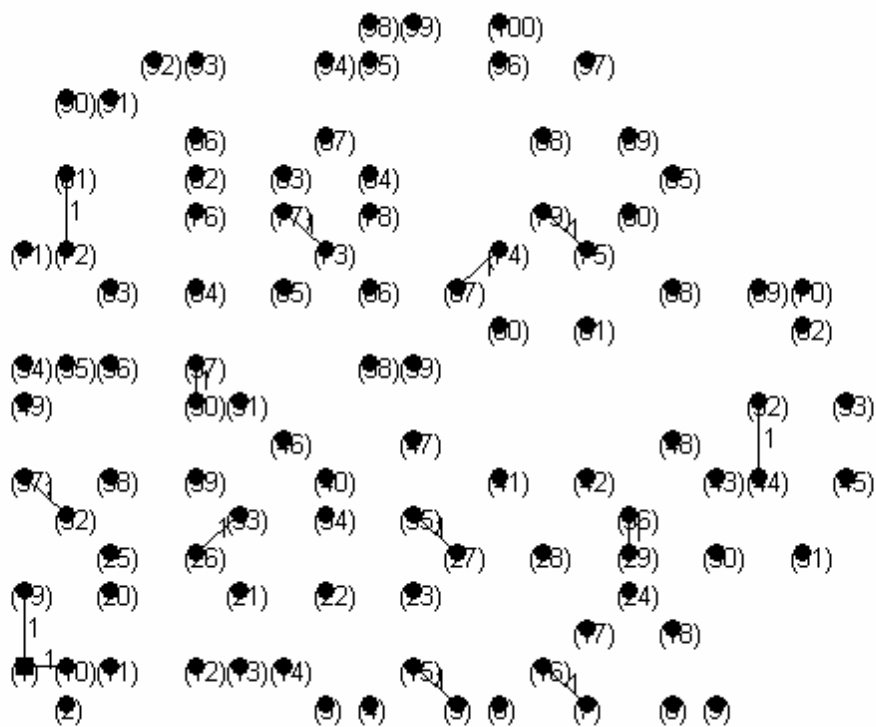


Figura 12 Chaves NF do sistema 100 barras

Os ramos que funcionarão como chaves NA (normalmente abertas) também foram definidas a partir da rede inicial. Elas foram alocadas no final dos corredores de maneira que um corredor possa, quando necessário, ser conectado a outro. Elas foram também alocadas próximas à subestação para que sejam uma alternativa de fluxo de potência que evite a interrupção da energia para todo o sistema. Os ramos NA são mostrados na figura 13 e detalhados na tabela 6.

Tabela 6 Chaves NA do sistema 100 barras

	NA1	NA2	NA3	NA4	NA5	NA6	NA7	NA8	NA9	NA10	NA11	NA12	NA13
1º NÓ	1	9	10	14	22	28	31	53	61	68	86	89	93
2º NÓ	2	18	19	22	34	41	45	62	75	85	93	97	94

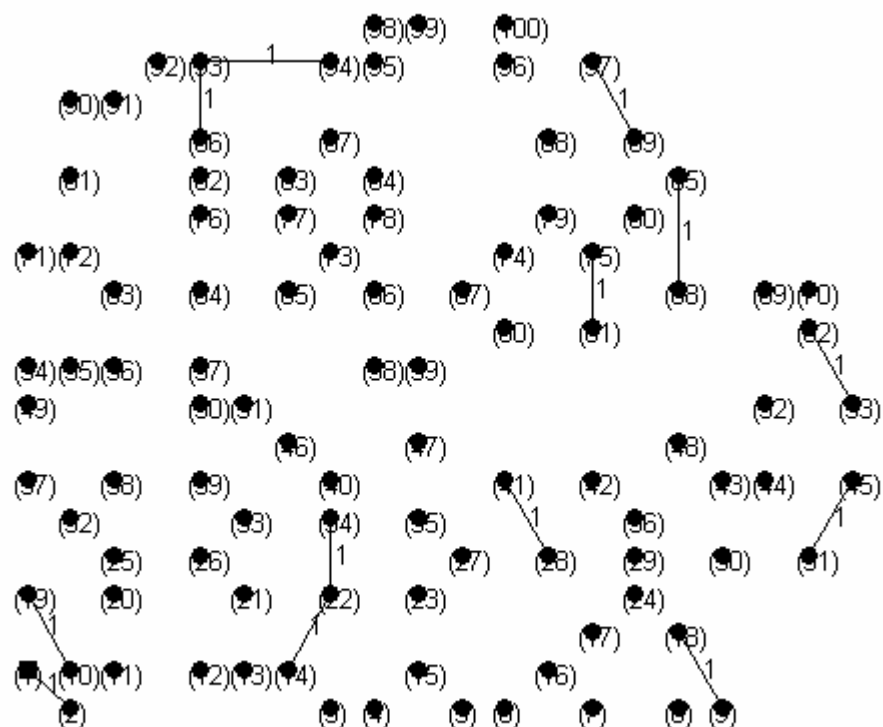


Figura 13 Chaves NA do sistema 100 barras

O tipo de cabo a ser utilizado nas arestas NF são os mesmos que estão na rede inicial. Para o caso dos ramos NA a escolha do tipo de cabo é feita por meio de uma otimização multiobjetivo. Até então era comum o uso do cabo mais caro, com maior diâmetro e mais protegido; ou do cabo mais barato, que podia falhar em sua capacidade de suportar, correntes um pouco maiores. Ambos os casos podem trazer prejuízos significativos para a concessionária. A otimização multiobjetivo usada aqui minimiza o custo monetário total da rede (instalação, manutenção e perdas), custo de falhas e número de manobras. A otimização é feita, neste caso, a partir da retirada das linhas do sistema por amostragem, uma de cada vez, simulando falhas na rede. Para cada falta simulada o algoritmo de otimização promoverá reconfigurações da rede que fará uso dos cabos disponíveis nos ramos NA. O tipo de cabo usado em cada uma das arestas NA durante todo o procedimento de otimização será armazenado em uma matriz onde as linhas representam o tipo de cabo e as colunas representam as arestas NA do sistema. A tabela 7 mostra a matriz obtida ao final do procedimento de otimização. O tipo de cabo que é escolhido

para cada aresta NA é aquele que aparece o maior número de vezes na matriz. Se houver empate é escolhido o cabo de maior potência nominal.

Tabela 7 Contagem dos tipos de cabos para cada chave NA 100 barras

	NA1	NA2	NA3	NA4	NA5	NA6	NA7	NA8	NA9	NA10	NA11	NA12	NA13
TC1	4	8	2	4	12	12	2	24	18	13	24	6	30
TC2	8	14	4	2	10	13	0	4	10	6	26	5	40
TC3	2	7	7	11	13	4	6	4	16	3	21	2	25
TC4	5	6	3	8	4	29	1	6	10	3	27	8	23
TC5	1	10	3	10	5	13	4	3	11	14	12	7	30
TC6	9	8	2	4	6	9	0	3	16	6	26	1	14
TC7	2	2	3	4	14	7	2	2	2	6	14	16	13
TC8	5	13	28	5	5	35	8	9	11	11	49	11	55
TC9	2	5	21	2	11	18	2	0	17	13	38	8	34

A figura 14 mostra a rede inicial com os cabos já selecionados para as arestas NA após o procedimento de otimização descrito.

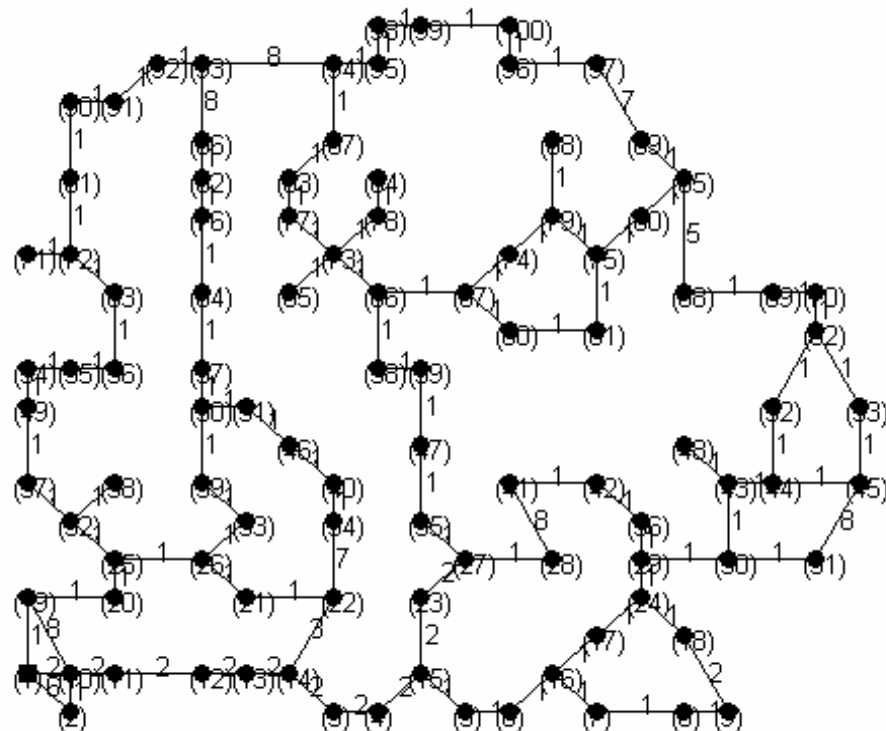


Figura 14 Sistema completo com seus respectivos tipos de cabos 100 barras

4 RESULTADOS E ANÁLISE DE RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados e comentados todos os resultados de reconfiguração a partir dos sistemas iniciais de distribuição de energia elétrica de 21 barras e de 100 barras descritos no capítulo anterior. Serão simuladas falhas em alguns ramos das redes e mudanças no perfil de carga em alguns nós. As falhas simuladas sugerem situações bem específicas como a retirada de um ramo da rede ou falha devido a algum motivo que não seja curto-circuito na linha. As mudanças no perfil de carga vão se dar em nós aleatórios da rede para simular um aumento de carga local devido, por exemplo, à implantação de uma indústria. E vão se dar também em nós folha da rede para simular de forma simplificada, uma expansão da rede de distribuição. Serão consideradas três funções objetivo a serem minimizadas: função custo monetário da rede(FMC), função custo de falhas(FFC) e função número de manobras(FNM). Na função custo monetário da rede, serão considerados apenas os custos relacionados às perdas resistivas.

4.1 SIMULAÇÃO DE FALHAS PARA O SISTEMA DE 21 BARRAS

Serão consideradas duas falhas para o sistema de 21 barras: uma falha no ramo entre os nós 7 e 9, em uma região mais central e uma falha no ramo entre os nós 11 e 12 em uma região mais próxima do final da rede. Essas regiões são as mais prováveis de ocorrerem falhas, uma vez que a quantidade

de linhas mais afastadas da subestação é muito maior que a quantidade de linhas próximas à subestação. Foi realizado um teste de repetibilidade, simulando a mesma falha no ramo entre os nós 7 e 9, duas vezes, para o mesmo número de avaliações de função objetivo, estipulado para duas mil. As mesmas redes com os mesmos valores de funções objetivo foram encontradas. Talvez isto se deva ao fato de o espaço de busca extremamente reduzido na reconfiguração tratada neste caso. Simulação das falhas nos ramos entre os nós 7 e 9 e entre os nós 11 e 12 serão descritas nos itens 4.1.1 e 4.1.2 a seguir.

4.1.1 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 7 E 9

Quando é simulada a retirada do ramo que está entre os nós 7 e 9 do sistema inicial de 21 barras, a otimização para as três funções objetivo consideradas leva a um conjunto de Pareto com 6 soluções não dominadas. A tabela 8 mostra os valores das funções objetivo das soluções do conjunto de Pareto da otimização considerada aqui. A figura 15 mostra o conjunto de Pareto. A rede relativa à solução denominada REC6(reconfiguração6) mostrada na tabela 8 prevê apenas 2 manobras e sugere que ela deva ser usada quando se desejar um restabelecimento rápido do sistema após a falta. Neste caso, os custos da rede relativos às perdas resistivas e às falhas são maiores do que são para as outras soluções do Pareto. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, um custo razoável de falhas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 6 manobras e sugere que ela deva ser usada para aumentar a vida útil dos equipamentos e quando o tempo de restabelecimento não for o mais importante na reconfiguração. A rede que se refere a solução denominada REC3(reconfiguração3) apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 8 manobras e sugere que ela deva ser usada, por exemplo, em períodos chuvosos com muitas tempestades de raio e quando o tempo de

restabelecimento não for prioridade na reconfiguração. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC3 e REC6 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 16 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 17 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3 e a figura 18 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC6. A tabela 9 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

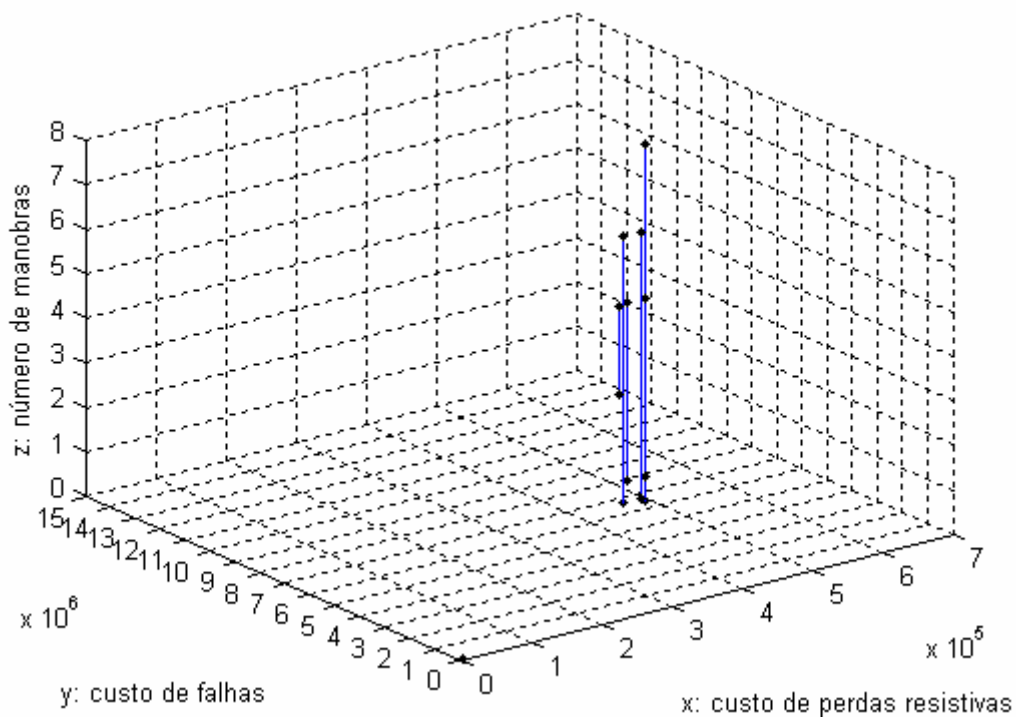


Figura 15 Conjunto Pareto falha linha nó7 para nó9 21 barras

Tabela 8 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	468319.26	6684112.37	6
REC2	494084.42	6666425.69	6
REC3	496425.29	6556106.22	8
REC4	518961.25	7948807.12	4
REC5	545076.51	7931296.63	4
REC6	689470.16	12997197.65	2

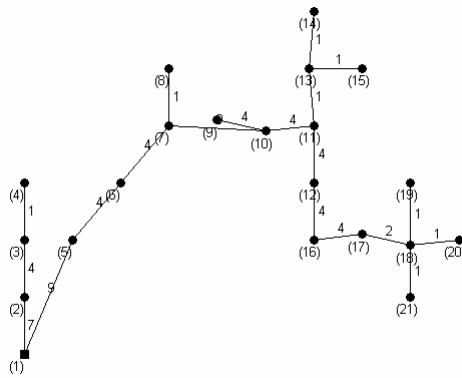


Figura 19 Reconfiguração4(REC4) 21 barras

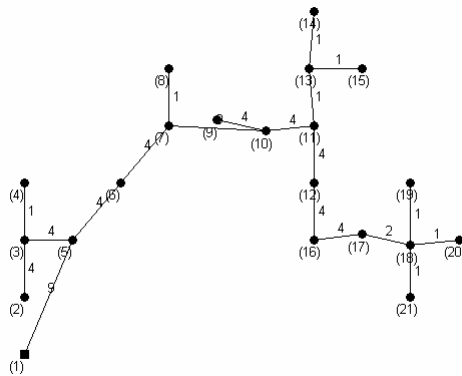


Figura 20 Reconfiguração5(REC5) 21 barras

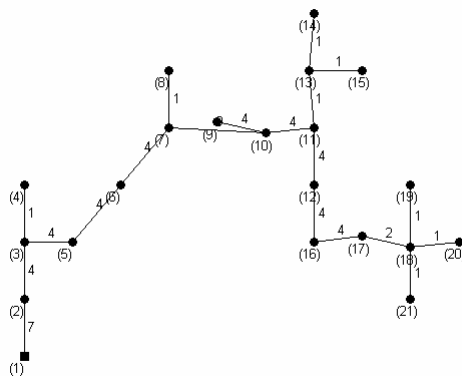


Figura 21 Reconfiguração6(REC6) 21 barras

Tabela 9 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras

	CHAVES NA E NF MANOBRADAS
REC1	NF2,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC2	NF1,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC3	NF1,NF2,NF3,NF4,NA1,NA2,NA4,NA6
REC4	NF2,NF3,NA1,NA4
REC5	NF1,NF3,NA1,NA4
REC6	NF3,NA4

4.1.2 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 11 E 12

Quando é simulada a retirada do ramo que está entre os nós 11 e 12 do sistema inicial de 21 barras, a otimização para as três funções objetivo consideradas leva a um conjunto de Pareto com 6 soluções não dominadas. A tabela 10 mostra os valores das funções objetivo das soluções do conjunto de Pareto da otimização considerada aqui. A figura 19 mostra o conjunto de Pareto. A rede relativa à solução denominada REC6(reconfiguração6) mostrada na tabela 10 prevê apenas 2 manobras. Neste caso os custos da rede relativos às perdas resistivas e às falhas são maiores do que são para as outras soluções do Pareto. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, um custo razoável de falhas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 6 manobras. A rede que se refere a solução denominada REC3(reconfiguração3) apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 8 manobras. As interpretações para possíveis usos das soluções de Pareto descritas aqui são as mesmas das soluções análogas do subitem anterior. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC3 e REC6 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 16 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 17 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3 e a figura 18 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC6. A tabela 9 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

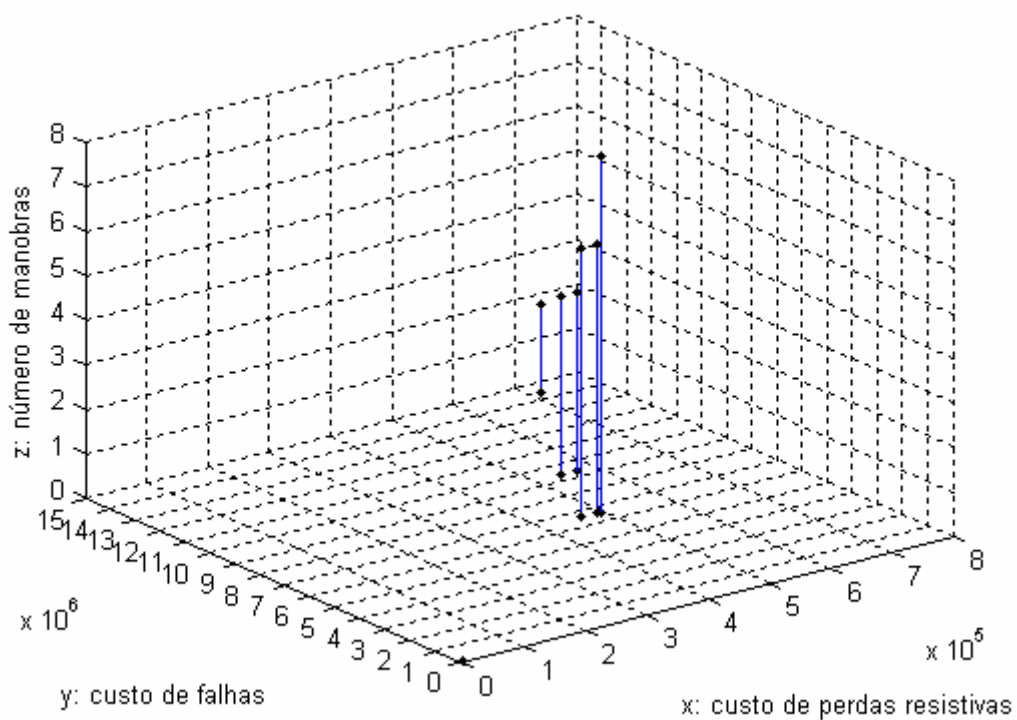


Figura 22 Conjunto Pareto falha linha nó11 para nó12 21 barras

Tabela 10 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	468319.26	6684112.37	6
REC2	494084.42	6666425.69	6
REC3	496425.29	6556106.22	8
REC4	544481.81	9348183.79	4
REC5	570768.12	9330846.30	4
REC6	717289.61	14414325.86	2

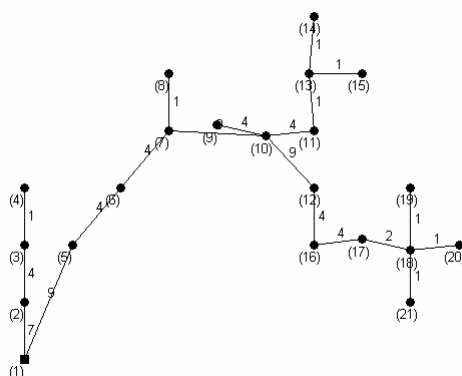


Figura 23 Reconfiguração1(REC1) 21 barras

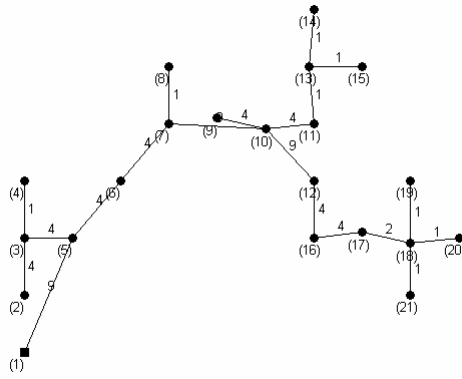


Figura 24 Reconfiguraçã02(REC2) 21 barras

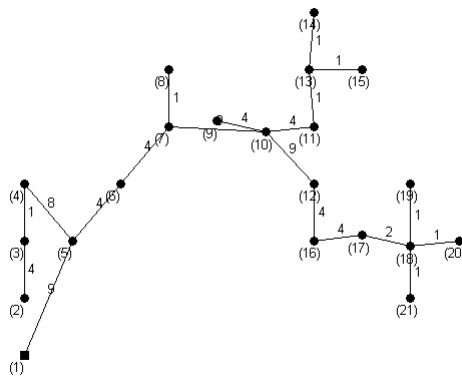


Figura 25 Reconfiguraçã03(REC3) 21 barras

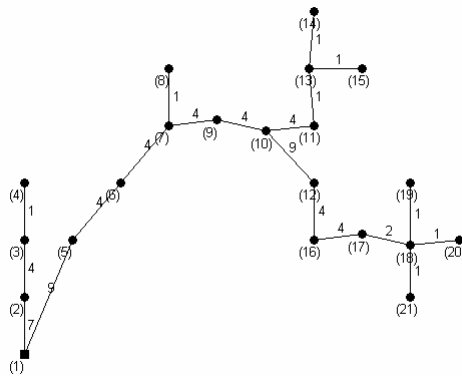


Figura 26 Reconfiguraçã04(REC4) 21 barras

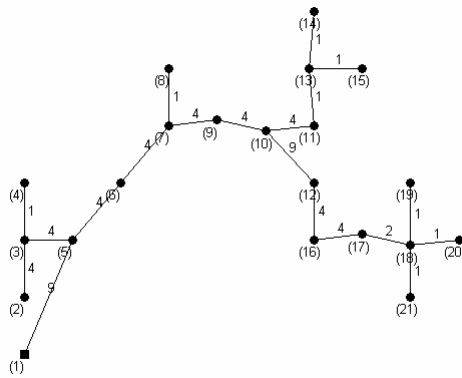


Figura 27 Reconfiguração5(REC5) 21 barras

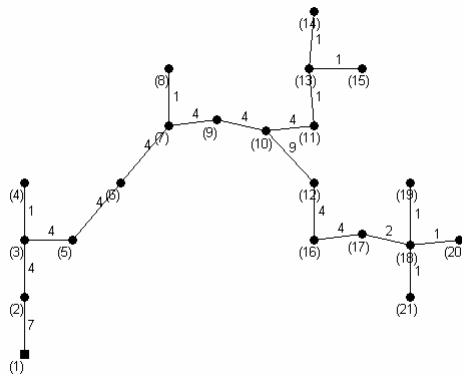


Figura 28 Reconfiguração6(REC6) 21 barras

Tabela 11 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras

	CHAVES NA E NF MANOBRADAS
REC1	NF2,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC2	NF1,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC3	NF1,NF2,NF3,NF4,NA1,NA2,NA4,NA6
REC4	NF2,NF4,NA1,NA6
REC5	NF1,NF4,NA1,NA6
REC6	NF4,NA6

4.2 SIMULAÇÃO DE MUDANÇA DE PERFIL DE CARGA PARA O SISTEMA DE 21 BARRAS

Serão considerados duas mudanças no perfil de carga para o sistema de 21 barras, conforme será descrito nos itens 4.2.1 e 4.2.2 a seguir.

4.2.1 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS RAMAIS DO SISTEMA

Aqui foi triplicada a carga nos nós 3,5 e 6 do sistema que formam um ramal importante. Esta simulação pode emular o aumento de carga de um centro industrial atendido pela rede. A otimização para as três funções objetivo consideradas leva a 7 soluções não dominadas. A figura 23 mostra o conjunto Pareto obtido para a otimização tratada neste item. A tabela 12 mostra os valores das funções objetivo para cada uma das redes que compõem o conjunto Pareto. Analisando as soluções do conjunto Pareto, observa-se que as soluções denominadas REC6(reconfiguração6) e REC7(reconfiguração7) utilizam apenas 2 manobras para atender aos requisitos e restrições do problema de rede, sendo que na escolha entre uma das duas soluções deva ter uma ponderação entre o que é melhor para a concessionária, custo de perdas resistivas ou custo de falhas. Nestes casos os custos de rede relativos às perdas resistivas e às falhas são maiores do que são para as outras soluções do Pareto. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, um custo razoável de falhas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 6 manobras e sugere que ela deva ser usada para aumentar a vida útil dos equipamentos e quando o tempo de restabelecimento não for o mais importante na reconfiguração. A rede que se refere a solução denominada REC3(reconfiguração3) apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 8 manobras e sugere que ela deva ser usada, por exemplo, em períodos chuvosos com muitas tempestades de raio e quando o tempo de restabelecimento não for prioridade na reconfiguração. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC3, REC6 e REC7 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 24 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 25 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3, a figura 26 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC6 e a figura 27 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC7. A tabela 13 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

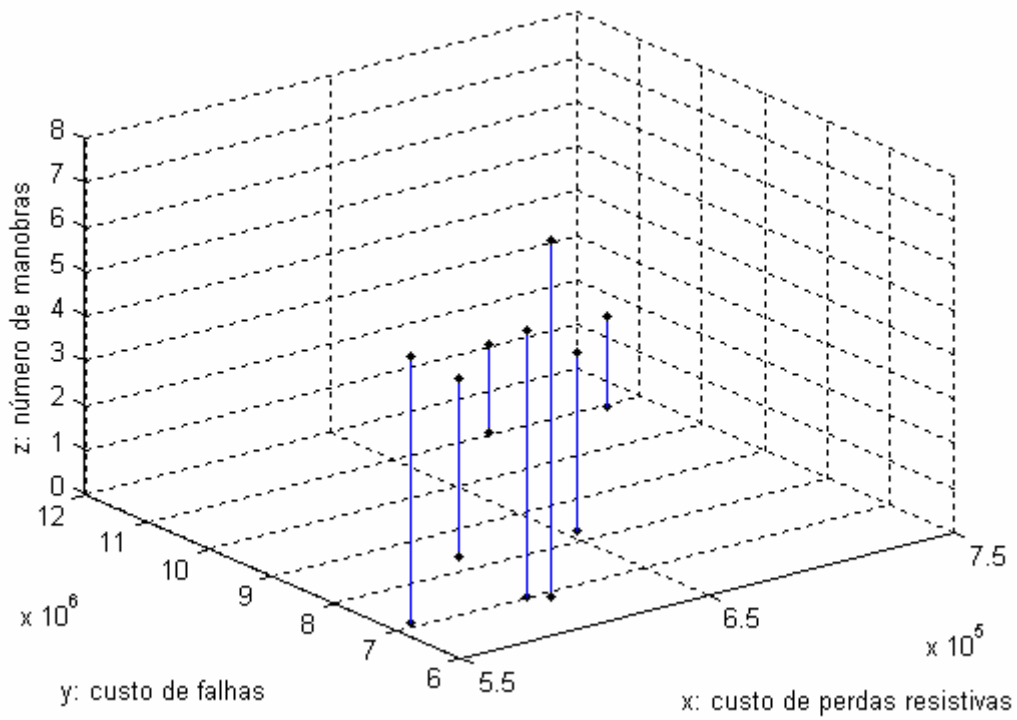


Figura 29 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nós 3,5,6 21 barras

Tabela 12 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	557526.98	7103206.09	6
REC2	602628.14	7012054.59	6
REC3	609004.05	6901837.78	8
REC4	609398.01	8368569.87	4
REC5	655022.47	8277678.50	4
REC6	690100.54	11054246.89	2
REC7	736547.91	10963993.41	2

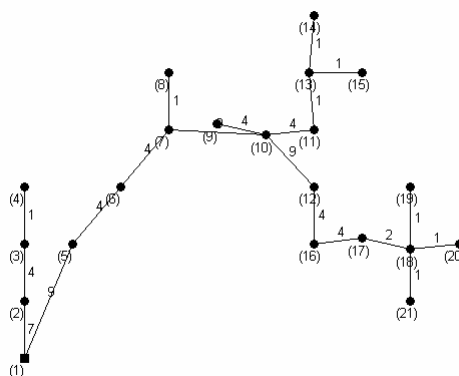


Figura 30 Reconfiguração1(REC1) 21 barras

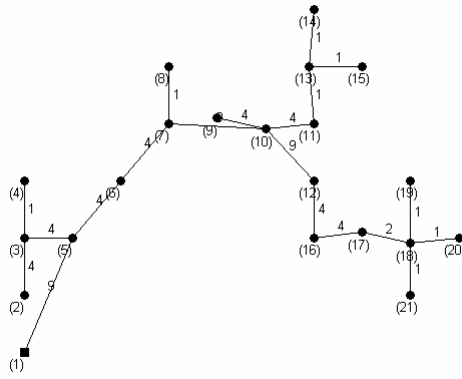


Figura 31 Reconfiguração2(REC2) 21 barras

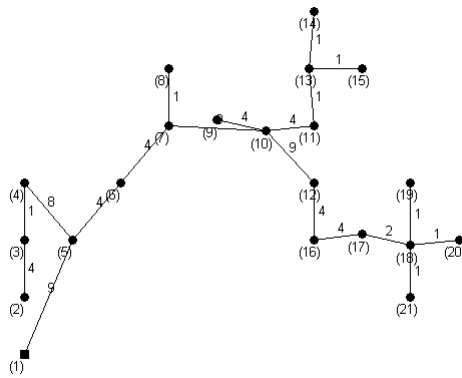


Figura 32 Reconfiguração3(REC3) 21 barras

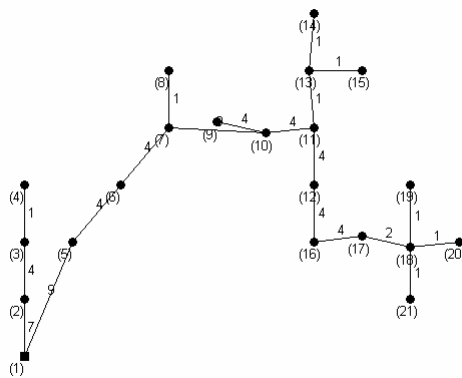


Figura 33 Reconfiguração4(REC4) 21 barras

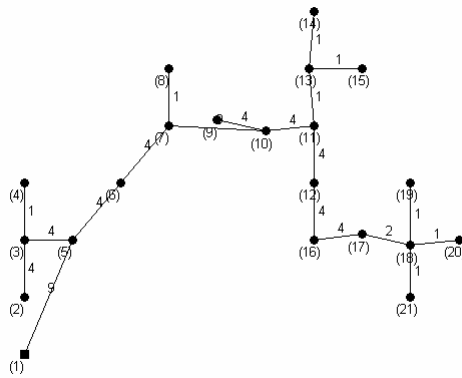


Figura 34 Reconfiguraçãõ5(REC5) 21 barras

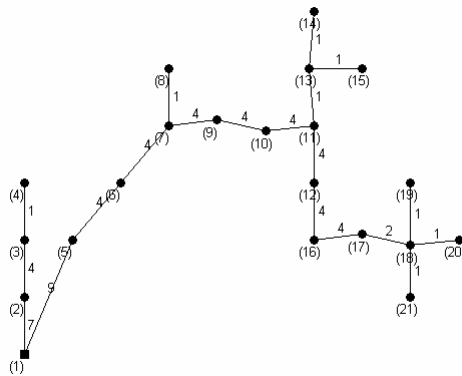


Figura 35 Reconfiguraçãõ6(REC6) 21 barras

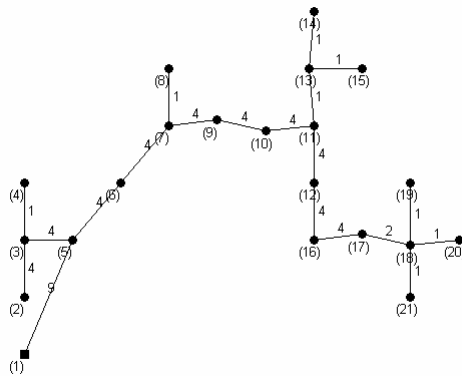


Figura 36 Reconfiguraçãõ7(REC7) 21 barras

Tabela 13 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras

	CHAVES NA E NF MANOBRADAS
REC1	NF2,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC2	NF1,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC3	NF1,NF2,NF3,NF4,NA1,NA2,NA4,NA6
REC4	NF2,NF3,NA1,NA4
REC5	NF1,NF3,NA1,NA4
REC6	NF2,NA1
REC7	NF1,NA1

4.2.2 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS NÓS FOLHAS DO SISTEMA

Foi triplicada a carga no nó 20 do sistema inicial. Este aumento de carga em nós folhas do sistema emula, de forma simplificada, a expansão do sistema, por exemplo fornecendo energia elétrica para um bairro novo. A figura 28 mostra o conjunto Pareto obtido para a otimização tratada neste item. A tabela 14 mostra os valores das funções objetivo para cada uma das redes que compõem o conjunto Pareto. Analisando as soluções do conjunto Pareto, observa-se que as soluções denominadas REC6(reconfiguração6) e REC7(reconfiguração7) utilizam apenas 2 manobras para atender aos requisitos e restrições do problema de rede, sendo que na escolha entre uma das duas soluções deva ter uma ponderação entre o que é melhor para a concessionária, custo de perdas resistivas ou custo de falhas. Nestes casos os custos de rede relativos às perdas resistivas e às falhas são maiores do que são para as outras soluções do Pareto. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, um custo razoável de falhas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 6 manobras. A rede que se refere a solução denominada REC3(reconfiguração3) apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 8 manobras. Novamente, as interpretações para possíveis usos das soluções de Pareto descritas aqui são as mesmas das soluções análogas do subitem anterior. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC3, REC6 e REC7 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 29 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 30 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3, a figura 31 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC6 e a figura 32 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC7. A tabela 15 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

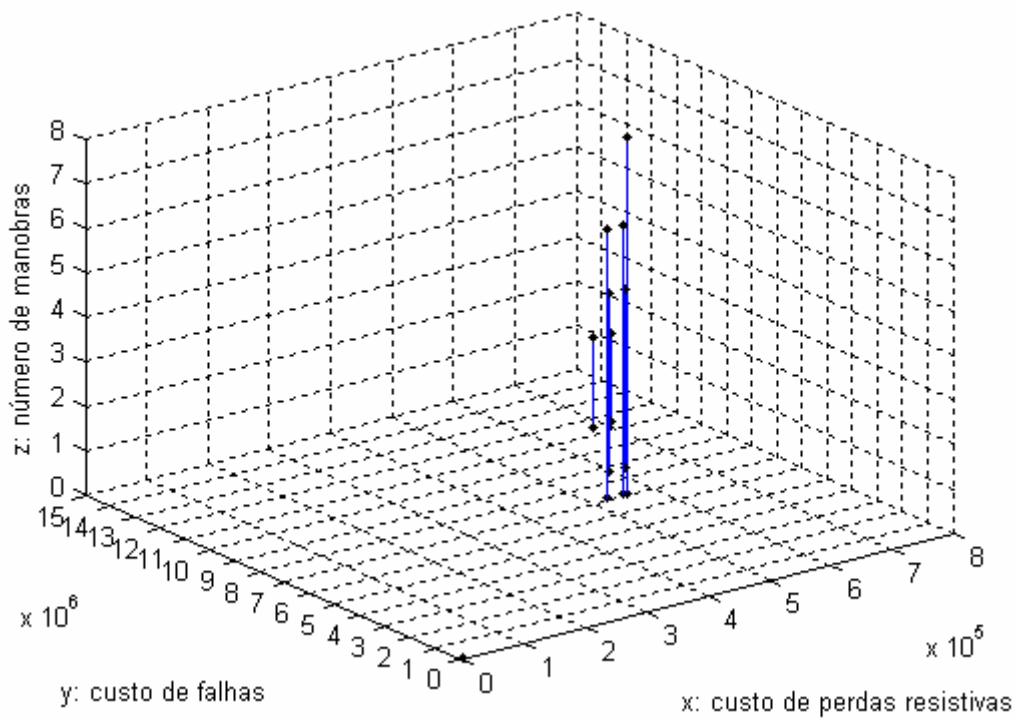


Figura 37 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nó 20 21 barras

Tabela 14 Valores das funções objetivo das reconfigurações 21 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	530991.52	7216831.76	6
REC2	558207.32	7199247.76	6
REC3	560555.88	7088928.32	8
REC4	592712.65	8641886.86	4
REC5	620362.60	8624531.48	4
REC6	683725.47	11495904.47	2
REC7	712023.59	11479071.98	2

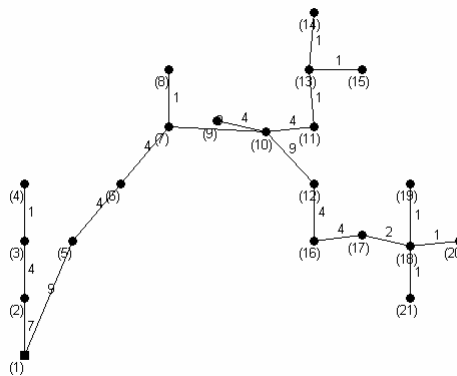


Figura 38 Reconfiguração1(REC1) 21 barras

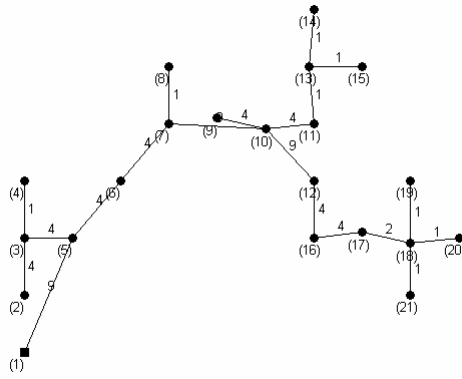


Figura 39 Reconfiguração2(REC2) 21 barras

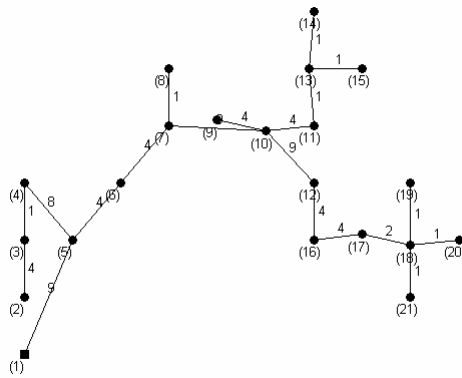


Figura 40 Reconfiguração3(REC3) 21 barras

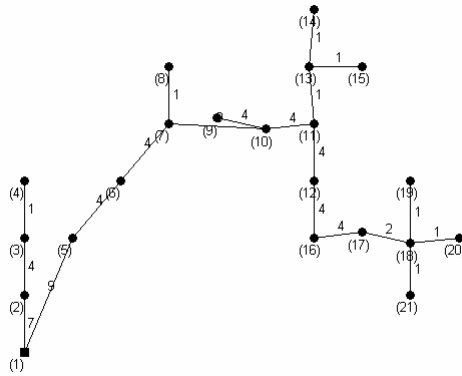


Figura 41 Reconfiguração4(REC4) 21 barras

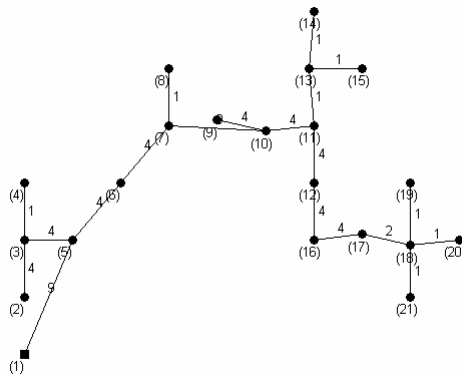


Figura 42 Reconfiguração5(REC5) 21 barras

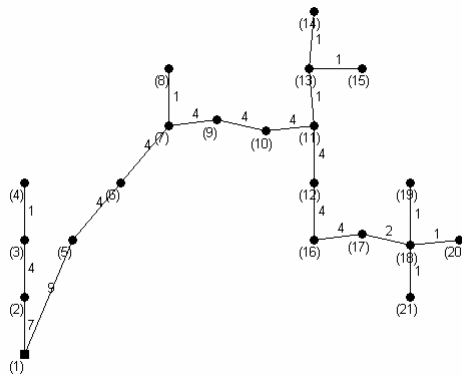


Figura 43 Reconfiguração6(REC6) 21 barras

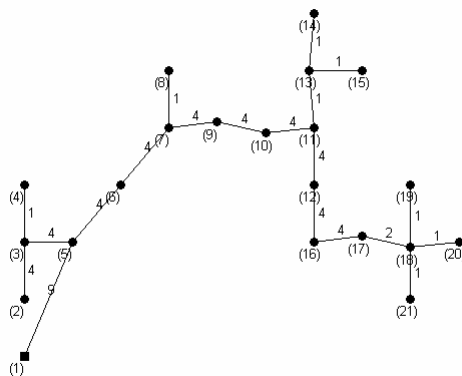


Figura 44 Reconfiguração7(REC7) 21 barras

Tabela 15 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 21 barras

	CHAVES NA E NF MANOBRADAS
REC1	NF2,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC2	NF1,NF3,NF4,NA1,NA4,NA6
REC3	NF1,NF2,NF3,NF4,NA1,NA2,NA4,NA6
REC4	NF2,NF3,NA1,NA4
REC5	NF1,NF3,NA1,NA4
REC6	NF2,NA1
REC7	NF1,NA1

4.3 SIMULAÇÃO DE FALHAS PARA O SISTEMA DE 100 BARRAS

A simulação de um sistema de distribuição de energia elétrica de 100 barras é muito importante pelo fato de que um sistema desta dimensão já é uma boa aproximação de sistemas reais de distribuição de energia. Serão simuladas falhas e mudanças no perfil de carga do sistema inicial de 100 barras com o propósito de que sejam obtidas otimizações nos moldes descritos no início deste capítulo. Serão consideradas duas falhas para o sistema de 100 barras: uma falha no ramo entre os nós 72 e 81 e outra falha no ramo entre os nós 75 e 79. As duas falhas se encontram próximas ao final da rede mas em regiões distintas, sendo estas regiões mais prováveis de ocorrerem falhas, devido a quantidade de linhas mais afastadas da subestação serem muito maior que a quantidade de linhas próximas a subestação. Simulação destas falhas serão descritas nos itens 4.3.1 e 4.3.2 a seguir.

4.3.1 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 72 E 81

Quando é simulada a retirada do ramo que está entre os nós 72 e 81 do sistema inicial de 100 barras, a otimização para as três funções objetivo consideradas leva a um conjunto de Pareto com 6 soluções não dominadas. A tabela 16 mostra os valores das funções objetivo das soluções do conjunto de Pareto da otimização considerada aqui. A figura 33 mostra o conjunto de Pareto. A rede relativa à solução denominada REC6(reconfiguração6) mostrada na tabela 16 prevê apenas 2 manobras e presume ser usada quando se desejar um restabelecimento rápido do sistema após a falta. Neste caso os custos da rede relativos às perdas resistivas e às falhas são maiores do que são para as outras soluções do Pareto. A solução REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, um custo razoável de falhas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 14 manobras. A rede referente a solução denominada REC2(reconfiguração2)

apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 14 manobras. Aqui também valem as interpretações de possíveis usos das soluções de Pareto que foram feitas para os casos de 21 barras. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC2 e REC6 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 34 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 35 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC2 e a figura 36 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC6. A tabela 17 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

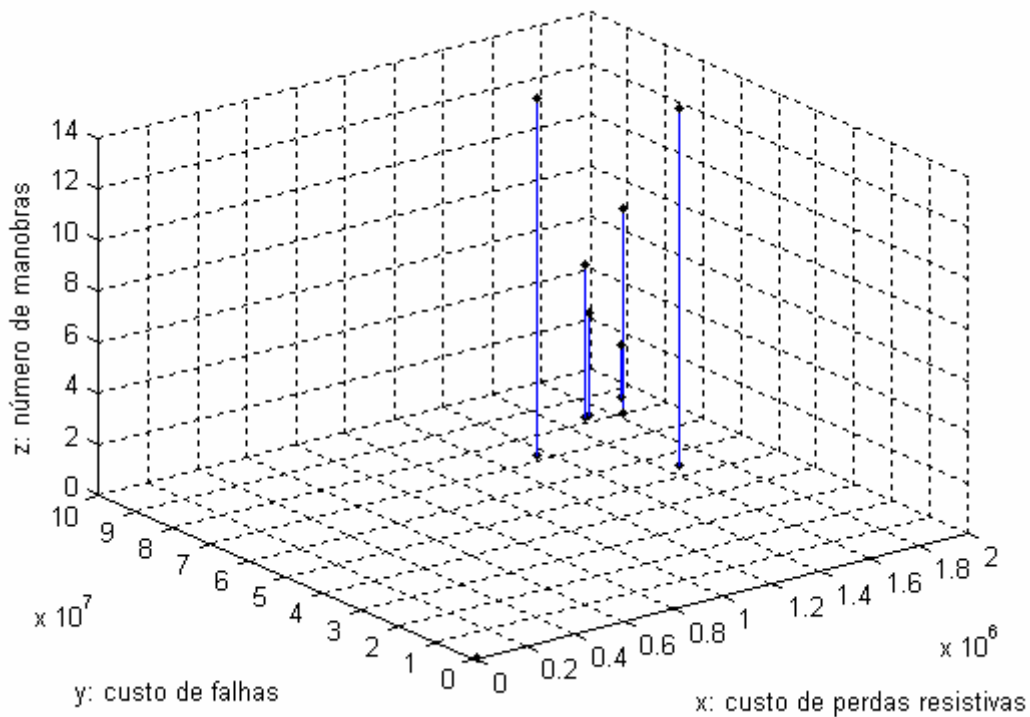


Figura 45 Conjunto Pareto falha linha nó72 para nó81 100 barras

Tabela 16 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	1357034.78	72171495.95	14
REC2	1668624.95	54851711.52	14
REC3	1706936.18	82187305.37	6
REC4	1729501.11	82608918.24	4
REC5	1832152.16	80055579.96	8
REC6	1923221.81	86787633.36	2

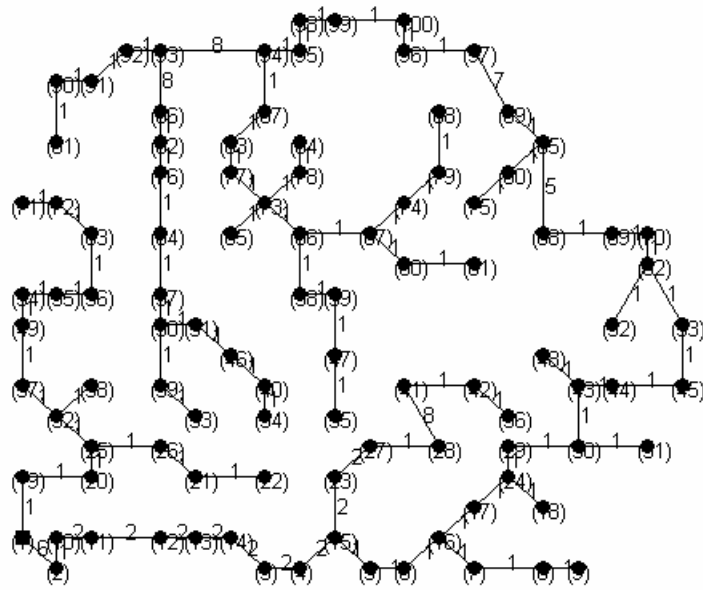


Figura 46 Reconfiguração1(REC1) 100 barras

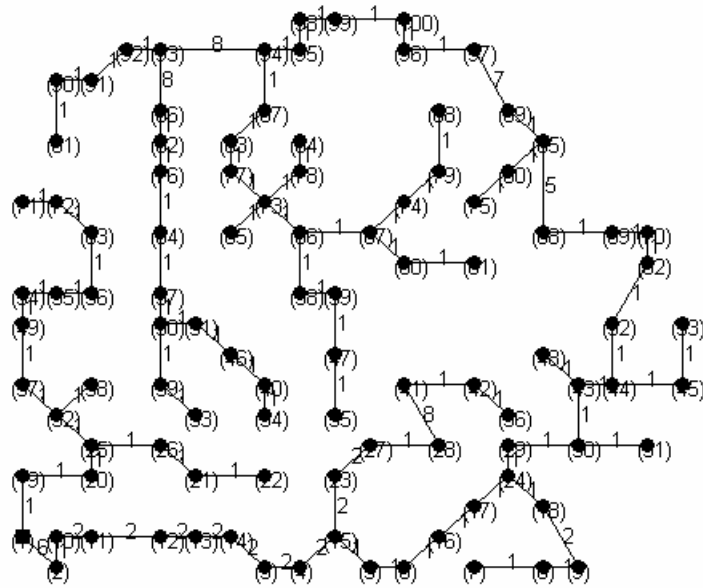


Figura 47 Reconfiguração2 (REC2) 100 barras

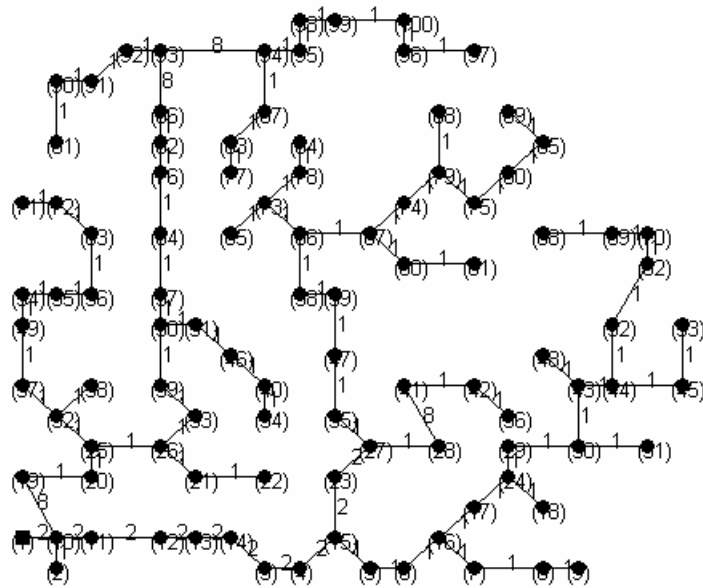


Figura 50 Reconfiguração5(REC5) 100 barras

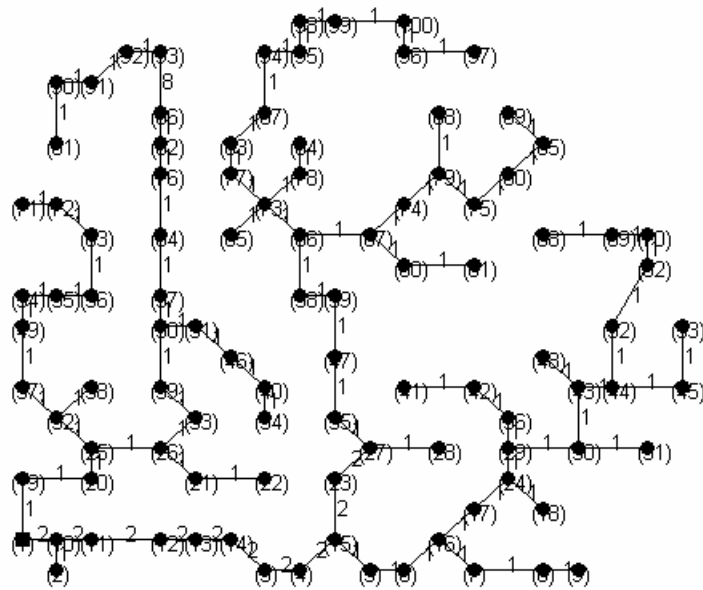


Figura 51 Reconfiguração6(REC6) 100 barras

Tabela 17 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras

CHAVES NA E NF MANOBRADAS	
REC1	NF1,NF5,NF6,NF7,NF9,NF12,NF14,NA1,NA6,NA8,NA10,NA11,NA12,NA13
REC2	NF1,NF4,NF5,NF6,NF7,NF12,NF14,NA1,NA2,NA6,NA10,NA11,NA12,NA13
REC3	NF7,NF12,NF13,NA6,NA11,NA13
REC4	NF12,NF13,NA11,NA13
REC5	NF2,NF7,NF12,NF13,NA3,NA6,NA11,NA13
REC6	NF12,NA11

4.3.2 FALHA NO RAMO ENTRE OS NÓS 75 E 79

Quando é simulada a retirada do ramo que está entre os nós 75 e 79 do sistema inicial de 100 barras, a otimização para as três funções objetivo consideradas leva a um conjunto de Pareto com 5 soluções não dominadas. A tabela 18 mostra os valores das funções objetivo das soluções do conjunto de Pareto da otimização considerada aqui. A figura 37 mostra o conjunto de Pareto. Análisisando as soluções encontradas no conjunto de Pareto a solução denominada REC3 utiliza apenas 2 manobras. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta os menores custos relativo às perdas resistivas e às falhas quando comparado com as outras soluções do Pareto, mas exige um número de 12 manobras. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1, REC3 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 38 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1 e a figura 39 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3. A tabela 19 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

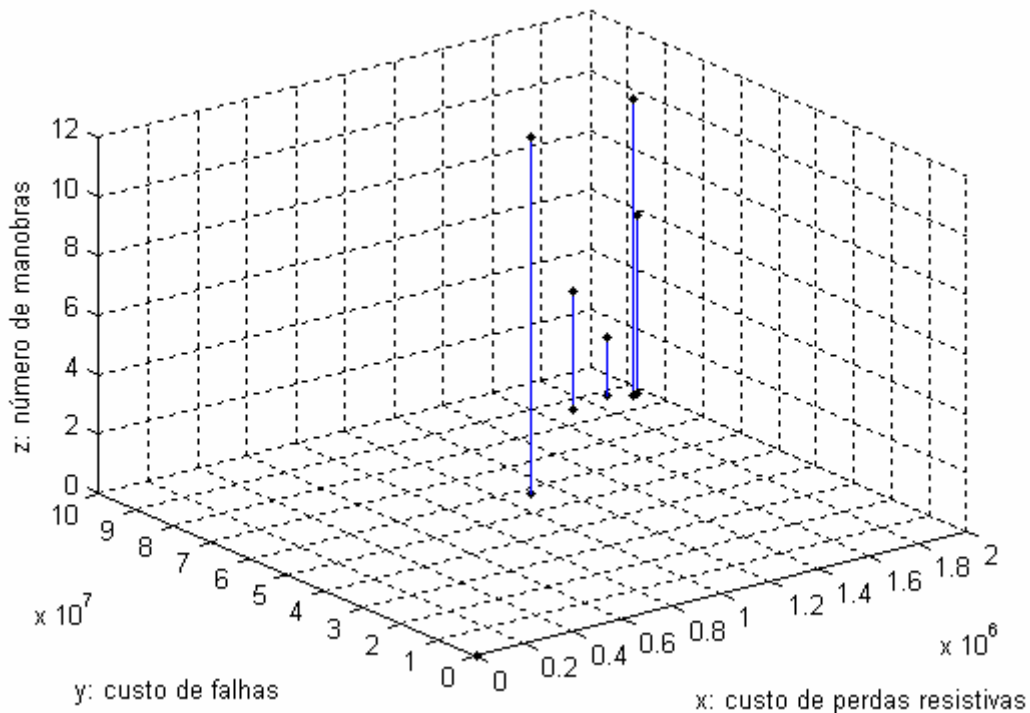


Figura 52 Conjunto Pareto falha linha nó75 para nó79 100 barras

Tabela 18 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	1108344.33	57680102.64	12
REC2	1713101.08	85664264.69	4
REC3	1881504.51	87566655.44	2
REC4	1943512.68	85007654.14	10
REC5	1972023.73	85507811.68	6

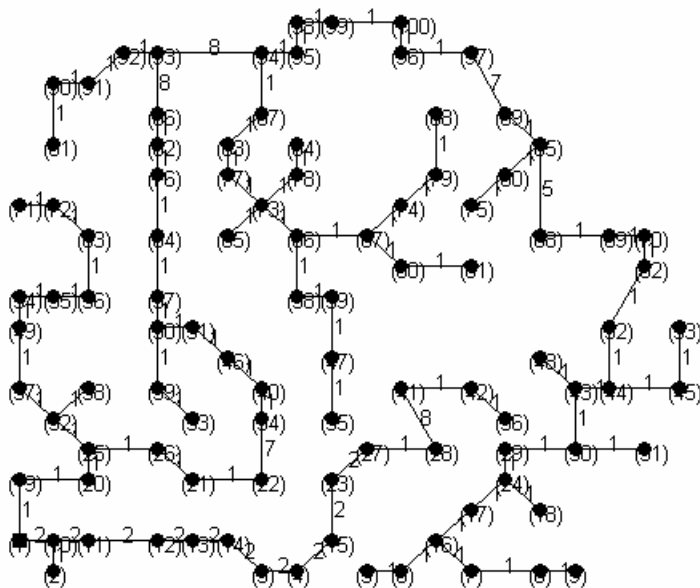


Figura 53 Reconfiguração1(REC1) 100 barras

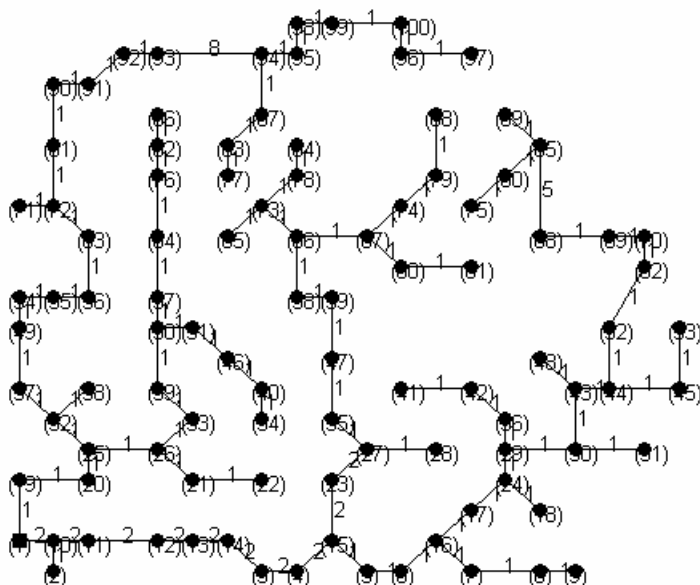


Figura 54 Reconfiguração2(REC2) 100 barras

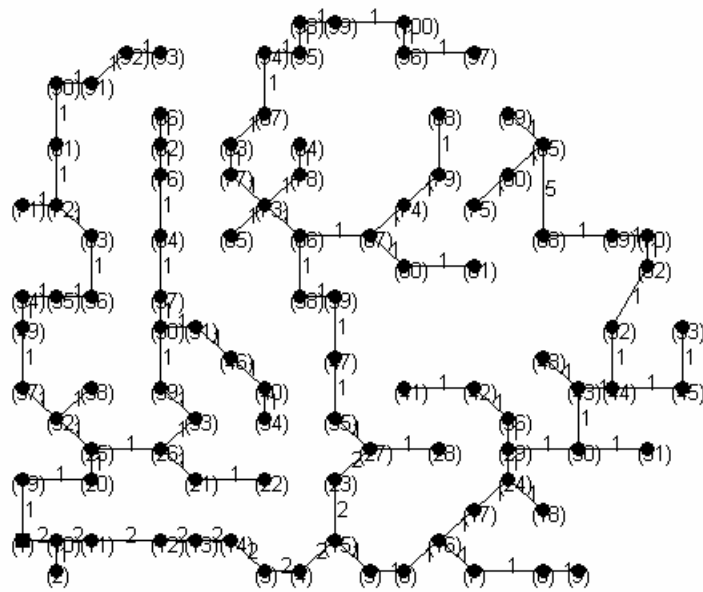


Figura 55 Reconfiguração3(REC3) 100 barras

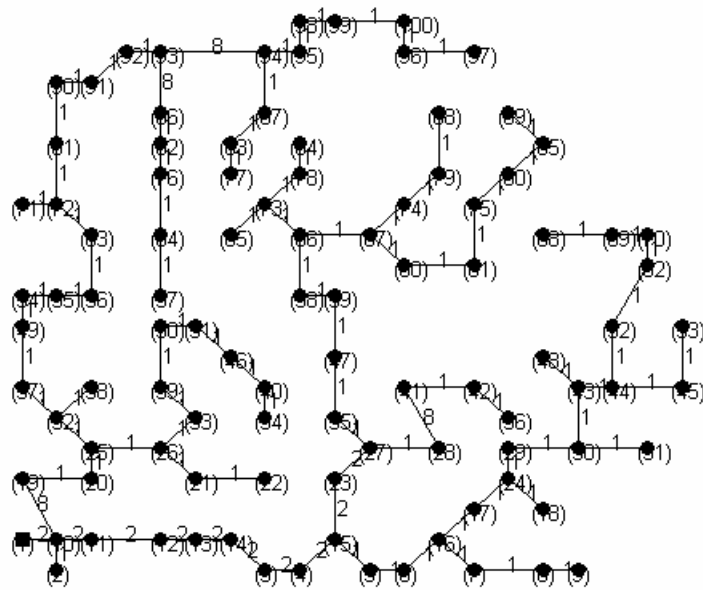


Figura 56 Reconfiguração4(REC4) 100 barras

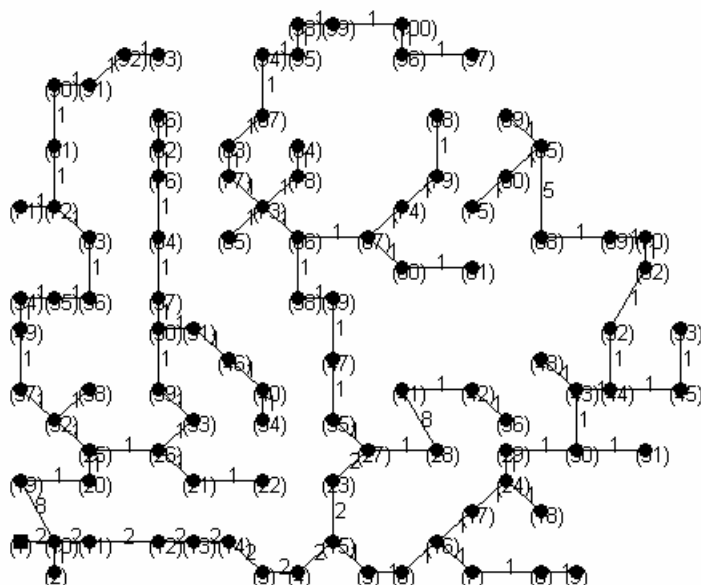


Figura 57 Reconfiguração5(REC5) 100 barras

Tabela 19 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras

	CHAVES NA E NF MANOBRADAS
REC1	NF3,NF5,NF6,NF7,NF12,NF14,NA5,NA6,NA10,NA11,NA12,NA13
REC2	NF13,NF14,NA10,NA13
REC3	NF14,NA10
REC4	NF2,NF7,NF10,NF13,NF14,NA3,NA6,NA9,NA11,NA13
REC5	NF2,NF7,NF14,NA3,NA6,NA10

4.4 SIMULAÇÃO DE MUDANÇA DE PERFIL DE CARGA PARA O SISTEMA DE 100 BARRAS

Serão considerados duas mudanças no perfil de carga para o sistema de 100 barras conforme será descrito nos itens 4.4.1 e 4.4.2 a seguir.

4.4.1 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS RAMAIS DO SISTEMA

Aqui foi triplicada a carga nos nós 72,81,90,91,92 e 93 do sistema que formam um ramal importante. Esta simulação pode emular o aumento de carga de um centro industrial atendido pela rede. A otimização para as três funções objetivo consideradas leva a 4 soluções não dominadas. A figura 40 mostra o conjunto Pareto obtido para a otimização tratada neste item. A tabela 20 mostra os valores das funções objetivo para cada uma das redes que compõem o

conjunto Pareto. Analisando as soluções encontradas no conjunto de Pareto, a solução denominada REC4 utiliza apenas 2 manobras para atender aos requisitos e restrições do problema de rede aqui formulados. Neste caso os custos da rede relativos às perdas resistivas e às falhas estão entre os piores quando comparados com as outras soluções do Pareto. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta os menores custos relativo às perdas resistivas e às falhas quando comparado com as outras soluções do Pareto, mas exige um número de 10 manobras. As demais soluções são soluções intermediárias entre as soluções REC1 e REC4 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 41 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1 e a figura 42 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC4. A tabela 21 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

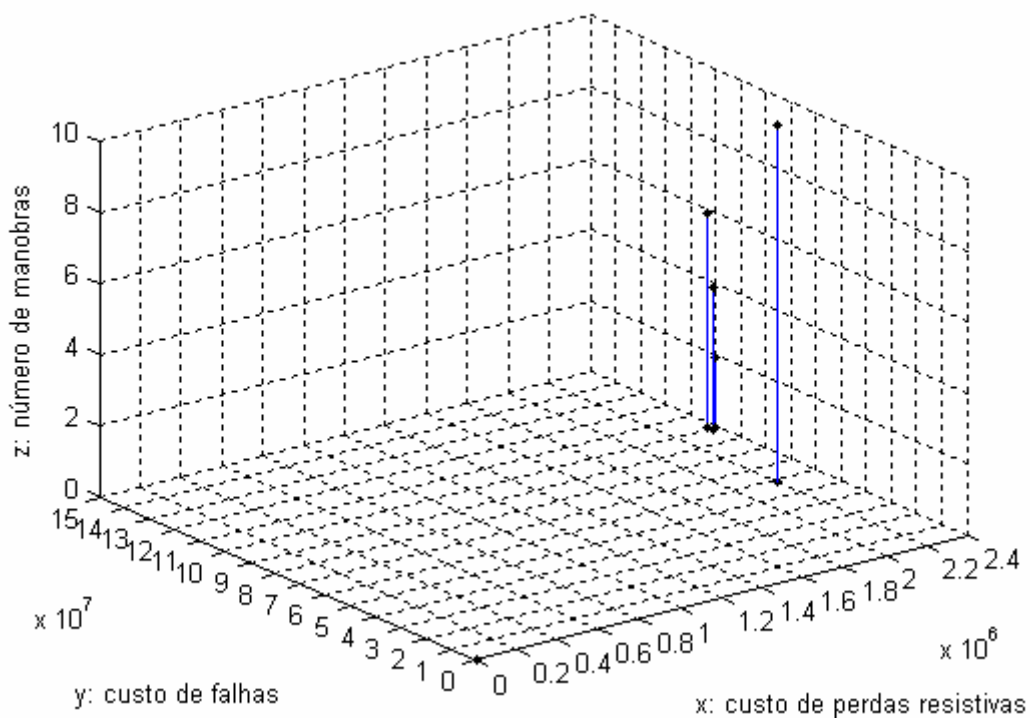


Figura 58 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nós 72,81,90,91,92,93 100 barras

Tabela 20 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	2193050.30	58866053.05	10
REC2	2372605.17	101480156.46	6
REC3	2376361.38	98805296.12	4
REC4	2393588.56	99214260.76	2

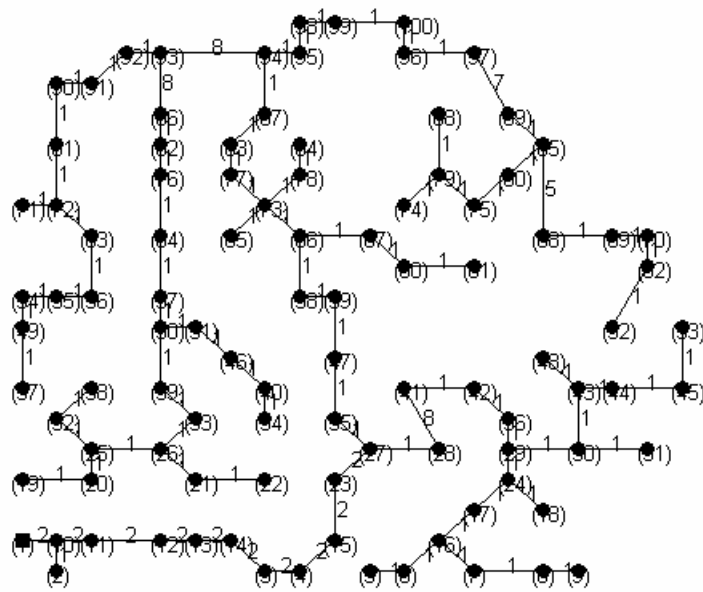


Figura 59 Reconfiguração1(REC1) 100 barras

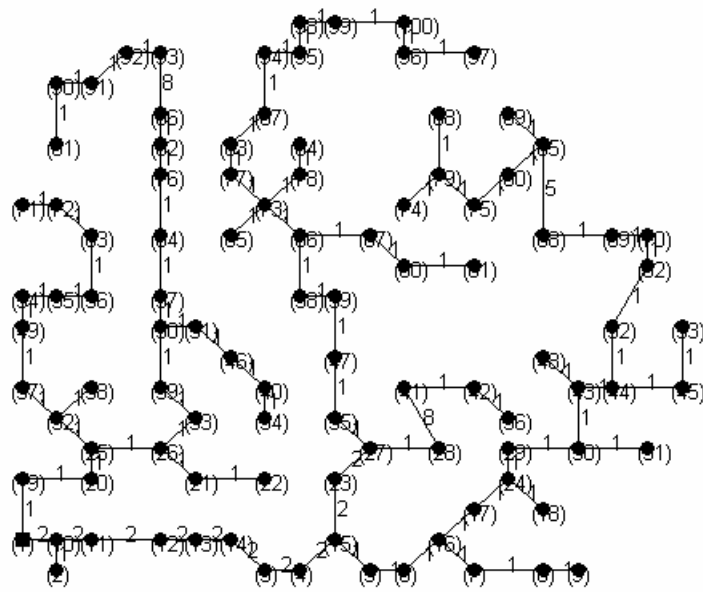


Figura 60 Reconfiguração2(REC2) 100 barras

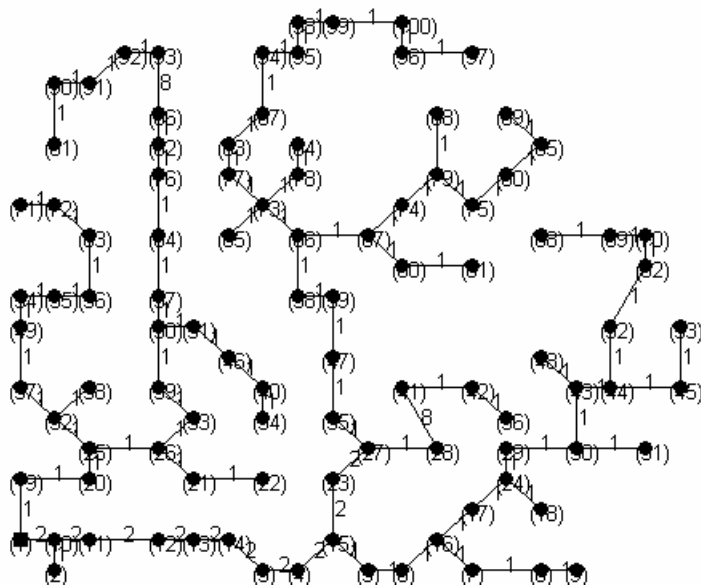


Figura 61 Reconfiguração3(REC3) 100 barras

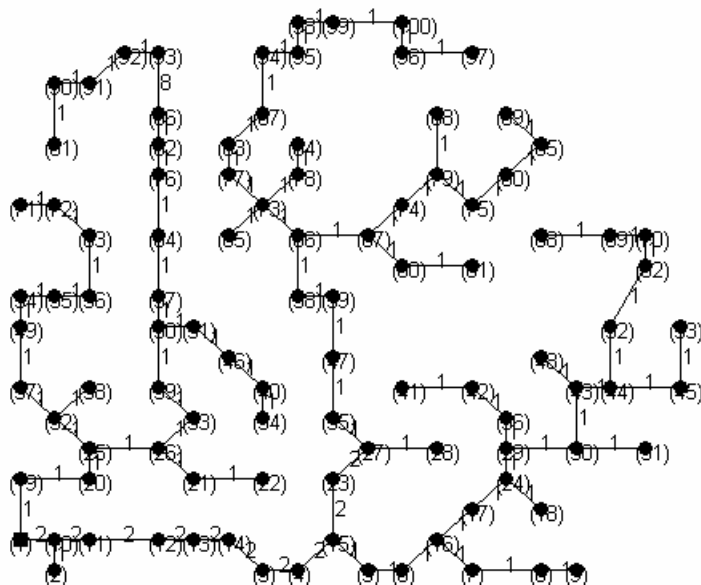


Figura 62 Reconfiguração4(REC4) 100 barras

Tabela 21 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras

CHAVES NA E NF MANOBRADAS	
REC1	NF2,NF3,NF8,NF9,NF11,NA6,NA10,NA11,NA12,NA13
REC2	NF7,NF11,NF12,NA6,NA10,NA11
REC3	NF7,NF12,NA6,NA11
REC4	NF12,NA11

4.4.2 AUMENTO DE CARGA EM UM DOS NÓS FOLHAS DO SISTEMA

Foi triplicada a carga no nó 41 do sistema inicial, este aumento de carga em nós folhas do sistema emula, de forma simplificada, a expansão do sistema. A figura 43 mostra o conjunto Pareto obtido para a otimização tratada neste item. A tabela 22 mostra os valores das funções objetivo para cada uma das redes que compõem o conjunto Pareto. Observa-se que a solução denominada REC3(reconfiguração3) utiliza apenas 2 manobras para atender aos requisitos e restrições do problema de rede. A solução denominada REC1(reconfiguração1) apresenta o menor custo relativo às perdas resistivas, mas um custo ruim de falhas comparado com as outras soluções e exige um número de 10 manobras. A rede que se refere a solução denominada REC2(reconfiguração2) apresenta o menor custo relativo às falhas, um custo razoável de perdas resistivas comparado com as outras soluções, mas exige um número de 16 manobras. A solução REC4(reconfiguração4) é uma solução intermediária entre as soluções REC1, REC2 e REC3 em termos dos valores das funções objetivo. A figura 44 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC1, a figura 45 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC2 e a figura 46 mostra a rede reconfigurada de acordo com a solução REC3. A tabela 23 mostra as chaves que foram manobradas nas reconfigurações encontradas.

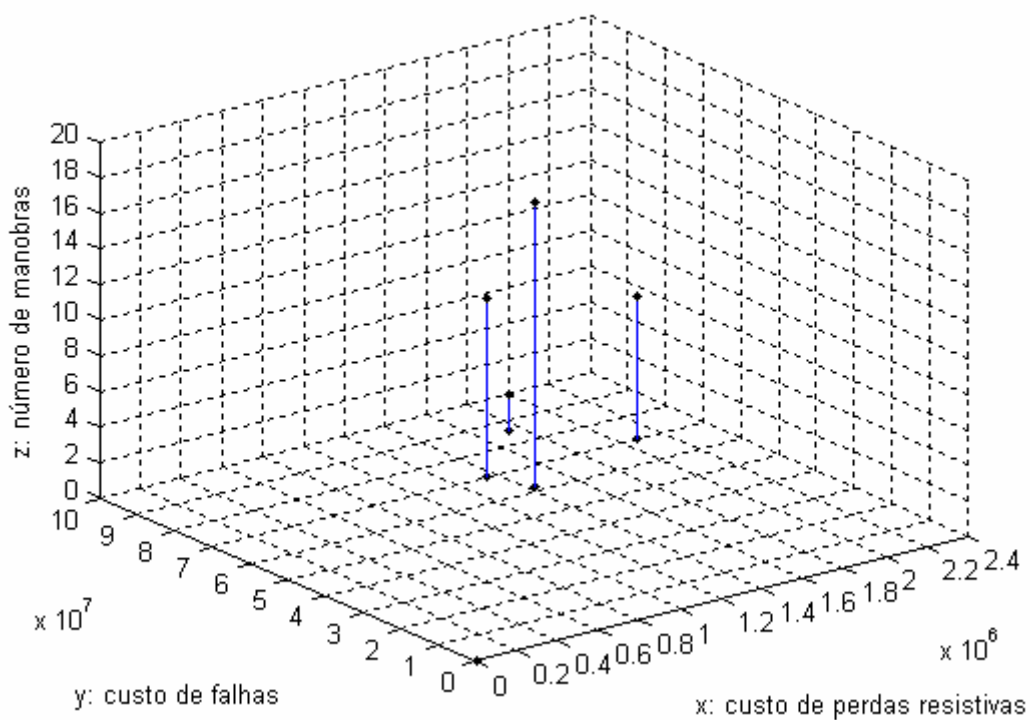


Figura 63 Conjunto Pareto mudança de perfil de carga nó 41 100 barras

Tabela 22 Valores das funções objetivo das reconfigurações 100 barras

RESULTADO	FMC	FFC	FNM
REC1	1354751.08	70703135.45	10
REC2	1423174.49	61536859.68	16
REC3	1751931.73	86281405.60	2
REC4	2086732.52	70431094.72	8

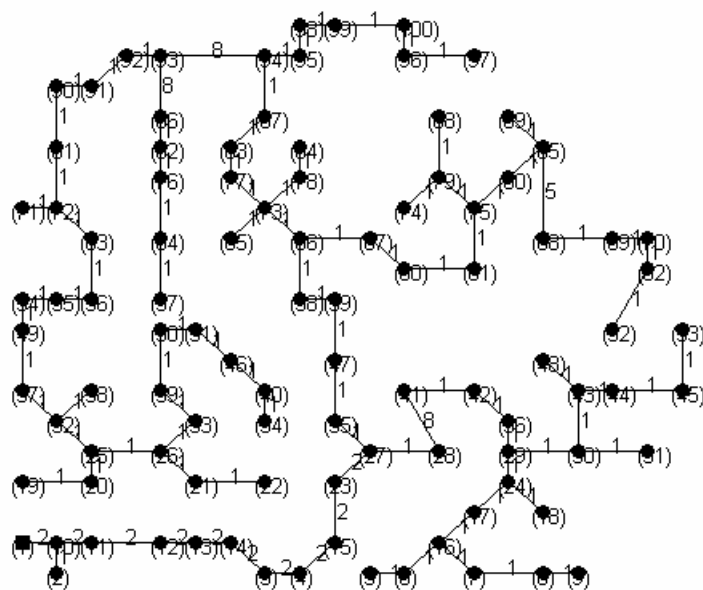


Figura 64 Reconfiguração1(REC1) 100 barras

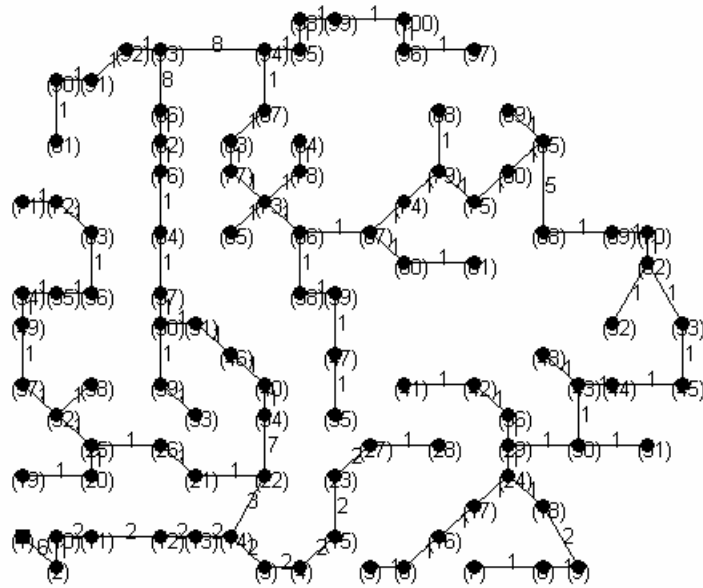


Figura 65 Reconfiguração2 (REC2) 100 barras

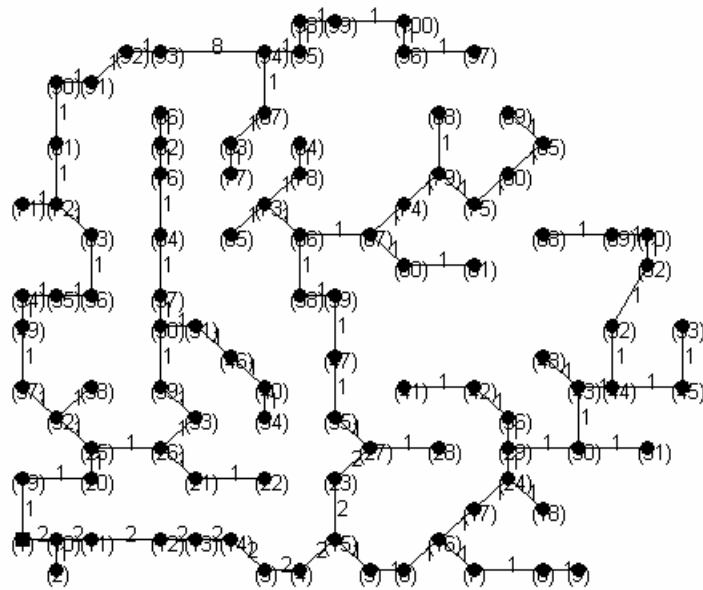


Figura 66 Reconfiguração3(REC3) 100 barras

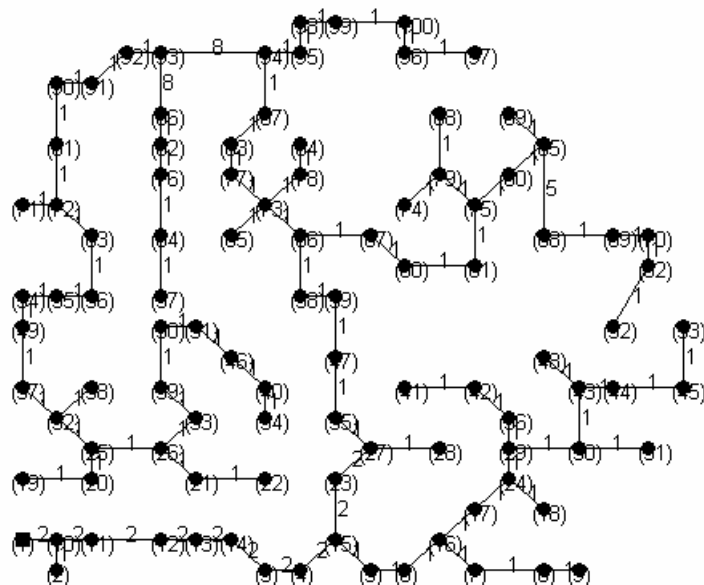


Figura 67 Reconfiguraçã0(REC4) 100 barras

Tabela 23 Chaves NA e NF manobradas nas reconfigurações 100 barras

CHAVES NA E NF MANOBRADAS	
REC1	NF2,NF3,NF9,NF10,NF11,NA6,NA9,NA10,NA11,NA13
REC2	NF1,NF2,NF3,NF4,NF5,NF6,NF9,NF12,NA1,NA2,NA4,NA5,NA8,NA10,NA11,NA13
REC3	NF13,NA13
REC4	NF2,NF9,NF10,NF11,NA9,NA10,NA11,NA13

5 CONCLUSÃO

A reconfiguração multiobjetivo apresentada neste trabalho pode ser de grande interesse por parte das concessionárias de energia elétrica uma vez que ela mostra as possibilidades ótimas disponíveis. Ficarà a critério do decisor, que poderá ser ajudado por técnicas de decisão, escolher o ponto de equilíbrio desejado entre as funções objetivo tratadas.

Os resultados obtidos neste trabalho sugerem que os sistemas de energia elétrica devem ter topologias diferentes para diferentes condições climáticas durante o ano. Topologias diferentes podem ser obtidas por meio da reconfiguração. Em situações de contingências, a reconfiguração do sistema pode ser feita com o interesse direto de se ter um rápido restabelecimento da energia. Essas questões de grande importância para o bom funcionamento dos sistemas de distribuição de energia podem ser tratadas, de maneira simultânea, pela reconfiguração multiobjetivo.

Os sistemas testes usados aqui, em particular o de 100 barras, já dão uma boa aproximação do que são os sistemas de distribuição de energia reais.

A metodologia baseada em otimização apresentada para a escolha dos cabos reserva parece ser inovadora e bastante útil.

6 TRABALHOS FUTUROS

- Estudar e propor reconfigurações específicas:
 - Época das chuvas: reconfiguração para o aumento da confiabilidade (que serão redes com maiores perdas).
 - Época de estio: reconfiguração para menores perdas.
 - No caso de contingências: menor número de manobras para redução do tempo de restabelecimento.
 - Testes com mudanças nos parâmetros, critérios de cruzamento e mutação do algoritmo.
 - Teste de reconfiguração com várias subestações.
 - Projeto e posicionamento ótimo das chaves NA e NF do sistema.
 - Reconfiguração em caso de curto-circuito de alguma linha da rede.
- Projeto da *toolbox* completa de reconfiguração.

7 REFERÊNCIAS

Ahuja, R. K.; Magnanti, T. L.; Orlin, J. B. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms and Applications*. Prentice Hall, 1st edition.

Baker, J. E. (1987). Reducing bias and inefficiency in the selection algorithm. In *Proc. International Conference on Genetic Algorithms*, pages 14–21, Massachusetts, United States.

Bondy, J. A. and Murty, U. S. R. (1976). *Graph Theory with Applications*. MacMillan.

Carrano, E. G. (2007). Algoritmos Evolucionários Eficientes para Otimização de Redes. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Carrano, E. G.; Cardoso, E. P.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2008). Power distribution network expansion scheduling using the dynamic programming genetic algorithm (DP-GA). *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*. 2(3):444–455.

Carrano, E. G.; Guimaraes, F. G.; Takahashi, R. H. C.; Neto, O. M.; Campelo, F. (2007a). Electric distribution network expansion under load evolution uncertainty using an immune system inspired algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, 22:851–861.

Carrano, E. G.; Soares, L. A. E.; Takahashi, R. H. C.; Saldanha, R. R.; Neto, O. M. (2006). Electric distribution multiobjective network design using a problem-specific genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 21:995–1005.

Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Cardoso, E. P.; Saldanha, R. R.; Neto, O. M. (2005). Optimal substation location and energy distribution network design using a hybrid GA-BFGS algorithm. *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, 152(6):919–926.

Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2007b). Bi-objective combined facility location and network design. *Lecture Notes in Computer Science*, 4403:486–500.

Carrano, E. G.; Takahashi, R. H. C.; Fonseca, C. M.; Neto, O. M. (2010). Non-linear network optimization - an embedding vector space approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Cayley, A. (1889). A theorem on trees. *Quart. Journal of Mathematics*, 23:376–378.

Chankong, V.; Haimes, Y. Y. (1983). *Multiobjective decision making: theory and methodology*. North-Holland Elsevier.

Ching-Tzong, S.; Guor-Rung, L. (2002). Reliability design of distribution systems using modified genetic algorithms. *Electrical Power and System Research*, 60(3):201–206.

Chung, T. S.; Li, K. K.; Chen, G. J.; Xie, J. D.; Tang, G. D. (2003). Multi-objective transmission network system planning by hybrid GA approach with decision analysis. *International Journal of Electric Power and Energy Systems*, 25:187–192.

Cossi, A.; Romero, R.; Mantovani, J. (2005). Planning of secondary distribution circuits through evolutionary algorithms. *IEEE Trans. Power Delivery*, 20(1):205–213.

Davis, L., editor (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand, New York.

de Castro, L. N. (2001). Engenharia Imunológica: Desenvolvimento e Aplicação de Ferramentas Computacionais Inspiradas em Sistemas Imunológicos Artificiais. PhD thesis, Campinas, Brazil.

de Castro, L. N.; Timmis, J. (2003). Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm. *Soft Computing*, 7(8):526–544.

de Castro, L. N.; Von Zuben, F. J. (2002). Learning and optimization using the clonal selection principle. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(3):239–251.

Déb, K; Pratap, A.; Agarwal, S.; Meyarivan, T. (2002). A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2): 182-197.

Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connection with graphs. *Numerische Mathematik*, 1:269–271.

Dorigo, M.; Gambardella, L. M. (1997). Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53–66.

Dorigo, M.; Di Caro, G.; Gambardella, L. M. (1999). Ant algorithms for discrete optimization. *Artificial Life*, 5(3):137–172.

Dorigo, M.; Maniezzo, V.; Coloni, A. (1996). The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 26(1):1-13.

Duan, G.; Yu, Y. (2002). Problem-specific genetic algorithms for power transmission system planning. *Electrical Power and System Research*. 61:41-50.

Fonseca, C. M. (1995). Multiobjective genetic algorithms with applications to control engineering problems. PhD thesis, University of Sheffield, Sheffield, UK.

Fonseca, C. M.; Fleming, P. J. (1993). Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization. In *Proc. International Conference on Genetic Algorithms*, San Mateo, USA.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley.

Goldberg, D. E.; Deb, K. (1991). A Comparison of selection schemes used in genetic algorithms, *Foundations of Genetic Algorithms*, G. J. E. Rawlins (Ed.), (pp.69-93).

Goldberg, D. E.; Voessner, S. (1999). Optimizing global-local search hybrids. In *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*, pages 220-228.

Gómez, J. F.; Khodr, H. M.; De Oliveira, P. M.; Ocque, L.; Yusta, J. M.; Villasana, R.; Urdaneta, A. J. (2004). Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits. *IEEE Transactions on Power Systems*, 19(2):996-1004.

Guerra, W; Kagan, N. Reconfiguração de sistemas de distribuição utilizando colônia de formigas. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos*, 2008.

Hancock, P. J. B. (1994). An empirical comparison of selection methods in evolutionary algorithms. In *Proc. AISB Workshop on Evolutionary Computation*, pages 80-94.

Hans, A. E. (1988). Multicriteria optimization for highly accurate systems. In *Multicriteria Optimization in Engineering and Sciences*, W. Stadler (Ed.), Mathematical concepts and methods in science and engineering, 19, 309-352, New York: Plenum press.

Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press.

Jong, K. A. D. (1993). Genetic algorithms are not function optimizers. *Foundations of Genetic Algorithms*, 2(4):5-17.

Miranda, V.; Ranito, J. V.; Proença, L. M. (1994). Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, 9(4):1927-1933.

Mitchell, M. (1996). *An introduction to genetic algorithms*. MIT Press.

Narsingh, D. (1984). *Graph Theory with Applications to Engineering and Computer Science*. Prentice Hall, New Delhi, India.

Pereira, F. S; Vittori, K; da Costa, G. R. M. Reconfiguração de redes de distribuição baseado no comportamento de colônia de formigas. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos*, Vol 1, págs 1-6, 2008.

Pereira, F. S; Vittori, K; da Costa, G. R. M. Reconfiguração de sistemas de distribuição para redução de perdas ativas baseada no comportamento de colônias de formigas. *XVI Congresso Brasileiro de Automática*, Vol 1, págs 1956-1961, 2006.

Ramírez-Rosado, I.; Bernal-Agustín, J. (1998). Genetic algorithms applied to the design of large power distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 13(3):696–702.

Rothlauf, F. (2005). *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*, Springer, Berlin, 2nd edition.

Schaffer, J. D. (1984). Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms. PhD thesis, Vanderbilt University, Nashville, USA.

Soares, L. A. E. (2001). Uma abordagem multi-critério no planejamento ótimo de sistemas de distribuição de energia. Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Souza, B. A.; Fontan, D. M. S.; Braz, H. D. M. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos genéticos. *Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos*, 2008.

Souza, B. B. Projeto de Redes de Distribuição de Energia com Incertezas na evolução de Carga Utilizando Algoritmos Meméticos. 129 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2007.

Souza, B. B.; Carrano, E. G.; Neto, O. M.; Takahashi, R. H. C. (2008). Immune system memetic algorithm for power distribution network design with load evolution uncertainty. *Electric Power Systems Research*. Paper submitted.

Srinivas, N.; Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2:221–248.

Tarôco, C. G. Projeto Multicritério de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica sob Contextos Incertos Utilizando Algoritmos de Busca Local. 145 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

Wanner, E. F. (2006). Operadores para Algoritmos Genéticos baseados em aproximações quadráticas de funções de variáveis contínuas. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brazil.

Willis, H. L.; Tram, H.; Engel, M. V.; Finley, L. (1996). Selecting and applying distribution optimization methods. *IEEE Computer Applications in Power*, 9(1):12–17.

Wilson, R. J. (1996). *Introduction to Graph Theory*. Prentice Hall, 4th edition.

Vanderbei, R. J. (2001). *Linear Programming: Foundations and Extensions*. Springer, 2nd edition.