

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia de Sistemas

Algoritmos Genéticos Híbridos para Redução de Perdas Técnicas em Redes Primárias de Distribuição Considerando Variações de Demandas

Leonardo Mendonça Oliveira de Queiroz

Orientador: Christiano Lyra Filho

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Christiano Lyra Filho – FEEC\UNICAMP

Prof. Dr. Benemar Alencar de Souza – DEE\UFCG

Prof. Dr. Fernando José Von Zuben – FEEC\UNICAMP

Prof. Dr. Paulo Morelato França – FEEC\UNICAMP

Dissertação de Mestrado apresentada à Comissão de Pós-Graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Campinas, junho de 2005

SP – Brasil

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

Q32a Queiroz, Leonardo Mendonça Oliveira de
Algoritmos genéticos híbridos para redução de perdas técnicas em redes primárias de distribuição considerando variações de demandas / Leonardo Mendonça Oliveira de Queiroz. --Campinas, SP: [s.n.], 2005.

Orientador: Christiano Lyra Filho
Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Algoritmos genéticos. 2. Energia elétrica - Distribuição. 3. Otimização combinatória. I. Lyra Filho, Christiano. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Titulo em Inglês: Hybrid genetic algorithms for loss reduction in distribution systems under variable demand

Palavras-chave em Inglês: Genetic algorithms, Distribution system, Loss reduction in distribution systems, Electric power distribution, Combinatorial optimization

Área de concentração: Automação

Titulação: Mestre em Engenharia Elétrica

Banca examinadora: Benemar Alencar de Souza, Fernando José Von Zuben e Paulo Morelato França

Data da defesa: 09/06/2005

Resumo

Esse trabalho propõe um Algoritmo Genético Híbrido para o problema de redução de perdas em redes de distribuição de energia elétrica através de reconfigurações da rede, considerando-se as variações das demandas ao longo do dia. É adotada uma formulação que evita reconfigurações freqüentes, procurando encontrar uma única configuração para operação ao longo de todo o período em estudo, mas considerando explicitamente no processo de otimização a diversidade de variações de demanda ao longo da rede. A representação implementada garante a factibilidade dos indivíduos após a realização de cruzamento e mutação no processo de busca da melhor solução com o algoritmo genético. Foi incluída uma fase de busca local, o que caracteriza o método como um algoritmo genético híbrido. Com o objetivo de alternar entre estratégias de intensificação e diversificação, foram utilizadas técnicas de adaptação de parâmetros; mais especificamente, da probabilidade de mutação. Estudos com redes reais de médio e grande porte ilustram a aplicabilidade da metodologia proposta e sugerem alternativas para desdobramentos do trabalho.

Abstract

This work proposes a Hybrid Genetic Algorithm approach to the problem of loss reduction in distribution systems by network reconfiguration strategies, under variable demands. A formulation that avoids frequent reconfigurations is adopted, searching for a fixed configuration to operate for the whole planning period, but taking into account demand variations on the optimization process. The chromosome representation adopted in the algorithm guarantees the factibility of the individuals after crossover and mutation operations on the process of searching for the best solution. A local search procedure is included, characterizing an hybrid implementation. Techniques of adaption of parameters were used (specifically mutation probability), to provide alternation between intensification and diversification strategies. Case studies with real distribution networks provide information on the possibilities of the approach and suggest alternatives to further investigations.

Este trabalho contou com o suporte financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento
Pessoal de Nível Superior – Capes.

Dedicatória

À Cintia, por sua compreensão, paciência e amor.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer à todos que de alguma forma contribuíram para a realização desse trabalho. Em particular:

Aos meus pais, Wilmar e Edna, pelo grande incentivo desde o início de meus estudos.

Aos meus irmãos, pelo grande apoio e amizade.

Aos meus grandes amigos, que tornaram essa estadia em Campinas bastante divertida: Hugo, Marcelo e Renato.

Ao prof. Christiano, por sua excelente orientação e amizade.

Aos colegas do DENSIS, em especial aos meus grandes amigos: André, Anibal, Celso, Chicão, Edilson, Gabriela, José, Josi, Júlio, Luiz, Marcelo, Marta, Paulo e Vinícius.

Aos amigos dos outros departamentos da FEEC, em especial do DT, DSEE e DSCE.

À CAPES pelo apoio financeiro.

Sumário

Resumo	i
Abstract	i
Dedicatória	iii
Agradecimentos	iv
Apresentação	1
1 Sistemas de Energia Elétrica	4
1.1 Introdução	4
1.2 Visão Geral dos Sistemas de Potência	4
1.3 Sistemas de Distribuição	5
1.3.1 Perdas de Energia	5
1.4 Reconfiguração da Rede para Redução de Perdas	7
1.5 Variações de Demanda	8
1.6 Exemplo Ilustrativo	10
1.6.1 Estudo 1	10
1.6.2 Estudo 2	13
1.7 Revisão Bibliográfica de Abordagens para o Problema de Redução de Perdas por Reconfigurações	15
1.7.1 Demandas Fixas	15
1.7.2 Demandas Variáveis	19
2 Formulação do Problema	21
2.1 Introdução	21
2.2 Representação da Rede de Distribuição	21
2.3 Cálculo dos Fluxos de Potência	23

2.4	Formulação Matemática do Problema	25
2.4.1	Demandas Fixas (A)	25
2.4.2	Demandas Variáveis – Configuração Livre (B)	26
2.4.3	Demandas Variáveis – Configuração Fixa (C)	27
3	Algoritmos Genéticos	29
3.1	Introdução	29
3.2	Conceitos Básicos	29
3.2.1	Uma Tentativa de Compreensão do Funcionamento dos AG – a Teoria dos Esquemas	31
3.3	Características Gerais	32
3.3.1	Tamanho da População	33
3.3.2	Representação	34
3.3.3	Função de Avaliação	36
3.3.4	Seleção	36
3.3.5	Elitismo	38
3.3.6	Inserção de Indivíduos na População	38
3.3.7	Operadores Genéticos	38
3.4	Hibridização	40
3.5	Adaptação em Algoritmos Genéticos	41
3.5.1	Tipos de Adaptação	42
4	Solução do Problema por um Algoritmo Genético Híbrido Adaptativo	44
4.1	Introdução	44
4.2	AG para Redução de Perdas em Redes de Distribuição	44
4.3	Características Gerais	45
4.4	Representação	46
4.5	Busca Local	48
4.6	Mutação	51
4.6.1	Mutações Estáticas	53
4.6.2	Mutações Adaptativas	53
4.7	Tratamento das Restrições	55
4.8	Comentários	56
5	Estudo de Casos	57
5.1	Introdução	57
5.2	Características das Redes	57

5.3	Avaliações Computacionais	60
5.3.1	Recursos Computacionais	60
5.3.2	Algoritmos Avaliados	60
5.3.3	Resultados Computacionais	61
5.3.4	Estudos Comparativos entre as Formulações	65
5.3.5	Comentários Adicionais	66
6	Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros	68
A	O Algoritmo de Kruskal	78
B	Topologia das Redes Estudadas	79

Lista de Figuras

1.1	Exemplo de um sistema de potência.	5
1.2	Exemplo de um sistema de distribuição.	6
1.3	Curva de carga típica de um dia.	8
1.4	Curva de carga típica da classe residencial.	9
1.5	Curva de carga típica da classe industrial.	9
1.6	Curva de carga típica da classe comercial.	9
1.7	Curva de carga típica da classe iluminação pública.	9
1.8	Rede exemplo para estudos 1 e 2.	10
1.9	Configurações ótimas para os três perfis do estudo 1.	12
1.10	Configurações ótimas para os dois perfis do estudo 2.	13
1.11	Configuração alternativa.	14
2.1	Diagrama simplificado de uma rede de distribuição.	22
2.2	Grafo que representa a rede da Figura 2.1.	22
2.3	Árvore que representa a topologia radial da Figura 2.1.	23
2.4	Alimentador de uma rede de distribuição.	23
2.5	Conjunto A_n	25
3.1	Funcionamento de um AG básico.	30
3.2	Árvore codificada na Tabela 3.1.	36
3.3	Seleção pelo método da roleta.	37
3.4	Exemplo de um cruzamento de dois pontos.	39
4.1	Pseudocódigo do AG implementado.	46
4.2	Exemplo da aplicação da representação NRK.	48
4.3	Método de troca de ramos.	50
4.4	Ciclo associado ao arco aberto e	51
4.5	Saturação de um AG.	52

5.1	Distribuição das cargas nos nós da rede.	58
5.2	Comportamento das cargas do tipo residencial.	59
5.3	Comportamento das cargas do tipo comercial.	59
5.4	Comportamento das cargas do tipo industrial.	60
5.5	<i>Borplot</i> para a rede 1.	62
5.6	<i>Borplot</i> para a rede 2.	62
5.7	<i>Borplot</i> para a rede 3.	63
5.8	<i>Borplot</i> para a rede 4.	63
5.9	<i>Borplot</i> para a rede 5.	63
5.10	<i>Borplot</i> para a rede 6.	63
5.11	Efeitos da busca local no AGH.	65
B.1	Rede 1 (a numeração junto aos arcos indica o número da chave).	79
B.2	Rede 2.	79
B.3	Rede 3.	80
B.4	Rede 4.	80
B.5	Rede 5.	81
B.6	Rede 6.	81

Lista de Tabelas

1.1	Valores de geração e perdas no Brasil em 2002.	6
1.2	Consumo faturado por classes no Brasil em 2003 (GWh).	9
1.3	Demanda (em kW) dos nós para cada perfil de carga.	11
1.4	Valor das perdas (em kWh) para os três perfis de carga.	11
1.5	Valor das perdas (em kWh) para os dois perfis de carga.	14
1.6	Valor das perdas (em kWh) para a configuração alternativa.	14
3.1	Cromossomos codificados por <i>Characteristic Vectors</i> e NRK.	35
3.2	Classificação de adaptação em algoritmos evolutivos.	43
4.1	Características da representação <i>Network Random Keys</i>	47
5.1	Dados das redes.	58
5.2	Probabilidades de mutação do AGHP.	61
5.3	Comparação entre as seis diferentes implementações do algoritmo.	62
5.4	Sensibilidade do AGH e AGHAV em relação a pm e PM_{max}	64
5.5	Resultados de perdas para as três diferentes formulações do problema.	66
5.6	Número de chaveamentos diários necessários utilizando-se a Formulação B.	66
5.7	Redução de perdas após a reconfiguração das redes.	67

Apresentação

Para que a energia elétrica gerada seja entregue ao consumidor é necessário que ela seja transportada da geração até o ramal de ligação de cada consumidor. Para transportá-la, são utilizados cabos que, mesmo quando bons condutores, apresentam resistência à passagem da corrente elétrica. Essa resistência é a principal responsável pelas perdas técnicas nos sistemas de transmissão e distribuição de energia elétrica. No Brasil, essas perdas podem chegar a 15% da energia produzida, sendo 7% no sistema de transmissão e 8% na distribuição. No entanto, em algumas concessionárias esse valor pode chegar a 20% (Cavellucci 1999, dos Santos 2003). Essas perdas correspondem à energia gerada e não faturada, o que traz prejuízos para as empresas.

Existem várias formas para se reduzir as perdas técnicas em sistemas de distribuição. Entre elas pode-se citar a elevação dos níveis de tensão (o que diminui a corrente e, conseqüentemente, as perdas), substituição dos cabos por outros de menor resistência, compensação de reativos ou a reconfiguração da rede primária de distribuição através da troca dos estados das chaves, procurando encontrar a configuração de perdas mínimas. Esta última será o objeto de estudo desse trabalho.

O problema de redução de perdas em redes primárias de distribuição através da reconfiguração foi formulado há 30 anos (Merlin e Back 1975), e vem sendo bastante estudado desde então. Porém, a grande maioria dos trabalhos considera as demandas fixas, ou seja, não considera suas variações ao longo do período estudado. Lee e Brooks (1988) e, posteriormente Vargas et al. (2002), mostraram os benefícios de se considerar as variações de demanda ao longo de um determinado período, modificando-se o estado das chaves para encontrar configurações de menores perdas a cada mudança significativa nas demandas. Bueno e Lyra (2002) observaram que a reconfiguração frequente em redes radiais de distribuição pode comprometer a qualidade do suprimento de energia. A partir dessas observações, propuseram uma nova formulação para o problema de redução de perdas por reconfigurações, que procura encontrar uma configuração única (fixa) para operação ao longo do período em estudo, mas considerando explicitamente no processo de otimização a diversidade das variações de demandas. Essa formulação é adotada neste trabalho e será apresentada adiante.

O problema de redução de perdas em redes de distribuição por reconfiguração pode ser interpretado como uma variação do problema de árvore geradora de custo mínimo,

em que os custos dos arcos variam de acordo com a configuração da rede. Diferentemente do problema clássico de árvore geradora de custo mínimo, que pode ter seu valor ótimo encontrado por um algoritmo guloso¹ (*greedy*), o problema de redução de perdas em redes de distribuição por reconfiguração é um problema difícil de ser resolvido, não existindo nenhum método exato capaz de encontrar a solução em um tempo viável para redes de grande porte (redes reais). Ao considerar-se a variação de demandas, o problema torna-se ainda mais complexo.

Este trabalho propõe um Algoritmo Genético (AG) para resolver o problema de redução de perdas em redes de distribuição por reconfiguração. AG é uma meta-heurística² populacional baseada em analogias com conceitos de evolução e genética, como cromossomos, mutação e cruzamentos (Michalewicz 1996). Inicialmente, é gerada uma população de soluções aleatórias e procura-se promover a evolução de seus indivíduos através de operadores de cruzamento e mutação. Novos indivíduos são gerados através dos indivíduos existentes, privilegiando de alguma forma os indivíduos mais adaptados ao ambiente. A adaptação dos indivíduos (ou *fitness*) é medida por uma função de avaliação, relacionada com a função objetivo do problema. Os AGs podem ser usados para a solução de uma grande quantidade de problemas de otimização combinatória.

Ao considerar a variação de demandas, a solução do problema de redução de perdas por AGs se torna bastante vantajosa. O esforço do método no processo evolutivo permanece o mesmo para qualquer número de perfis de demanda. A única diferença está na função de avaliação, que deve considerar os diferentes perfis para o cálculo das perdas.

Uma das dificuldades de se resolver o problema de redução de perdas técnicas em redes de distribuição de energia elétrica por AGs está associado à satisfação da restrição de radialidade da rede. Esse problema pode afetar significativamente o desempenho do AG. Este trabalho procurou evitá-lo através da adoção de uma representação utilizada com sucesso no problema por Costa (1999); tal representação utiliza conceitos de grafos, associando uma árvore a cada indivíduo da população evoluída pelo AG.

Para incorporar conhecimento específico sobre o problema de redução de perdas, foi adicionada uma fase de busca local ao AG – o que o caracteriza como um algoritmo híbrido. A busca local é uma generalização do método proposto por Civanlar et al. (1988), autores que consideraram apenas um perfil de demandas. Foram realizados testes que mostram a melhoria proporcionada pela incorporação da busca local ao AG, sem um grande comprometimento do tempo de execução.

Durante a execução do AG, pode ser interessante intensificar a busca em uma de-

¹Algoritmo que procura sempre realizar ações que proporcionem melhorias imediatas.

²Estratégia ou método que guia outras heurísticas na procura de soluções para problemas de otimização.

terminada região promissora, ou diversificá-la quando a região parecer bem explorada. Isso pode ser feito através da variação da probabilidade de mutação. A variação (ou adaptação) de parâmetros em AGs (Angeline 1995, Hinterding et al. 1997), pode envolver qualquer parâmetro do AG durante a sua execução. Esses aspectos também serão investigados nesse trabalho.

O trabalho está dividido em seis capítulos. No Capítulo 1 é apresentada uma descrição geral dos sistemas de energia elétrica e do problema de redução de perdas. Também é apresentada uma breve revisão bibliográfica do problema, destacando as principais contribuições presentes na literatura.

O Capítulo 2 apresenta um modelo de grafos para a representação do sistema de distribuição e discute formulações para o problema de redução de perdas por reconfiguração, considerando, ou não, a variação de demandas. Apresenta também o algoritmo utilizado para obtenção dos estados da rede.

O Capítulo 3 apresenta um resumo dos principais conceitos associados a AGs. São também apresentados conceitos de algoritmos híbridos (AHs) e de adaptação de parâmetros em AGs.

No Capítulo 4 discute-se as vantagens de se adotar um algoritmo evolutivo para resolver o problema. Apresenta-se o AG implementado e seus parâmetros, além da busca local e das várias formas de adaptação da mutação implementadas.

Estudos de casos são apresentados no Capítulo 5.

Conclusões sobre o trabalho e perspectivas futuras são apresentadas no Capítulo 6.

Capítulo 1

Sistemas de Energia Elétrica

1.1 Introdução

Neste capítulo, será apresentada uma visão geral dos sistemas de energia elétrica, com maior ênfase no sistema de distribuição. Através de uma discussão sobre as perdas no sistema de distribuição, mostra-se os benefícios que a reconfiguração da rede pode proporcionar. É discutida também a necessidade de se considerar a variação de demandas para o problema. Finalmente, é apresentada uma rápida descrição das principais abordagens para o problema presentes na literatura.

1.2 Visão Geral dos Sistemas de Potência

Os sistemas de potência podem ser divididos em três partes: geração, transmissão e distribuição (Monticelli e Garcia 2003). A geração é responsável pela produção da energia elétrica. Para isso são utilizados geradores, que transformam a energia potencial em energia elétrica. No Brasil, cerca de 90% da energia elétrica é gerada por usinas hidrelétricas (Eletrobras 2002).

Depois de gerada, a energia elétrica deve ser levada dos centros geradores aos centros consumidores, o que é realizado pelo sistema de transmissão. As linhas de transmissão podem possuir centenas de quilômetros. Por razões econômicas (redução de perdas e redução da bitola dos condutores) a transmissão é normalmente efetuada em tensões muito elevadas (500kV ou 750kV, por exemplo). O aumento do nível das tensões, após a geração, é realizado nas subestações elevadoras.

O sistema de distribuição é o responsável por entregar a energia aos consumidores. Nas proximidades das regiões de consumo, as tensões são reduzidas para os níveis de

sub-transmissão (no Brasil, tipicamente 65kV e 130kV), ou diretamente para os níveis da distribuição (13,8kV, por exemplo).

A Figura 1.1 ilustra um sistema de potência e seus principais componentes (Monticelli e Garcia 2003).

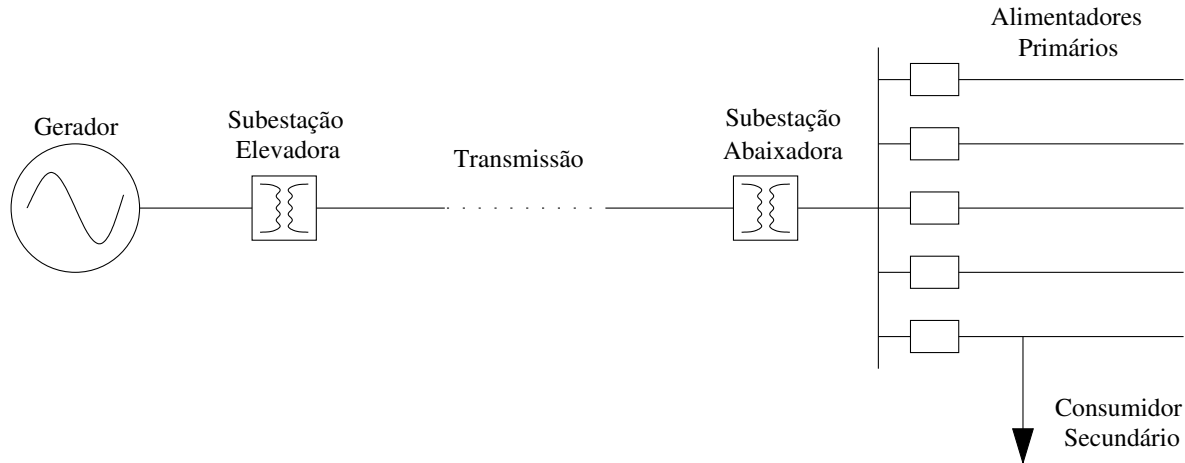


Figura 1.1: Exemplo de um sistema de potência.

1.3 Sistemas de Distribuição

Os sistemas de distribuição são formados pelos equipamentos e linhas usados para receber energia do sistema de transmissão, ou sub-transmissão, e entregá-la aos consumidores. Normalmente são subdivididos em redes primárias e secundárias. A Figura 1.2 ilustra um sistema de distribuição.

As redes primárias operam com tensões na ordem de dezenas de kV; correspondem às linhas e equipamentos compreendidos entre os barramentos das subestações de distribuição e o primário dos transformadores de distribuição. As partes localizadas entre os secundários dos transformadores de distribuição e os ramais de entrada dos clientes formam as redes secundárias; no Brasil, as redes secundárias operam entre 110 e 220 Volts.

1.3.1 Perdas de Energia

As perdas podem ser divididas em perdas técnicas e perdas comerciais. As perdas técnicas correspondem à energia perdida devido à resistência elétrica em cabos, equipa-

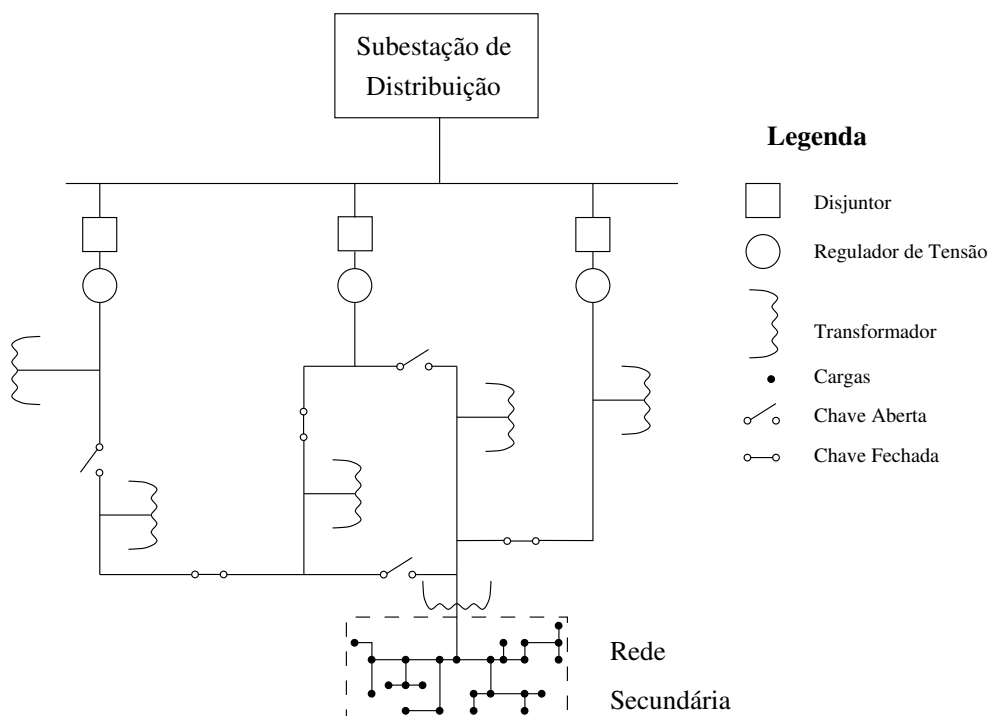


Figura 1.2: Exemplo de um sistema de distribuição.

mentos, conexões, etc. Elas correspondem a 83% do total das perdas. As perdas comerciais referem-se à energia que é entregue ao cliente, porém não computada no faturamento da empresa. Elas ocorrem sobretudo na distribuição e correspondem a 17% do total das perdas (Cavellucci 1999).

Uma estimativa na literatura da área de sistemas de distribuição avalia as perdas técnicas em torno de 7%, sendo 5% na distribuição e 2% na transmissão (Buch et al. 1982). No Brasil, as perdas técnicas podem atingir valores acima de 20%.

A Tabela 1.1 mostra o total gerado no Brasil em 2002, as perdas totais (comerciais e técnicas) e o quanto isso representou em prejuízo para o país (Eletrobras 2002). Para esse cálculo, estimou-se o valor em R\$ 65,00 o MWh.

Tabela 1.1: Valores de geração e perdas no Brasil em 2002.

Geração bruta total (TWh)	Perdas TWh	Valor em bilhões de R\$
313,274	49,18	3,2

1.4 Reconfiguração da Rede para Redução de Perdas

A grande maioria dos sistemas de distribuição opera de forma radial, possuindo apenas um caminho energizado entre as subestações e cada um dos pontos de consumo; em outras palavras, as redes operam sem malhas, ou, usando-se uma terminologia matemática, sem ciclos. A metodologia desenvolvida nesse trabalho se aplica apenas a sistemas radiais.

Uma prática usual em redes de distribuição radiais é denominar as chaves de “normalmente fechadas” (NF) e “normalmente abertas” (NA). As chaves NA são projetadas para situações de emergência, com finalidade de isolar falhas e transferir cargas temporariamente.

Trinta anos atrás, em artigo seminal apresentado na *Power Systems Computation Conference - 1975*, os engenheiros franceses Merlin e Back (1975) observaram que a troca de estados entre as chaves NA e NF poderia proporcionar oportunidades para redução de perdas. No mesmo artigo, foi apresentada uma formulação matemática de um problema de otimização combinatória, cuja solução fornece o “melhor” estado para as chaves em um sistema de distribuição radial; “melhor” no sentido de que esses estados estão associados a uma configuração radial que atende as cargas com perdas técnicas mínimas.

Além de trazer grandes benefícios econômicos às concessionárias de energia, realizar operações de chaveamento não é muito oneroso para as distribuidoras. Normalmente, os custos das operações de manobra se resumem a custos operacionais com o deslocamento de equipes, sendo que, em alguns casos, as chaves podem ser manobradas por comandos remotos.

Quando as cargas variam durante um certo período de estudo (um dia, por exemplo), aparentemente existem oportunidades para redução de perdas por reconfiguração das redes, encontrando-se a melhor situação para cada perfil de carga. No entanto, os engenheiros encarregados da operação de sistemas de distribuição são reticentes em relação a mudanças frequentes nas configurações. Chaveamentos são considerados operações de risco, gerando transitórios indesejáveis e podendo levar a instabilidades que causem o desligamento de partes da rede. Por essa razão, Bueno e Lyra (2002) propuseram um novo problema de otimização que busca um compromisso entre redução de perdas e operações de chaveamentos em sistemas radiais; as variações de carga são explicitamente consideradas, mas a configuração das redes permanecem fixas.

Como já mencionado na Apresentação da dissertação, este trabalho estuda a perspectiva de aplicações de algoritmos genéticos para o problema proposto por Bueno e Lyra (2002). Paradoxalmente, o paradigma dos algoritmos evolutivos parece mais apto à solução deste problema mais complexo, que considera as variações de demandas, de que

sua versão mais simples, para cargas fixas.

Aspectos de variações de demandas serão discutidos na próxima seção.

1.5 Variações de Demanda

Existem grandes variações de demanda de energia elétrica ao longo do dia. Normalmente, como ilustra a Figura 1.3, o horário de menor consumo é durante a madrugada e o de pico começa às 18 horas.

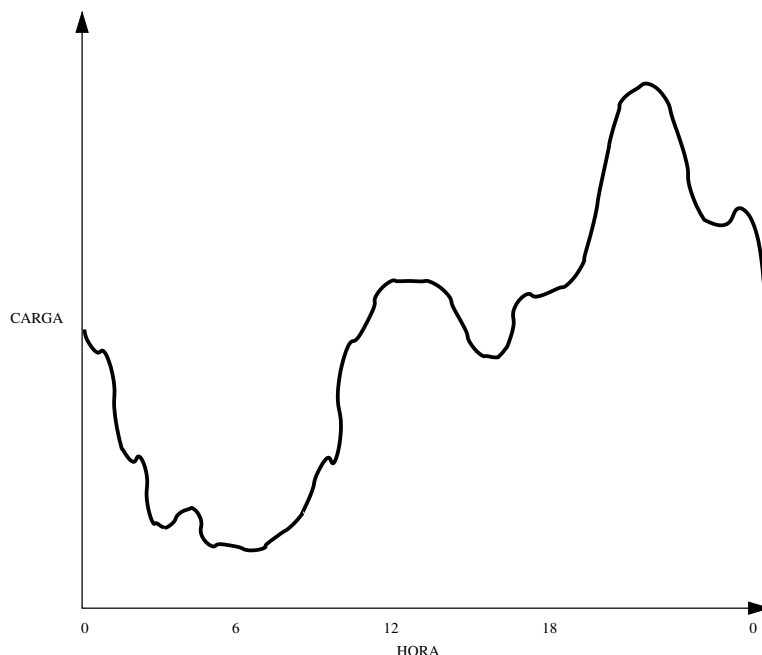


Figura 1.3: Curva de carga típica de um dia.

Cada consumidor tem uma característica de consumo particular. Contudo, é possível agrupar os consumidores que possuem padrões de consumo parecidos em classes de consumo. Os consumidores que pertencem a uma mesma classe possuem a curva de carga semelhante.

As Figuras 1.4– 1.7 mostram as curvas de carga típicas de quatro diferentes classes: residencial, industrial, comercial e iluminação pública, respectivamente. O consumo de energia no ano de 2003 por classe de consumidores pode ser visto na Tabela 1.2 (Eletrobras 2003). Nessa tabela, “Outros” inclui classes com menor representação no consumo como consumidores rurais, serviços públicos e iluminação pública.

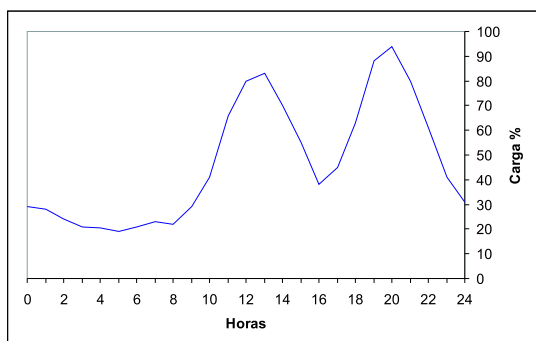


Figura 1.4: Curva de carga típica da classe residencial.

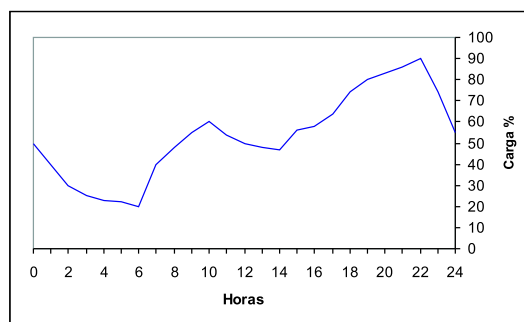


Figura 1.5: Curva de carga típica da classe industrial.

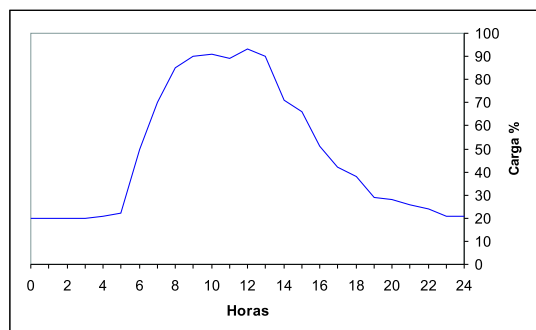


Figura 1.6: Curva de carga típica da classe comercial.

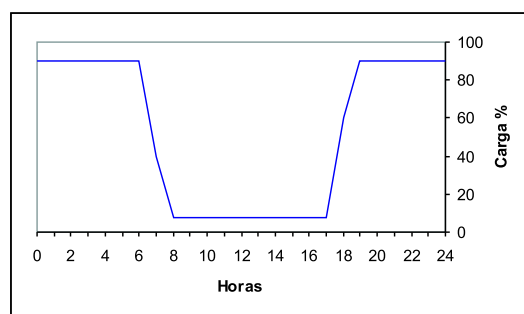


Figura 1.7: Curva de carga típica da classe iluminação pública.

Tabela 1.2: Consumo faturado por classes no Brasil em 2003 (GWh).

Classe	Consumo	%
Residencial	76.165	25,33
Industrial	129.877	43,2
Comercial	47.532	15,81
Outros	47.072	15,66
Total	300.646	100

Se todas as demandas variassem uniformemente, a configuração ótima para um horário seria exatamente a mesma para todos os outros horários. Porém, na realidade verifica-se grandes diferenças entre essas variações. Como se pode observar nas curvas de cada classe, o horário de pico de consumo entre elas não é o mesmo. Na próxima seção, será mostrado

através de dois estudos simples, que essas diferenças podem afetar bastante os fluxos nos arcos, e devem ser consideradas para o cálculo da melhor configuração.

Como mencionado na seção anterior, para que se consiga as menores perdas o ideal seria que a rede fosse reconfigurada várias vezes ao longo do dia, sempre que as cargas sofressem uma variação significativa. Porém, como chaveamentos introduzem perturbações no sistema, mudanças frequentes de configuração podem causar prejuízos a clientes e perda na qualidade da energia fornecida.

1.6 Exemplo Ilustrativo

Bueno e Lyra (2002) apresentaram um exemplo didático simples para ilustrar o efeito das variações de demandas sobre as perdas técnicas em redes de distribuição. Em particular, o exemplo ilustra o problema considerado nesse trabalho, em que as variações de demandas são consideradas, mas impõe-se a restrição de que a configuração da rede deve permanecer fixa durante o período estudado.

O exemplo apresentado em Bueno e Lyra (2002) é discutido a seguir. Considere a rede da Figura 1.8. Ela possui 6 nós de carga e uma subestação (nó 1). Os arcos possuem resistência de 1 ohm.

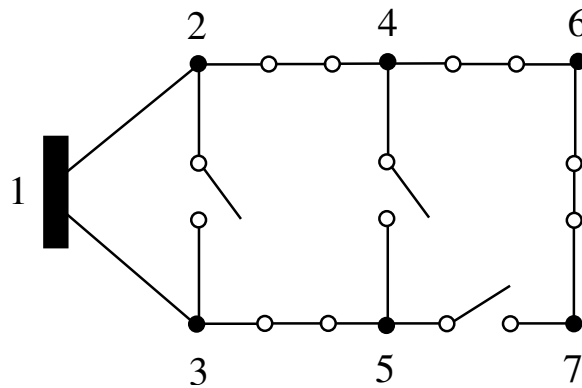


Figura 1.8: Rede exemplo para estudos 1 e 2.

1.6.1 Estudo 1

Para este primeiro estudo, foram considerados três perfis de carga. O primeiro perfil tem duração de 8 horas e corresponde ao horário de menor demanda, com carga total de

12 kW. O segundo perfil possui carga total de 24 kW e duração de 10 horas (demanda média). O último perfil (demanda alta), possui carga total de 36 kW e duração de 6 horas. A Tabela 1.3 mostra as demandas de cada nó para cada perfil.

Tabela 1.3: Demanda (em kW) dos nós para cada perfil de carga.

Perfis	Demandas					
	2	3	4	5	6	7
Baixa	3	2,5	2,5	1,5	1,5	1
Média	4	2,5	12	2	2	1,5
Alta	22	3	4	2,5	2,5	2

Cada um dos três perfis possui uma configuração ótima diferente. Essas configurações são apresentadas na Figura 1.9, onde foram omitidos os arcos que possuem chaves abertas para facilitar a visualização. Na figura, a configuração 1A é a ótima para o perfil de cargas baixas; a 1B é a ótima para o perfil de cargas médias; e a 1C é a ótima para o perfil de cargas altas.

A Tabela 1.4 apresenta as perdas na rede ao se adotar cada uma das três configurações. A última linha mostra o valor das perdas para a configuração ótima de cada perfil de demanda. A coluna “Total” corresponde às perdas finais ao longo do dia. A última linha da coluna “Total” corresponde às perdas obtidas num cenário onde se permite que a rede modifique a configuração para operar na melhor situação para cada perfil de demanda; do ponto de vista de redução de perdas técnicas, seria a situação ideal. A coluna “Acréscimo” mostra o acréscimo percentual das perdas, em relação à situação ideal, para operação com cada uma das configurações (1A, 1B e 1C).

Tabela 1.4: Valor das perdas (em kWh) para os três perfis de carga.

Configurações	Perdas				
	Baixa	Média	Alta	Total	Acréscimo(%)
1A	796	5745	5647,8	12188,5	11,2
1B	826,4	5105	5205	11136,4	1,6
1C	1176	8825	5061	15062	37,4
Perdas ótimas	796	5105	5061	10962	—

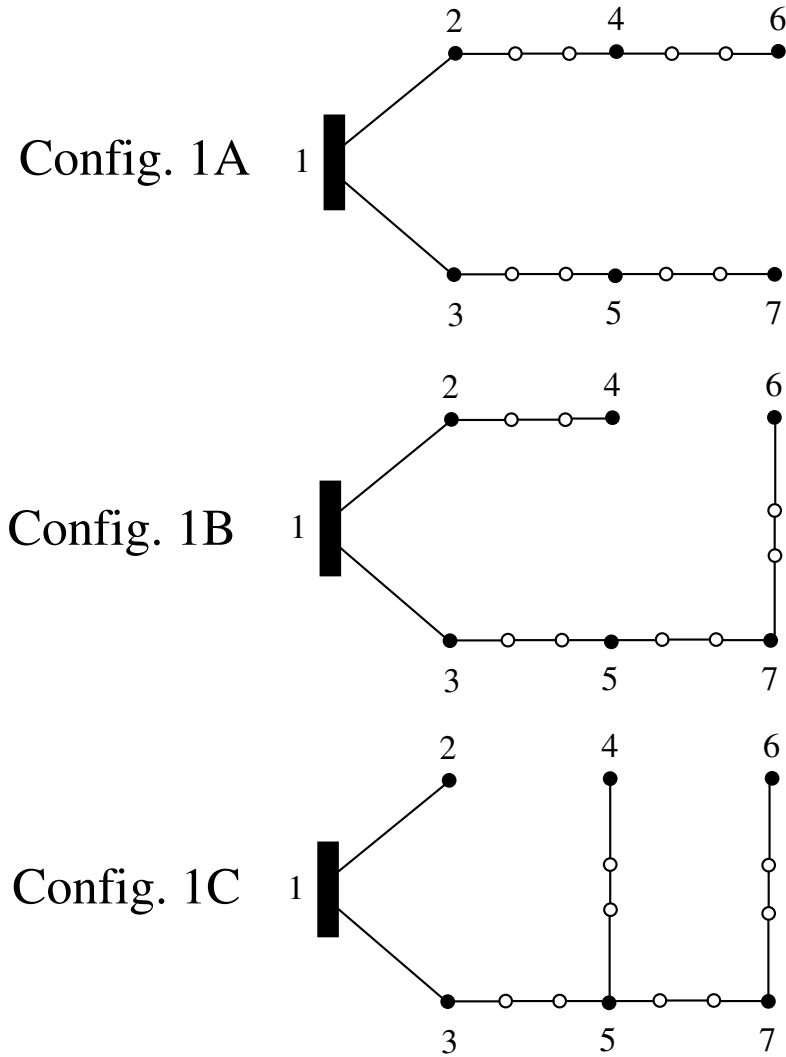


Figura 1.9: Configurações ótimas para os três perfis do estudo 1.

Analisando-se os resultados mostrados na Tabela 1.4, pode-se tirar as conclusões a seguir:

1. Reconfigurar a rede permite obter maiores reduções de perdas;
2. Quando a rede opera com configuração fixa durante todo o período, a melhor configuração não necessariamente está associada à configuração ótima para cargas altas (no exemplo, operar com a configuração 1B seria uma melhor alternativa);
3. Podem existir configurações que, se mantidas fixas, proporcionam valores de perdas bem próximos das perdas obtidas ao se reconfigurar a rede.

1.6.2 Estudo 2

No estudo anterior, a configuração 1B corresponde à melhor situação para operação com a rede fixa ao longo de todo o período estudado. Porém, a configuração ótima para determinado perfil não é necessariamente a melhor configuração fixa a ser adotada quando as cargas variam. O exemplo a seguir ilustra essa situação.

Considera-se a mesma rede de distribuição apresentada na Figura 1.8, agora com apenas dois perfis de carga (baixa e alta), com duração de 12 horas cada. As demandas de cada nó são as mesmas apresentadas na Tabela 1.3, para as situações de carga baixa e alta. As configurações ótimas para os dois perfis são apresentadas na Figura 1.10. A configuração 2A é a ótima para o perfil de cargas baixas e a 2B é a ótima para o perfil de cargas altas.

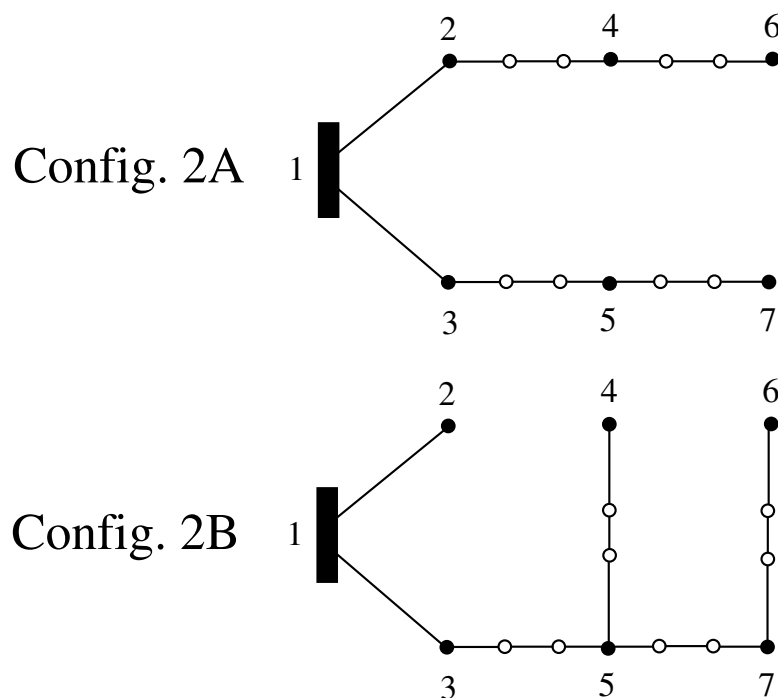


Figura 1.10: Configurações ótimas para os dois perfis do estudo 2.

A Tabela 1.5 apresenta os valores das perdas para as configurações ótimas (2A e 2B, respectivamente) para cada um dos perfis.

A Figura 1.11 apresenta uma terceira possível configuração para a mesma rede. A Tabela 1.6 apresenta os valores das perdas para esta configuração para as duas situações de carga e as perdas totais ao longo do dia (o período considerado).

Tabela 1.5: Valor das perdas (em kWh) para os dois perfis de carga.

Configurações	Perdas		
	Baixa	Alta	Total
2A	1194	11295,6	12489,6
2B	1764	10122	11886

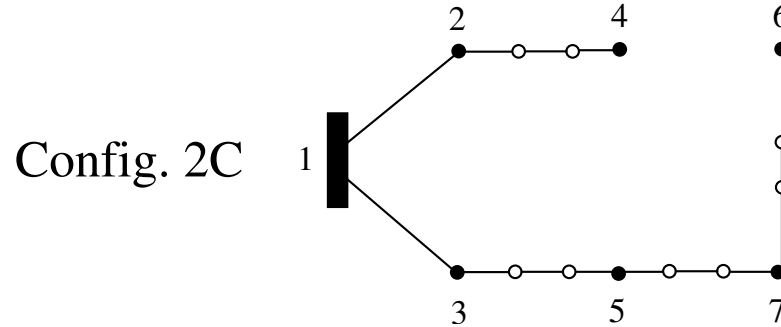


Figura 1.11: Configuração alternativa.

Tabela 1.6: Valor das perdas (em kWh) para a configuração alternativa.

Configuração	Perdas		
	Baixa	Alta	Total
2C	1239,6	10410	11649,6

Ao se comparar os valores das perdas totais nas três configurações mostradas nas Tabelas 1.5 e 1.6, nota-se que a configuração 2C é a que proporciona menores perdas. Porém, ela não é a melhor configuração para operação com carga baixa ou alta.

O capítulo seguinte apresenta formulações matemáticas para o problema de redução de perdas, considerando-se situações de demandas fixas e variáveis. No entanto, antes da apresentação desses aspectos formais, faz-se uma breve revisão bibliográfica de abordagens para o problema de redução de perdas técnicas através de reconfigurações.

1.7 Revisão Bibliográfica de Abordagens para o Problema de Redução de Perdas por Reconfigurações

1.7.1 Demandas Fixas

Primeiras Heurísticas

Merlin e Back (1975) foram os primeiros autores a publicarem um método para reconfiguração da rede de distribuição com o objetivo de redução de perdas. Eles desenvolveram dois diferentes métodos de resolução. No primeiro, um método heurístico conhecido como abertura sequencial de chaves, parte-se de uma rede onde todas as chaves se encontram fechadas e, através de uma heurística baseada nos fluxos dos arcos, abre-se as chaves até obter-se uma configuração radial. O segundo método é uma abordagem exata que encontra a configuração ótima de mínimas perdas através da técnica de programação inteira *branch-and-bound*. Como os próprios autores concluem, a aplicação do segundo método é viável apenas em redes de pequeno porte.

Shirmohammadi e Hong (1989) aperfeiçoaram a heurística de Merlin e Back, incorporando as restrições de fluxo máximo de corrente nos condutores e limites de queda de tensão. Também apresentaram um modelo de cálculo de fluxo de carga para redes radiais, também válido para redes fracamente malhadas.

Em 1988, Civanlar et al. apresentaram uma nova heurística para reconfiguração de redes, conhecida como troca de ramos (do inglês *branch-exchange*), onde é feita a cada etapa uma permuta de estados entre pares de chaves, uma aberta e outra fechada, de forma a obter redução de perdas. Baran e Wu (1989) aperfeiçoaram a abordagem de Civanlar et al., propondo dois métodos, com diferentes graus de precisão, para o cálculo do fluxo de carga para redes radiais.

As heurísticas troca de ramos e abertura sequencial de chaves são até hoje referências para o problema. Vários outros trabalhos utilizam as idéias presentes nessas heurísticas. Envolvendo a abertura sequencial de chaves, pode-se mencionar os trabalhos de Wagner et al. (1991), Peponis et al. (1995), Borozan et al. (1997) e Lin e Chin (1998). Envolvendo a troca de ramos, pode-se destacar os trabalhos de Castro e Watanabe (1990), Jasmon et al. (1991) e Zhou et al. (1997). As novas abordagens propõem modificações ou combinam essas abordagens clássicas com outras heurísticas.

Programação Matemática Tradicional

Nessa subseção serão destacados alguns trabalhos que procuraram usar métodos de programação matemática exatos como ferramenta principal ou combinados com heurísticas, para a resolução do problema de redução de perdas por reconfigurações.

Merlin e Back (1975) foram os primeiros a aplicarem métodos exatos de programação para o problema, através do método *branch and bound*. Foram os primeiros também a constatarem as limitações dos métodos exatos para a abordagem do problema. Chen e Cho (1993) também utilizaram o método *branch and bound* para a reconfiguração de redes, combinado com heurísticas e aproximações.

Sarma e Rao (1995) formularam o problema de reconfiguração de redes para redução de perdas como um problema de programação inteira 0-1. O método desenvolvido pelos autores teoricamente encontra a solução ótima do problema. No entanto, os autores aplicam o método em uma rede muito pequena e nada é mencionado a respeito do tempo consumido pelo algoritmo.

Glamocanin (1990) e Wagner et al. (1991) aplicaram programação linear ao problema através da linearização da função de perdas. Aoki et al. (1987) formularam o problema como um problema não linear convexo. O algoritmo desenvolvido resolve vários problemas de programação quadrática até encontrar a configuração de mínimas perdas. Liu et al. (1989) incorporaram as restrições operacionais (limites de fluxos e quedas de tensão) à formulação de Aoki *et al.*

Estratégias Fuzzy

Esta subseção procura relatar trabalhos que fizeram uso de lógica *fuzzy* no modelamento do problema. Porém, vale ressaltar que *fuzzy* não é o mecanismo principal de solução; o problema é resolvido sempre por alguma ferramenta de otimização.

O conceito de lógica *fuzzy* foi introduzido, em 1965, por Zadeh (1965). Ela foi criada para lidar com situações ambíguas, nas quais a lógica binária convencional apresenta dificuldade de tratamento. De forma mais objetiva e preliminar, podemos definir lógica *fuzzy* como sendo uma ferramenta capaz de capturar informações vagas, em geral descritas em uma linguagem natural, e convertê-las para um formato numérico, passível de manipulação pelos computadores.

Song et al. (1997) desenvolveram um algoritmo evolutivo em que a taxa de mutação é controlada por estratégias *fuzzy* durante a execução do algoritmo. Os autores aplicaram o método em uma rede pequena (15 ramos), o que limita conclusões a respeito do desempenho do algoritmo.

Sarfi e Solo (2002b) apresentaram um trabalho onde estudam a possibilidade da utilização de estratégias *fuzzy* nas heurísticas propostas em outro trabalho dos autores (Sarfi e Solo 2002a). Em sua conclusão, os autores afirmam que a metodologia foi capaz de resolver o problema de reconfiguração sem violar as restrições operacionais.

Huang e Chin (2002) apresentaram uma heurística baseada em lógica *fuzzy* para resolver simultaneamente o problema de redução de perdas e o de balanceamento de cargas, através da reconfiguração da rede. São apresentados resultados em redes pequenas, considerando-se a variação de cargas e permitindo a reconfiguração da rede em cada período.

Redes Neurais Artificiais

As técnicas de redes neurais artificiais usam elementos não lineares interligados (denominados neurônios), realizando uma analogia com as redes neurais biológicas do cérebro humano. O uso de redes neurais para a reconfiguração de redes de distribuição foi investigado por Kim et al. (1993), Gauche et al. (1997) e Gauche et al. (1999). Todos esses trabalhos utilizaram redes do tipo Perceptron Multi-Camadas (MLP), e obtiveram resultados satisfatórios em exemplos simples.

Buscas Informadas

Cavellucci e Lyra (1997) utilizaram técnicas de otimização não linear em grafos e métodos de busca da teoria de Inteligência Artificial, procurando ampliar a dimensão dos problemas para os quais é possível obter soluções ótimas.

O método desenvolvido pelos autores pode ser interpretado como uma união dos métodos de abertura sequencial de chaves e troca de ramos. O algoritmo é composto de duas fases. Primeiro, a estrutura radial é relaxada, caracterizando um problema de fluxo de custo mínimo não linear. A distribuição ótima dos fluxos da rede é obtida através de um algoritmo de otimização que explora a estrutura da rede. Na segunda fase, a solução ótima é obtida através de um procedimento que guia a abertura das chaves. Uma proposta de paralelização do método foi posteriormente desenvolvida por Tão et al. (1999).

Fernandes (2003) apresentou um método baseado em técnicas de busca de Inteligência Artificial e heurísticas para o problema de redução de perdas por reconfiguração. O método é composto por duas fases, chamadas de busca heurística modular e ajuste fino. Na primeira fase obtém-se uma solução factível para o problema; na segunda fase uma heurística de troca de ramos é aplicada à solução. O método foi aplicado com sucesso em redes de grande porte.

Otimização Combinatória

As técnicas de otimização combinatória, também conhecidas como meta-heurísticas, são procedimentos genéricos normalmente baseados em algum argumento matemático, princípios físicos ou processos biológicos, adotados para a solução de problemas combinatórios difíceis. Dentre as técnicas mais utilizadas, podemos destacar a busca tabu, *simulated annealing*, GRASP (*Greedy Randomized Adaptative Search Procedures*) e computação evolutiva. Esta última será tratada separadamente na próxima subseção, devido à maior relevância para o trabalho.

Chiang e Jean-Jumeau (1990) formularam um problema de otimização multi-objetivo (minimização de perdas e balanceamento de cargas) para ser resolvido através de *simulated annealing*. O algoritmo foi aplicado apenas em problemas simples. Jiang e Baldick (1996) utilizaram a técnica *simulated annealing* para controle de capacitores e reconfiguração da rede, testando o método em uma rede de médio porte.

Cherkaoui et al. (1993) divulgaram experiências preliminares com a utilização da busca tabu no problema. Costa (1999) combinou técnicas de busca tabu (lista tabu) com algoritmos genéticos, obtendo bons resultados. Fukuyama (2000) desenvolveu um algoritmo de busca tabu aplicado ao problema de restauração de serviços após ocorrência de faltas, utilizado também para redução de perdas por reconfigurações. O autor apresentou resultados comparativos com outras meta-heurísticas em uma rede pequena, concluindo que a busca tabu é a mais rápida. Um método híbrido entre *simulated annealing* e busca tabu foi proposto por Jeon e Kim (2000), obtendo bons resultados em redes de grande porte.

Bueno (2000) aplicou o método GRASP combinado com técnicas de otimização de fluxos em redes com funções não lineares. O método se mostrou promissor para aplicações em redes de grande porte.

Computação Evolutiva

Nara et al. (1992) foram os pioneiros na aplicação de Algoritmos Genéticos ao problema de redução de perdas de redes de distribuição. Adotaram penalidades sobre as violações das restrições operacionais (tensões e fluxos nos condutores) e uma representação das soluções baseada nos estados das chaves, que pode levar à geração de indivíduos infactíveis (que são descartados).

Tentando evitar infactibilidade de soluções, Lin et al. (2000) e Ming et al. (2002) adotaram codificações baseadas nos ciclos (malhas) das redes. Apesar de reduzido, o problema de infactibilidade não foi resolvido.

Costa (1999) desenvolveu uma representação que impossibilita a geração de indivíduos

infectíveis. Bons resultados foram obtidos em redes de médio porte. Essa representação é utilizada nesse trabalho e será apresentada no Capítulo 4.

1.7.2 Demandas Variáveis

Lee e Brooks (1988) consideraram a variação das cargas ao trabalharem com os problemas de reconfiguração de redes e alocação ótima de capacitores. Os autores utilizaram curvas de cargas médias fornecidas pela *Pensylvania Power and Light Company (PP&L)*, divididos por estações climáticas. Os testes mostraram bons resultados na redução de perdas quando as configurações são modificadas para melhor se adaptarem às variações de carga.

Taleski e Rajicic (1997) aplicaram conceitos da metodologia troca de ramos em um estudo com variações de cargas, dividindo-as em residencial e comercial. Nenhuma restrição quanto ao número de chaveamentos na rede foi imposta.

Vargas et al. (2002) utilizaram Sistemas Classificadores (estratégia evolutiva baseada em regras para tomada de decisão) aplicados ao problema de reconfiguração da rede de distribuição. Foi feito um estudo com variações de cargas, explorando a característica de facilidade de adaptação dos Sistemas Classificadores. O método foi aplicado em sistemas de pequeno porte.

López et al. (2004) apresentaram um estudo comparativo de perdas na distribuição considerando-se diferentes cenários para o problema: para máximas demandas, para a média das demandas e considerando a possibilidade de reconfigurações sem limite de chaveamentos – denominada reconfigurações *on-line*. Concluíram que, apesar da maior redução de perdas ser proporcionada ao se considerar reconfigurações *on-line*, o excessivo número de chaveamentos torna o método inviável.

Augugliaro et al. (2004) propõem uma abordagem através de um algoritmo evolutivo que utiliza conceitos de lógica *fuzzy*. Trabalham com o problema de compensação de reativos (controle de banco de capacitores), controle de tensão (mudança de taps em transformadores) e reconfiguração da rede para redução de perdas. Consideram uma variação de cargas uniforme na rede (os perfis de carga variam proporcionalmente), limitando o número de chaveamentos. Aplicam o método em uma rede de grande porte. Concluem que uma análise da variação não uniforme das cargas deve ser feita.

Bueno e Lyra (2002) apresentaram estudos comparando duas diferentes formulações matemáticas para o problema de redução de perdas com variação de demandas (alguns desses estudos foram apresentados na seção anterior). Na primeira, a rede pode ser reconfigurada livremente para se adequar às variações de cargas (reconfiguração *on-line*) e outra,

proposta pelos autores, onde a rede deve sempre permanecer fixa, porém considerando-se as variações de cargas para o cálculo das perdas. Os resultados relatam a eficiência da formulação proposta, atingindo os objetivos de redução de perdas e não alteração da topologia da rede.

Capítulo 2

Formulação do Problema

2.1 Introdução

Neste capítulo é apresentado o conceito de grafos usados para representar os sistemas de distribuição. Em seguida, apresenta-se o método adotado para o cálculo dos fluxos de potências na rede. São apresentadas três formulações diferentes para o problema: com demandas fixas; considerando-se as variações de demandas e permitindo-se chaveamentos na rede; e considerando-se as variações de demandas com a restrição de configuração fixa ao longo do período de estudo.

2.2 Representação da Rede de Distribuição

Para abordagens do problema de redução de perdas técnicas, os principais componentes de sistemas de distribuição a serem representados são: chaves, blocos de carga, linhas e subestações. A Figura 2.1 ilustra uma rede de distribuição simplificada, com destaque para esses componentes.

A rede da Figura 2.1 pode ser representada por um modelo de grafos (Ahuja et al. 1993). Essa representação é conveniente por dois aspectos: pela abstração intuitiva da rede e pela possibilidade de implementar algoritmos eficientes utilizando resultados e estruturas de dados da área de grafos, amplamente estudada.

Um grafo $G = (N, A)$ é composto de um conjunto finito não vazio de nós (conjunto N) e outro conjunto de relações binárias entre os elementos de N (conjunto A). Um grafo $G' = (N', A')$ é um subgrafo de $G = (N, A)$ se $N' \subseteq N$ e $A' \subseteq A$.

A Figura 2.2 ilustra o grafo que representa a rede da Figura 2.1. Note que foi incluído um nó R ligando as subestações, para facilitar o tratamento de aspectos de conectividade

correspondem a arcos que não fazem parte da árvore, não estão representadas).

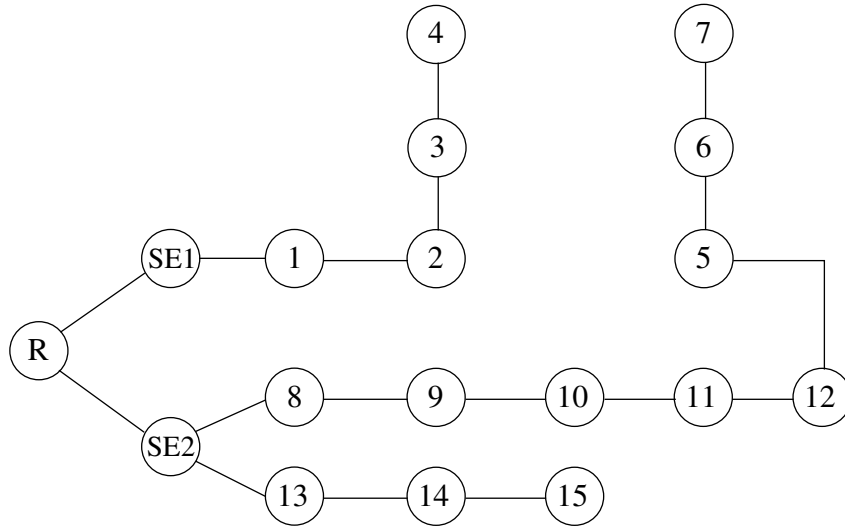


Figura 2.3: Árvore que representa a topologia radial da Figura 2.1.

2.3 Cálculo dos Fluxos de Potência

Para o cálculo dos fluxos de potência nos ramos da rede, adota-se as equações para cálculo de fluxos em redes radiais desenvolvidos por Baran e Wu (1989).

A Figura 2.4 ilustra um alimentador sem ramificações. Cada nó possui uma determinada potência $S_L = P_L + jQ_L$ (considera-se as cargas com potência constante). Os arcos que ligam esses nós possuem uma impedância $z_l = r_l + jx_l$.

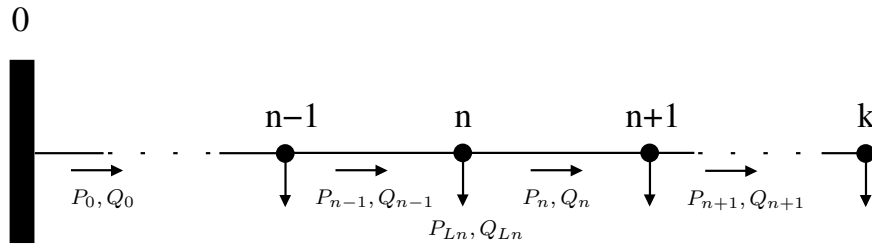


Figura 2.4: Alimentador de uma rede de distribuição.

As Equações 2.1–2.3 correspondem ao cálculo de potência ativa, potência reativa e tensões nas barras, respectivamente (Baran e Wu 1989). Os fluxos são calculados a partir

dos nós folhas, no sentido da raiz. As tensões são calculadas a partir da raiz, prosseguindo-se no sentido dos nós folhas.

$$P_{n-1} = P_n + r_n \frac{P_n'^2 + Q_n'^2}{V_n^2} + P_{Ln} \quad (2.1)$$

$$Q_{n-1} = Q_n + x_n \frac{P_n'^2 + Q_n'^2}{V_n^2} + Q_{Ln} \quad (2.2)$$

$$V_{n+1}^2 = V_n^2 - 2(r_n P_n + x_n Q_n) + (r_n^2 + x_n^2) \frac{P_n^2 + Q_n^2}{V_n^2} \quad (2.3)$$

Onde:

- P_{n-1} é o fluxo de potência ativa entre os nós $n - 1$ e n ;
- Q_{n-1} é o fluxo de potência reativa entre os nós $n - 1$ e n ;
- P_n é o fluxo de potência ativa entre os nós n e $n + 1$;
- Q_n é o fluxo de potência reativa entre os nós n e $n + 1$;
- r_n é a resistência entre os nós n e $n + 1$;
- x_n é a reatância entre os nós n e $n + 1$;
- P_{Ln} é a potência ativa da carga no nó n ;
- Q_{Ln} é a potência reativa da carga no nó n ;
- $P_n' = P_n + P_{Ln}$;
- $Q_n' = Q_n + Q_{Ln}$.

Os termos que representam as perdas nos ramos (termos quadráticos) são muito menores que os fluxos totais nos arcos, P_{n-1} e Q_{n-1} . Portanto, pode-se simplificar as equações, desprezando-os. Outra simplificação usualmente adotada é considerar que as tensões são muito próximas de 1 p.u. – nesse caso a Equação 2.3 se torna desnecessária. As equações simplificadas de potência ativa (Equação 2.4) e potência reativa (Equação 2.5), generalizando-se para o caso onde o alimentador possui ramificações, são apresentadas a seguir:

$$P_{n-1} = \sum_{a \in An} P_a + P_{Ln} \quad (2.4)$$

$$Q_{n-1} = \sum_{a \in A_n} Q_a + Q_{Ln} \quad (2.5)$$

onde A_n é o conjunto dos arcos a jusante do nó n (em direção aos nós folhas). A Figura 2.5 mostra como é formado o conjunto A_n .

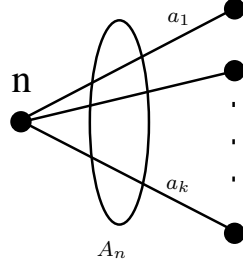


Figura 2.5: Conjunto A_n .

2.4 Formulação Matemática do Problema

Apresenta-se nessa seção três formulações para o problema de redução de perdas em redes de distribuição através de reconfigurações. A primeira formulação considera que as demandas têm um valor fixo conhecido ao longo de todo o período estudado. A segunda formulação considera a variação das demandas e permite que a rede seja reconfigurada para uma situação de menores perdas, a cada mudança significativa das demandas. A terceira formulação, proposta por Bueno e Lyra (2002), considera explicitamente as variações de demandas, mas procura encontrar a melhor configuração fixa para atender essas demandas ao longo de todo o período de estudo. Essas formulações serão denominadas de A, B e C, respectivamente.

2.4.1 Demandas Fixas (A)

O problema de redução de perdas considerando-se as demandas fixas pode ser caracterizado na forma a seguir:

$$\text{Min} \sum_{n \in N} \sum_{a \in A_n} r_a (P_a^2 + Q_a^2) \quad (2.6)$$

s.a.:

$$\begin{aligned}
P_{n-1} &= \sum_{a \in A_n} P_a + P_{Ln} \\
Q_{n-1} &= \sum_{a \in A_n} Q_a + Q_{Ln} \\
\underline{P} &\leq P \leq \overline{P} \\
\underline{Q} &\leq Q \leq \overline{Q} \\
G' &= [N, A'] \text{ é uma árvore.}
\end{aligned} \tag{2.7}$$

onde N é o conjunto dos nós da rede; A_n é o conjunto dos arcos à jusante do nó n ; r_a é a resistência do arco a ; P_a e Q_a são, respectivamente, o fluxo de potência ativa e reativa do arco a ; P_{n-1} e Q_{n-1} são os fluxos de potência ativa e reativa entre os nós $n-1$ e n ; P e Q são os vetores dos fluxos de potências ativas e reativas nos arcos; $\overline{P}$, $\underline{P}$, $\overline{Q}$ e $\underline{Q}$ indicam os limites superiores e inferiores para potência ativa e reativa nos arcos; A' é o conjunto de arcos para os quais o fluxo de potência é diferente de zero.

A Equação 2.6 é a função objetivo do problema, que expressa as perdas técnicas para a situação de demandas fixas e deve ser minimizada. O conjunto de equações presentes em 2.7 são as restrições do problema. Elas representam o balanço de cargas ativas e reativas, limites de potência ativa e reativa nos arcos e radialidade da rede.

2.4.2 Demandas Variáveis – Configuração Livre (B)

A Formulação A não considera a variação das demandas na rede. As injeções nodais P_{Ln} e Q_{Ln} são normalmente representadas como o máximo valor que cada carga pode assumir, ou seja, a situação de máxima demanda de todos os nós.

Como foi citado no capítulo anterior, alguns autores já consideraram a variação de demandas no problema de reconfiguração de redes de distribuição. A grande maioria desses autores considera a possibilidade de reconfigurar a rede a cada mudança significativa nos perfis de demanda (pode-se denominar essa situação de reconfigurações *on-line*). A formulação do problema que procura minimizar as perdas técnicas sob esta hipótese pode ser caracterizada pelas equações a seguir:

$$\begin{aligned}
&Min \sum_{t \in T} \sum_{a \in A_n} \Delta_t r_a (P_{ta}^2 + Q_{ta}^2) \\
&\text{s.a.:} \\
&t \text{ varia de } 1 \text{ a } T \left\{ \begin{aligned} P_{tn-1} &= \sum_{a \in A_n} P_{ta} + P_{tLn} \\ Q_{tn-1} &= \sum_{a \in A_n} Q_{ta} + Q_{tLn} \\ \underline{P} &\leq P_t \leq \overline{P} \\ \underline{Q} &\leq Q_t \leq \overline{Q} \\ G'_t &= [N, A'_t] \text{ é uma árvore.} \end{aligned} \right. \tag{2.8}
\end{aligned}$$

onde T é o conjunto de intervalos de tempo, Δ_t é a duração do intervalo t e A'_t é o conjunto de arcos com fluxo diferente de zero no intervalo t .

A Equação 2.8 é a função objetivo do problema. Ela representa o total de perdas técnicas na rede em energia durante todo o período. As quatro primeiras restrições do conjunto de equações 2.9 são equivalentes às apresentadas nas equações 2.7, considerando-se a variação das demandas no tempo. A restrição representada pela quinta equação de 2.9 impõe que em cada intervalo de tempo t a rede deve manter a topologia radial.

Como se permite que a rede seja reconfigurada para o estado de mínimas perdas a cada mudança nas cargas, essa forma de abordar o problema é a que proporciona a maior redução de perdas.

2.4.3 Demandas Variáveis – Configuração Fixa (C)

A desvantagem de resolver o problema pela Formulação B está no número excessivo de chaveamentos que ela pode provocar. Operações de chaveamento podem ser consideradas operações de risco; as perturbações transitórias induzidas por estas refletem na qualidade da energia que é fornecida aos clientes e podem causar instabilidades que levem a desligamentos de partes da rede. Além disso, chaveamentos excessivos causam o desgaste prematuro das chaves, diminuindo sua vida útil. Esses fatores fazem com que os centros de controle da operação procurem evitar chaveamentos frequentes.

Como mencionado anteriormente, Bueno e Lyra (2002) elaboraram uma formulação que, ao mesmo tempo em que contempla a variação das demandas no período em estudo, não permite chaveamentos, mantendo a rede com a mesma configuração ao longo de todo o período estudado. Essa formulação (Formulação C) é apresentada a seguir.

$$\text{Min} \sum_{t \in T} \sum_{a \in An} \Delta_t r_a (P_{ta}^2 + Q_{ta}^2) \quad (2.10)$$

s.a.:

$$t \text{ varia de } 1 \text{ a } T \left\{ \begin{array}{l} P_{tn-1} = \sum_{a \in An} P_{ta} + P_{tLn} \\ Q_{tn-1} = \sum_{a \in An} Q_{ta} + Q_{tLn} \\ \underline{P} \leq P_t \leq \overline{P} \\ \underline{Q} \leq Q_t \leq \overline{Q} \\ G' = [N, A'] \text{ é uma árvore.} \end{array} \right. \quad (2.11)$$

A diferença entre as Formulações B e C está na última equação de 2.9 e 2.11, que trata da restrição de radialidade da rede. A restrição de radialidade da Equação 2.9 impõe que em cada intervalo de tempo t a rede possua uma configuração radial. Porém, ao final de

cada intervalo podem ocorrer operações de chaveamento. Já a restrição da Equação 2.11 diz que é necessário que se mantenha a mesma topologia radial durante todo o período em estudo (não permite chaveamentos). Ou seja, a topologia da rede permanece fixa. A Formulação C é a principal formulação estudada neste trabalho.

Os próximos capítulos desenvolvem metodologias baseadas em computação evolutiva para procurar encontrar as melhores soluções para este problema.

Capítulo 3

Algoritmos Genéticos

3.1 Introdução

Este capítulo apresenta uma introdução à teoria de Algoritmos Genéticos, meta-heurística escolhida para resolver o problema. Primeiramente, são apresentados alguns conceitos básicos e a terminologia empregada. Em seguida, é apresentada a “teoria dos esquemas”, que procura explicar a convergência dos AGs para pontos de otimalidade local. São também discutidas as principais características dos AGs e como elas podem influenciar no seu funcionamento. Aspectos de implementação, como hibridização e adaptação de parâmetros são abordados nas duas últimas seções.

3.2 Conceitos Básicos

Algoritmos Genéticos podem ser definidos como algoritmos de busca estocástica baseados em mecanismos de evolução. Fazem parte dos sistemas computacionais bio-inspirados; mais especificamente os AGs são inspirados na teoria da evolução.

As primeiras idéias de se utilizar computação combinada com processos evolutivos foram introduzidas na década de 50, pelo biólogo Fraser (1962). Sua intenção era de simular os processos evolutivos utilizando o computador. Porém, foi Holland (1975) o responsável pela criação dos AGs e pelo início da aplicação desses conceitos para resolver problemas de diversas áreas. Desde então, o uso dos AGs vem crescendo, principalmente para aplicação em problemas de otimização.

Um dos motivos que levam ao crescente interesse por esse método é a sua robustez, principalmente quando aplicados em problemas de natureza combinatória (normalmente de difícil trato computacional). A adoção de técnicas de hibridização, que incorporam

conhecimentos específicos sobre o problema através de heurísticas, torna os AGs ainda mais robustos e eficientes (Davis 1991).

O funcionamento dos AGs é bastante simples. Inicialmente são gerados indivíduos de forma aleatória, compondo uma população; cada indivíduo corresponde a uma solução do problema. Em seguida, esses indivíduos são avaliados a fim de se obter o grau de adaptação de cada um. Então, seleciona-se alguns indivíduos da população para sofrerem cruzamentos e mutação. Essa seleção é baseada nos valores de adaptação, de forma que se privilegie os indivíduos mais adaptados. O processo se repete até que seja atingido algum critério de parada. A Figura 3.1 ilustra o funcionamento de um AG básico.

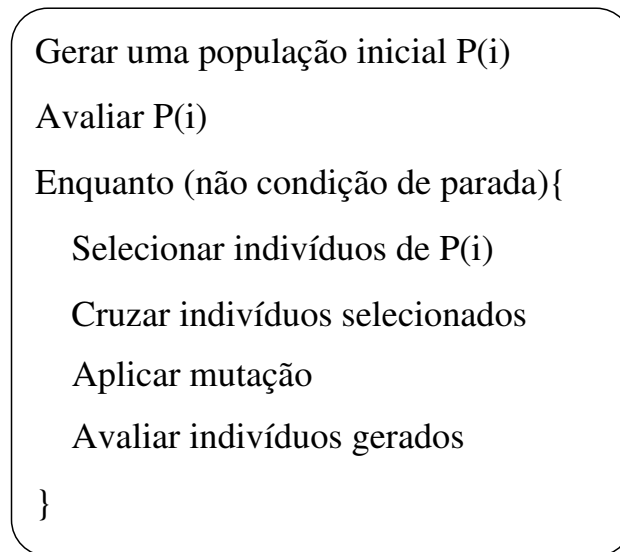


Figura 3.1: Funcionamento de um AG básico.

A seguir, definem-se alguns termos importantes para o estudo de AGs.

Geração – iteração que o AG executa.

Indivíduo – representação da solução de um determinado problema através de um vetor de caracteres, onde cada caractere é chamado de gene.

População – conjunto de indivíduos (soluções).

Tamanho da População – quantidade de indivíduos da população.

Função de Avaliação – função que mede o grau de adaptação dos indivíduos – também conhecida como *fitness*; deve estar diretamente relacionada com a função objetivo do problema.

Seleção – processo que escolhe os indivíduos para o cruzamento.

Cruzamento – processo de troca de material genético entre indivíduos (pais) com o objetivo de se criar novos indivíduos (filhos).

Mutação – processo que atua sobre os genes dos indivíduos, modificando seu valor.

No decorrer deste trabalho, serão utilizados alguns termos herdados da área de genética. A seguir, apresenta-se uma lista desses termos e seus significados – para um glossário mais amplo de termos, sugere-se consultar o livro de Fogel (1995).

Cromossomo – indivíduo.

Gene – caractere do cromossomo.

Alelo – valor do caractere.

Genótipo – vetor de caracteres que representa o indivíduo.

Fenótipo – interpretação do vetor de caracteres.

3.2.1 Uma Tentativa de Compreensão do Funcionamento dos AG – a Teoria dos Esquemas

Os AGs nasceram de analogias com a teoria da evolução e genética. Embora não exista nenhuma demonstração matemática capaz de provar a convergência de qualquer AG para algum ponto ótimo de um problema, a Teoria dos Esquemas (Holland 1975) fornece uma das poucas explicações teóricas sobre como se dá a transferência de informações entre os indivíduos, com o passar das gerações.

Utilizando-se o alfabeto binário, um esquema pode ser definido como um vetor de elementos pertencentes ao alfabeto $\{0,1,*\}$, onde “ $*$ ”, para o qual normalmente se utiliza a denominação em inglês *don't care* (não importa), pode representar 0 ou 1.

Supondo-se um cromossomo com 5 genes, o vetor $[*,1,1,0,1]$ é um exemplo de um esquema. Ele pode “gerar” dois indivíduos, $[1,1,1,0,1]$ e $[0,1,1,0,1]$, conhecidos como instâncias do esquema. Um esquema que possua n símbolos “ $*$ ” pode gerar 2^n diferentes instâncias. O esquema $[1,0,0,1,1]$ pode gerar apenas uma instância, que é ele próprio. Já o esquema $[*,*,*,*,*]$ pode gerar 32 diferentes instâncias. Um cromossomo qualquer pode ser instância de 32 esquemas diferentes. Repare que um cromossomo não possui genes com o símbolo “ $*$ ”.

Holland definiu duas propriedades para um esquema: a ordem (o) e a extensão (δ). A ordem é a quantidade de genes fixos no esquema (bits 0 ou 1). A extensão é a distância entre o primeiro e o último gene fixo do esquema. Para o esquema $[1,*,0,1,*]$, temos $o=3$ e $\delta=3$.

Dado um esquema E de ordem o e extensão δ na geração i , com uma média de adequação da população $\bar{f}(i)$, pode-se calcular seu crescimento esperado na população para a próxima geração, $\gamma(E, i + 1)$, pela seguinte equação (Michalewicz 1996):

$$\gamma(E, i + 1) \geq \gamma(E, i) * \frac{f(E)}{\bar{f}(i)} * [1 - pc * \frac{\delta(E)}{m - 1} - o(E) * pm] \quad (3.1)$$

onde pc e pm são as probabilidades de cruzamento e mutação, respectivamente, $\gamma(E, i)$ é o número de instâncias do esquema E presentes na geração i e m é a quantidade de genes do esquema.

Em resumo, a Equação 3.1 mostra que os esquemas que possuem adaptação acima da média da população tendem a crescer exponencialmente nas gerações seguintes. A equação mostra também que os esquemas de ordem e extensão relativamente pequenas têm maior chance de sobreviver, já que as chances de serem destruídos por operações de cruzamento e mutação é menor. É a partir dessa análise que se anuncia o teorema dos esquemas, a seguir.

Teorema 3.1 *Esquemas de pequena ordem e extensão e com adaptação acima da média da população sofrem um crescimento exponencial com o passar das gerações.*

Holland (1975) denominou de blocos construtivos (*building blocks*) os esquemas que possuem essas qualidades. Ele afirma que boas soluções são obtidas através da agregação de bons blocos construtivos. Ele ainda mostrou que o número de esquemas processados por um AG com codificação binária é aproximadamente igual ao número de indivíduos da população elevado ao cubo – propriedade que ele chamou de paralelismo implícito. Holland argumenta que o uso do alfabeto binário é vantajoso por maximizar o paralelismo implícito.

3.3 Características Gerais

Nas próximas subseções, serão discutidas as principais características dos AGs e como elas influenciam na eficiência do algoritmo.

3.3.1 Tamanho da População

O tamanho da população pode influenciar bastante no sucesso dos AGs, por estar diretamente relacionado com a dimensão do espaço de busca do algoritmo. Vários estudos mostram a grande sensibilidade dos AG a esse parâmetro (De Jong 1975, Goldberg 1989, Alander 1992, Reeves 1993, Michalewicz 1996).

Uma população com poucos indivíduos é relativamente pobre em material genético quando comparada com outras maiores, já que a quantidade de esquemas possíveis de serem gerados pelos seus indivíduos é inferior. Isso pode fazer com que o AG convirja mais facilmente para subótimos locais, sem explorar suficientemente o espaço de busca. Porém, um AG com uma grande população tem o tempo de execução elevado. Para problemas que exijam cálculos elaborados para avaliação da adaptação dos indivíduos, como é o caso do problema de redução de perdas estudado nesse trabalho, o aumento do tempo é significativo.

Goldberg (1989) fez um estudo teórico do tamanho ótimo de uma população. Ele afirma que o número de indivíduos deve ser relativamente pequeno para aplicações de processamento serial e “o maior possível” para aplicações de processamento paralelo. Alander (1992) também realizou estudos teóricos sobre o tamanho ideal de populações, concluindo que o tamanho ótimo da população está diretamente relacionado com o tamanho da lista (*string*) que representa o cromossomo. Alander afirma que uma população deve conter entre n e $2n$ indivíduos, onde n é o número de genes do cromossomo. Percebe-se que, para o problema de redução de perdas, esse número seria impraticável.

Normalmente os AGs possuem entre 20 indivíduos e 200 indivíduos na população. Porém, alguns autores (Schaffer et al. 1989, Reeves 1993) sugerem o uso de populações menores em alguns casos, principalmente se for utilizado o alfabeto binário (devido ao maior paralelismo implícito). Um tipo especial de AG, os Algoritmos Microgenéticos, permite que se trabalhe com populações reduzidas, através da reinicialização do algoritmo quando se detecta a convergência da população (Alves 2005).

Alguns AGs trabalham com populações estruturadas, podendo ser organizadas em forma de anel, malhas ou árvore (Mendes 2003). Essa organização procura estabelecer e manter uma hierarquia entre os indivíduos. A seleção dos indivíduos para cruzamento é feita através de um critério que respeita a hierarquia da população, simulando subpopulações que se comunicam a cada geração, quando a população é reestruturada. Devido à essa característica, alguns autores argumentam que AGs com população estruturada podem conter um número menor de indivíduos na população, quando comparados com AGs que utilizam populações sem essa técnica (Mendes 2003).

Pode-se considerar também trabalhar com populações de tamanho variável, ou dividindo-se a população em subpopulações e aplicando-se diferentes operadores genéticos a cada uma.

3.3.2 Representação

A representação ou codificação das soluções (fenótipos) em cromossomos (genótipos) é um ponto de extrema importância, sendo determinante para o sucesso do AG na solução de um problema. Para a sua escolha, deve-se considerar as particularidades do problema em questão.

Uma representação adequada deve levar em consideração os seguintes aspectos:

Factibilidade – todos os indivíduos (particularmente aqueles gerados por cruzamentos e mutações) devem representar soluções factíveis;

Espaço – os cromossomos devem ocupar o menor espaço possível na memória do computador;

Tempo – algumas codificações exigem operadores genéticos especializados ou procedimentos de decodificação da solução; no entanto, deve-se sempre procurar reduzir o tempo computacional de avaliação dos indivíduos e de aplicação dos operadores genéticos;

Cobertura – a representação deve ser capaz de atender a todas as soluções possíveis no espaço de busca do problema;

Tendência – a representação não deve favorecer estruturas, de forma a influenciar o resultado final;

Vizinhança – pequenas alterações no cromossomo devem corresponder a pequenas alterações no fenótipo; em outras palavras, um indivíduo que sofre mutação de pequena monta deve representar uma solução similar a que ele representava anteriormente;

Hereditariedade – os fenótipos de indivíduos gerados em cruzamentos devem ser basicamente uma combinação dos fenótipos de seus pais;

Restrições – a representação deve permitir e/ou facilitar o trato das restrições do problema;

Hibridização – deve ser possível a incorporação de heurísticas ao algoritmo.

Dentre as características citadas, a questão da factibilidade deve ser especialmente considerada. Quando a representação permite a geração de indivíduos infactíveis, costuma-se adotar algum dos seguintes procedimentos:

- Aplicar algum processo de factibilização;
- Descartar os indivíduos infactíveis e gerar outros, através de cruzamentos;
- Usar técnicas de penalização no fitness dos indivíduos infactíveis.

Os procedimentos listados acima podem ser vistos como formas de reparo do AG. Normalmente, não são recomendados em computação evolutiva, já que podem interferir no processo de evolução ou serem onerosos computacionalmente.

Existem vários problemas, dentre os quais se destaca o problema de redução de perdas em redes de distribuição, para os quais as soluções devem representar redes com topologia em árvore (problemas baseados em MST – *Minimal Spanning Tree*). A representação tem papel importante para manter a topologia em árvore durante a execução do AG. Por isso, a representação de árvores para AGs vem sendo bastante estudada (Palmer e Kershenbaum 1994, Raidl e Julstrom 2000, Li 2001, Shindler et al. 2002, Rothlauf et al. 2002, Raidl e Julstrom 2003).

Dentre algumas representações existentes para AGs com fenótipo em árvore, pode-se destacar a *Characteristic Vectors* e *Network Random Keys* (NRK). A Tabela 3.1 mostra um cromossomo codificado por essas duas representações; o fenótipo representado por esse cromossomo é apresentado na Figura 3.2.

Tabela 3.1: Cromossomos codificados por *Characteristic Vectors* e NRK.

Representações	Arcos									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Characteristic Vector	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1
Network Random Keys	29	85	9	15	63	5	44	77	34	72

As duas representações possuem cromossomos de tamanho igual ao número de arcos. A representação *Characteristic Vectors* é bastante intuitiva, pois ela se adequa à lista de atributos dos nós. Cada gene assume valores binários (0 ou 1), que representam o estado da chave. Se “0”, o arco está aberto; se “1” ele está fechado. Ela foi adotada no primeiro

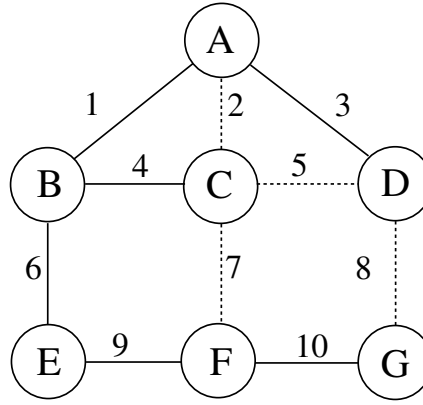


Figura 3.2: Árvore codificada na Tabela 3.1.

artigo que aplica AGs ao problema (Nara et al. 1992), e pode gerar vários pontos de infactibilidade após os cruzamentos e mutações.

A representação NRK resolve um problema de árvore geradora de custo mínimo para decodificar o cromossomo. Essa representação é adotada nesse trabalho, e será explicada com maiores detalhes no próximo capítulo. Para uma revisão mais completa sobre representações para AGs com fenótipo em árvore, sugere-se o artigo de Raidl e Julstrom (2003).

3.3.3 Função de Avaliação

A função de avaliação fornece uma medida de qualidade dos indivíduos. Dado um cromossomo, a função de avaliação retorna um valor, que é uma medida do grau de adaptação desse indivíduo em relação ao ambiente. Esse valor é conhecido como *fitness*.

Para muitos problemas, a função de avaliação coincide com a função objetivo do problema. Entretanto, é necessário apenas que ela esteja intimamente relacionada com a função objetivo do problema a ser resolvido.

3.3.4 Seleção

Os AGs evoluem para um ótimo através da troca de material genético entre indivíduos de relativa boa qualidade. A escolha dos indivíduos é feita pela seleção. Dentre os vários métodos de seleção existentes, destacaremos três: seleção pelo método da roleta, *ranking* e por torneio.

A seleção por roleta é o método mais utilizado. Nesse método, cada indivíduo tem a

probabilidade de ser selecionado proporcional à sua adaptação. A Figura 3.3 exemplifica o método. Quando a roleta gira, indivíduos com maior valor de aptidão têm maiores chances de serem selecionados, pois “ocupam” uma área maior na superfície da roleta. No caso específico da Figura 3.3, o indivíduo D foi o selecionado.

Indivíduo	Fitness	Participação (%)
A	84	19
B	12	3
C	180	40
D	110	25
E	59	13

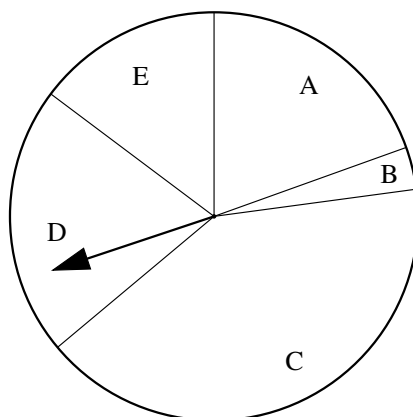


Figura 3.3: Seleção pelo método da roleta.

Deve-se mencionar que métodos de seleção proporcionais ao *fitness* podem apresentar dificuldades. Por exemplo, quando existem indivíduos com valores de adaptação muito melhores que os demais – eles tendem a ser sempre escolhidos, sem que os demais tenham chances significativas de serem selecionados. Para resolver esse problema, muitos autores adotam métodos de escalamento dos *fitness*. Nesse método, os valores de adaptação dos indivíduos são ajustados para que se diminua as diferenças de probabilidade de seleção dos indivíduos.

Outros autores adotam a seleção baseada no *ranking* dos indivíduos (Fogel 1995). Nesse tipo de seleção, os indivíduos são classificados em ordem crescente (problema de minimização) ou decrescente (problema de maximização). Escolhe-se os indivíduos para cruzamento através de algum critério que privilegie os indivíduos mais bem classificados.

No método do torneio, escolhe-se um número n de indivíduos aleatoriamente e se compara seus valores de adaptação; o indivíduo que tiver maior adaptação será selecionado. A seleção por torneio é recomendada quando há uma grande diferença relativa no valor

de adaptação dos indivíduos.

3.3.5 Elitismo

O elitismo é uma estratégia que costuma ser aplicada de forma complementar à seleção. Consiste em sempre manter-se pelo menos uma cópia dos N melhores indivíduos na população ($N \geq 1$). Desta forma, evita-se que se perca os melhores indivíduos com o passar das gerações.

Manter o melhor indivíduo na população faz com que o algoritmo convirja mais rapidamente. Porém, pode aumentar a dificuldade do AG em sair de um ótimo local. Essa estratégia geralmente melhora muito o desempenho do algoritmo e é adotada na maioria das implementações de AGs.

3.3.6 Inserção de Indivíduos na População

Existem duas formas de se classificar os AGs segundo a maneira de inserção dos indivíduos novos na população. Elas são:

- *Generational Replacement* – Neste tipo de inserção, uma nova população é formada a cada geração. Essa população é constituída basicamente por filhos dos elementos da população anterior; apenas alguns indivíduos da população de uma determinada geração estarão presentes na população da geração seguinte (a quantidade depende da probabilidade de cruzamento adotada). Portanto, não existe a “convivência” entre pais e filhos;
- *Steady State* – Nesse caso, N indivíduos são selecionados para cruzamento e seus filhos são inseridos na população, substituindo outros existentes. Para escolha dos indivíduos a serem substituídos existem diversas técnicas, como substituição aleatória ou substituição baseada em *fitness*.

3.3.7 Operadores Genéticos

Ao propor os AGs, Holland propôs três operadores genéticos: cruzamento (*crossover*), mutação e inversão. As próximas subseções detalharão os operadores de cruzamento e mutação. O operador de inversão inverte a ordem dos elementos entre dois pontos escolhidos aleatoriamente (Davis 1991). Ele não foi adotado nesse trabalho e não será explicado detalhadamente. Para maiores informações, recomenda-se Holland (1975).

Cruzamento

O cruzamento ocorre entre dois indivíduos selecionados, com uma probabilidade de cruzamento pc . O valor de pc é usualmente definido entre 0,6 e 0,8 (60 e 80%). Dentre os tipos de cruzamento existentes, podemos destacar o cruzamento de um ponto, cruzamento multi-ponto e cruzamento uniforme.

O cruzamento de um ponto é o mais simples. Após selecionados dois indivíduos para cruzamento (pais), é escolhido um ponto de ruptura aleatório no cromossomo, que divide os dois indivíduos em duas partes. Essas partes são trocadas entre eles, criando-se dois novos indivíduos (filhos).

No cruzamento multi-ponto, são selecionados p pontos de ruptura. Então é feita a troca de material genético entre os pais. A Figura 3.4 ilustra um cruzamento multiponto, com $p=2$.

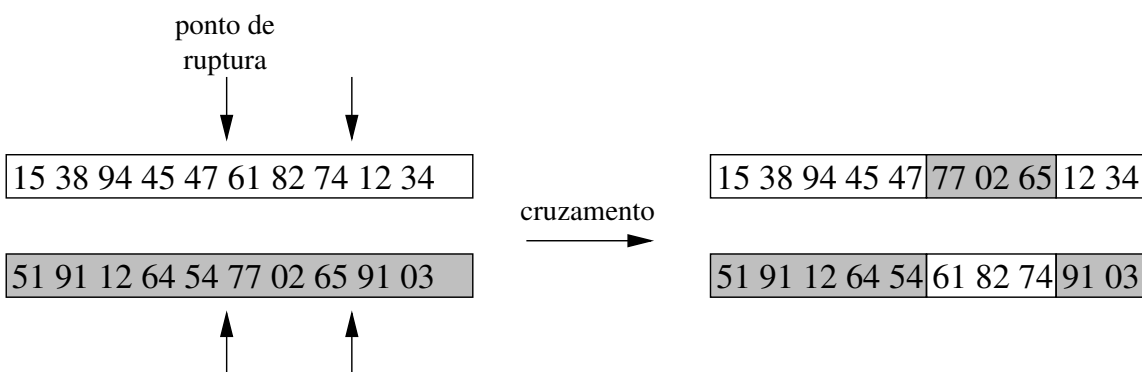


Figura 3.4: Exemplo de um cruzamento de dois pontos.

O cruzamento uniforme foi proposto por Syswerda (1989). Nesse cruzamento, cada gene dos filhos é gerado por escolha aleatória de um dos genes dos pais. Portanto, cada gene do filho tem 50% de chances de ser de cada um dos pais.

Em testes empíricos conduzidos por Fogel (1995) e pelo próprio Syswerda, o cruzamento uniforme apresentou melhores resultados do que os cruzamentos de um ponto e dois pontos (resultado também verificado nesse trabalho). No entanto, deve-se observar que esses resultados contrariam de certa forma a teoria proposta por Holland (1975), que afirmou que o cruzamento de um ponto seria melhor por ser menos disruptivo – provoca menor destruição dos blocos construtivos. Porém, Spears e Jong (1991) analisaram os efeitos da disrupção em AGs e concluíram que nem sempre elas são maléficas. Quando o AG está convergindo ocorre perda de diversidade; nesse ponto, o cruzamento uniforme

leva vantagem, por ser capaz de gerar um maior número de indivíduos diferentes do que os outros cruzamentos.

Para exemplificar a situação acima, considere dois indivíduos selecionados para cruzamento: $[1,1,1,1,1,1]$ e $[0,0,0,0,0,0]$. Através do cruzamento uniforme consegue-se gerar qualquer combinação desses dois indivíduos; isso não é possível com os outros dois tipos de cruzamento.

Mutação

A função do operador mutação é introduzir perturbações nos indivíduos com o objetivo de manter a diversidade genética da população, proporcionando uma maior exploração do espaço de busca. Ele fornece, assim, meios para a introdução de novos elementos na população, assegurando que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca nunca seja nula. Normalmente, a mutação é aplicada a um gene do cromossomo, substituindo o alelo existente por um outro gerado aleatoriamente.

A probabilidade de um indivíduo selecionado sofrer mutação é dada pelo parâmetro pm . Esse valor deve ser pequeno para que a solução não se degenere. Alguns pesquisadores recomendam que a taxa de mutação seja reduzida quando cresce o tamanho dos cromossomos e o número de indivíduos. De Jong (1975) sugere que a taxa de mutação deve ser inversamente proporcional ao tamanho da população, não dependendo do tamanho do cromossomo.

Como os demais parâmetros, a taxa de mutação ideal depende do problema a ser resolvido. Todavia, a maioria dos autores utiliza valores entre 0,001 e 0,1 (0,1 e 10%).

3.4 Hibridização

Os AGs vem sendo amplamente empregados em problemas de otimização. Por serem meta-heurísticas evolutivas, são capazes de lidar com uma grande variedade de problemas de otimização. Porém, cada problema possui suas particularidades, bem conhecidas por aqueles que o estudam. Utilizar esses conhecimentos na implementação de um AG pode aumentar a perspectiva de sucesso do método. Isso pode ser feito através da incorporação de heurísticas nos AGs, que procurem usar o conhecimento específico do problema. Esse processo é conhecido como hibridização (Davis 1991).

Existem várias formas de se incorporar heurísticas aos AGs. As estratégias mais empregadas são a utilização de heurísticas construtivas para a criação de uma população inicial mais refinada ou a aplicação de buscas locais em alguns indivíduos. Um tipo

particular entre esses algoritmos combina buscas locais com cruzamentos, sendo conhecido como Algoritmo Memético¹.

3.5 Adaptação em Algoritmos Genéticos

Como pôde ser observado nas seções anteriores, existem várias escolhas a serem feitas quando se implementa um AG. Deve-se não só escolher a representação e os operadores genéticos, mas também valores de parâmetros, como tamanho da população e probabilidades de cruzamento e mutação. O processo de escolha desses valores é uma tarefa dispendiosa, porém necessária para que o AG obtenha bons resultados.

É importante que se teste o maior número de configurações possível ao se implementar um AG. Porém, é impossível testar todas as combinações de parâmetros e escolhas existentes. Deve-se então tomar algumas decisões baseadas na literatura e na experiência do implementador, para que depois sejam feitos testes com algumas variações de uma primeira implementação. A fase em que se testa a variação de parâmetros em AGs é conhecida como ajuste (do inglês *tuning*).

Devido à importância desse processo de escolha, foram realizados alguns estudos teóricos sobre escolha ótima de parâmetros para AG. Porém, muitos autores contestam a validade prática desses estudos teóricos, muitas vezes baseados em hipóteses e simplificações. Além disso, os parâmetros em computação evolutiva são bastante relacionados, não sendo possível tirar conclusões genéricas de análises feitas com variações isoladas de parâmetros. L. Davis, um dos mais conhecidos pesquisadores na área de computação evolutiva, chegou a declarar durante um evento que “implementadores de algoritmos evolutivos devem manter distância de resultados teóricos” (Eiben et al. 1999). Apesar do tom irônico, a mensagem de Davis pode ser interpretada como uma recomendação de cautela: mesmo que se disponha de resultados teóricos, é necessário que se faça sempre uma análise empírica para a escolha dos parâmetros.

Dentre os estudos sobre os parâmetros em AGs, pode-se destacar os trabalhos de De Jong (1975) e Grefenstette (1986). De Jong procurou estabelecer valores de parâmetros que fossem eficientes na solução de problemas numéricos. Grefenstette desenvolveu um meta-algoritmo em busca dos valores ótimos para os parâmetros de um AG.

Desde a década de 90, a fase de ajuste de parâmetros tem sofrido um processo de automatização. Como Hinterding et al. (1997) argumentam, um algoritmo evolutivo é um processo intrinsecamente dinâmico e adaptativo. É natural que se use esse processo

¹Maiores detalhes sobre Algoritmos Meméticos podem ser encontrados em <http://www.densis.fee.unicamp.br/~moscato>

adaptativo não apenas para tentar achar boas soluções, mas também para que se ajuste o AG ao problema em questão. Os autores afirmam que o uso de parâmetros rígidos chega a ser um contraste com a idéia de evolução.

De fato, o ajuste manual dos parâmetros pode possuir várias desvantagens:

- Erros cometidos pelo implementador (devido à falta de experiência, por exemplo) podem levar o AG a baixas performances;
- O processo consome muito tempo;
- Os valores ótimos dos parâmetros podem variar durante o processo evolutivo e de acordo com os indivíduos da população;
- Os parâmetros não são independentes, sendo inviável tentar todas as combinações possíveis.

Por outro lado, é natural a idéia de modificar os parâmetros durante a execução do algoritmo. Essa modificação dinâmica de parâmetros, também conhecida como adaptação, é uma alternativa ao processo manual de ajuste, e pode minimizar as desvantagens citadas anteriormente.

3.5.1 Tipos de Adaptação

Existem vários parâmetros a se adaptar em um AG, e várias formas de fazê-lo. Hinting et al. (1997) propuseram uma forma de classificação de adaptação em algoritmos evolutivos, que basicamente possui duas subdivisões: quanto ao tipo da adaptação e quanto ao nível. Quanto ao tipo de adaptação, o algoritmo pode ser estático ou dinâmico. O AG é estático quando os parâmetros não se alteram no decorrer da execução do algoritmo e, portanto, devem ser ajustados preliminarmente (sem adaptação). O AG é dinâmico quando existe algum mecanismo que modifica o valor de parâmetros sem controle externo. Esse mecanismo de adaptação pode ser:

Determinístico – quando os parâmetros sofrem alterações de acordo com uma regra determinística previamente escolhida, sem nenhuma informação ou retorno do algoritmo; tipicamente, a regra é dependente do número de gerações executadas;

Adaptativo – quando usa alguma informação do algoritmo para determinar a alteração do parâmetro; essa informação pode ser, por exemplo, a performance dos operadores ou medidas de convergência da população;

Auto-adaptativo – quando codifica nos cromossomos informações a respeito dos parâmetros a serem adaptados; portanto, os parâmetros também passam por operações genéticas e evoluem para valores melhores.

Dentro de cada tipo de adaptação, é ainda possível definir-se quatro diferentes níveis:

- Ambiente – quando a resposta do ambiente ao indivíduo sofre variações (métodos de ajuste de penalizações de acordo com a factibilidade dos indivíduos da população são um exemplo desse nível de adaptação);
- População – quando se modifica parâmetros que atuam globalmente no algoritmo, isto é, quando atuam em todos os indivíduos da população (por exemplo, variações nas probabilidades de mutação ou cruzamento aplicadas a todos os indivíduos);
- Indivíduo – no caso de se ajustar parâmetros que atuem nos indivíduos separadamente; pode-se, por exemplo, adotar diferentes tipos de cruzamentos ou probabilidades dos operadores, para cada indivíduo da população;
- Componente – quando há variação de parâmetros que afeta de maneira diferente cada gene do indivíduo.

Apesar das subdivisões, nada impede que se implemente mais de um nível ou tipo de adaptação em um mesmo algoritmo. A Tabela 3.2 ilustra todos os tipos e níveis de adaptação (Hinterding et al. 1997). Na tabela, as linhas variam com o nível de adaptação, enquanto que as colunas variam com o tipo.

Tabela 3.2: Classificação de adaptação em algoritmos evolutivos.

Nível	Tipo		
	Dinâmico		
	Determinístico	Adaptativo	Auto-adaptativo
Ambiente	A-D	A-A	A-AA
População	P-D	P-A	P-AA
Indivíduo	I-D	I-A	I-AA
Componente	C-D	C-A	C-AA

Capítulo 4

Solução do Problema por um Algoritmo Genético Híbrido Adaptativo

4.1 Introdução

Neste capítulo, é apresentado o algoritmo proposto para a solução do problema de redução de perdas. São discutidos todos os detalhes de sua implementação, mostrando como foram escolhidos os parâmetros e principais características. Será dada ênfase aos seguintes aspectos: representação, busca local e mutação, sendo que se propõe vários tipos diferentes desse operador. Na última seção, são traçados comentários sobre o tratamento das restrições.

4.2 AG para Redução de Perdas em Redes de Distribuição

A escolha dos AGs para resolver o problema de redução de perdas foi baseada em dois fatores. O primeiro deles é a facilidade de se aplicar o método para o problema com qualquer uma das formulações apresentadas no Capítulo 2. Como já destacado na Apresentação da dissertação, o esforço computacional do processo evolutivo permanece o mesmo ao lidar com qualquer quantidade de perfis de carga; a única diferença está no cálculo do fluxo de carga, utilizado para calcular a função de adaptação e as restrições de fluxo. Portanto, a qualidade das soluções deve permanecer a mesma ao se abordar o

problema com qualquer número de perfis.

Outra vantagem está no fato dos AGs serem meta-heurísticas populacionais. O resultado final é um conjunto de soluções de boa qualidade, o que pode ser muito útil para a aplicação prática do método; caso não seja possível adotar a melhor solução por alguma razão prática, outras soluções ficam disponíveis para avaliação do decisor.

4.3 Características Gerais

No desenvolvimento do algoritmo, foram realizados vários testes, com diferentes configurações de parâmetros. A partir desses testes, foram selecionados os seguintes parâmetros:

Seleção – foi implementada a seleção por torneio; como o problema é de minimização (redução de custos), o indivíduo com menor *fitness* é o vencedor;

Elitismo – a estratégia elitista de sempre manter o melhor indivíduo na população foi adotada;

Cruzamento – foi adotado o cruzamento uniforme;

Tamanho da população – a população possui 30 indivíduos;

Inserção de indivíduos – foi utilizada a estratégia *steady state* para inserção de indivíduos na população; no caso, apenas 8 indivíduos são inseridos na população a cada geração; eles são inseridos por substituição aleatória (ocupam o lugar de qualquer indivíduo da população, inclusive os pais);

Função de avaliação – a função de avaliação adotada é a própria função objetivo do problema; portanto, o melhor indivíduo é o que possui o menor *fitness* (problema de minimização);

Critério de parada – o critério de parada é o número máximo de gerações, para o qual foi considerado o valor 500.

Devido à maior importância para o trabalho, as próximas seções tratarão separadamente da representação, busca local e mutação. A Figura 4.1 descreve o funcionamento geral do AG implementado. O passo “Aplicar Kruskal” é relativo à decodificação dos indivíduos, e será explicado na próxima subseção.

```

Gerar uma população inicial P(i)
Aplicar Kruskal
Avaliar P(i)
iterações=1, contador=1
Enquanto (iterações<=500){
    Selecionar indivíduos de P(i)
    Recombinar indivíduos selecionados
    Aplicar Kruskal
    Avaliar indivíduos gerados
    Se contador=iterações
        Aplicar Busca Local
        contador+=50
    }
    iterações++
}

```

Figura 4.1: Pseudocódigo do AG implementado.

4.4 Representação

Como discutido no capítulo anterior, a restrição de radialidade da rede pode dificultar a abordagem do problema por AGs. Isso pode explicar o fato de o número de trabalhos publicados na área com o uso de computação evolutiva ser relativamente baixo. No Capítulo 3, foi mostrada a importância da representação para resolver essa restrição. Sem uma representação adequada da rede, o desempenho do AG pode ser bastante fraco, inviabilizando a sua aplicação.

Costa (1999) adotou uma representação baseada nos pesos dos arcos para abordar o problema de redução de perdas técnicas em sistemas de distribuição com demandas fixas. Essa representação, também conhecida como *Network Random Keys* (NRK) (Rothlauf et al. 2002), foi adotada no algoritmo implementado.

NRK é uma das mais bem sucedidas representações para AGs com estrutura em árvore. Como principal característica, ela não possibilita a existência de indivíduos inactíveis – essa talvez seja uma das características mais desejáveis em uma representação.

A Tabela 4.1 resume alguns aspectos da representação NRK (Hinterding et al. 1997). Observa-se que a representação atende a grande maioria dos requisitos apresentados na Subseção 3.3.2.

Tabela 4.1: Características da representação *Network Random Keys*.

Factibilidade	Espaço	Tempo	Cobertura	Tendência	Vizinhança	Hereditariedade	Restrições	Hibridização
sim	$O(a)$	$O(na)$	sim	pouca	alta	alta	alta	possível

O funcionamento da representação NRK é bastante simples. O cromossomo possui a posições, uma para cada arco da rede. Os alelos iniciais são números reais gerados aleatoriamente – são como pesos ou custos, mas sem relação direta com as propriedades da rede (impedância, por exemplo). O processo de evolução procura encontrar uma sequência de pesos que esteja associada à rede radial com menores perdas técnicas para operação ao longo do período estudado.

Para que se descubra o fenótipo representado por cada cromossomo, utiliza-se um algoritmo de árvore geradora de custos mínimos (Ahuja et al. 1993). No caso, é utilizado o algoritmo de Kruskal. O algoritmo decodifica o cromossomo, transformando o genótipo em fenótipo. Arcos que possuem menores pesos têm grande chance de estar na árvore, desde que não formem ciclo. Maiores detalhes do funcionamento do algoritmo de Kruskal podem ser encontrados no Apêndice A. A Figura 4.2 mostra um exemplo de uma árvore decodificada a partir de um cromossomo.

O tempo gasto para decodificar os indivíduos é uma das desvantagens dessa representação. Como foi mostrado, deve-se utilizar um algoritmo de árvore geradora de custo mínimo para que se decodifique os cromossomos. Porém, esse tempo é muito menor do que quando se utiliza processos de factibilização, como faz a maioria dos AGs para o problema.

Deve-se mencionar que a representação NRK permite que múltiplos genótipos representem um mesmo fenótipo. De fato, considere o indivíduo da Figura 4.2; ao somar-se uma constante em cada um dos genes do cromossomo, obtém-se o mesmo fenótipo; uma pequena alteração em um dos genes provavelmente levará ao mesmo fenótipo. Isso deve ser considerado quando se procura medir o quão uniforme está a população ou quando se deseja saber o estado de uma chave.

Em consequência da observação acima, adotou-se para cada indivíduo, além do cromossomo, uma lista auxiliar de atributos. Essa lista, de tamanho igual ao número de arcos, guarda a informação sobre o estado da chave. É uma lista binária, idêntica ao cromossomo da representação *Characteristic Vectors* (Subseção 3.3.2). Para o cromossomo

Arcos: a b c d e f g h i j
 Cromossomo: 29 85 9 15 63 5 44 77 34 72

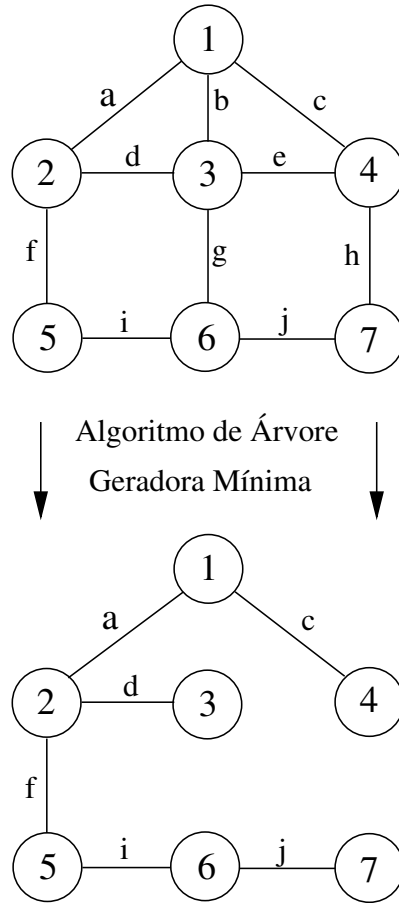


Figura 4.2: Exemplo da aplicação da representação NRK.

da Figura 4.2, a lista seria [1 0 1 1 0 1 0 0 1 1]. Essa lista é utilizada em situações em que se deseja checar o estado da chave, como na busca local e na mutação.

4.5 Busca Local

Com o objetivo de aumentar a eficiência, foi adicionada uma fase de busca local ao algoritmo, o que o caracterizou como um algoritmo híbrido. A busca local implementada é uma generalização da heurística de troca de ramos (Civanlar et al. 1988) para a situação de demandas variáveis.

O método realiza uma busca na vizinhança de uma solução, procurando por outra

configuração que proporcione menor perda. Para isso, ele efetua operações de troca de ramos entre um arco aberto e outro que esteja fechado (cheça-se o estado do arco pela lista auxiliar apresentada na seção anterior). Seu funcionamento é resumido no fluxograma da Figura 4.3.

Baran e Wu (1989) aperfeiçoaram o método de troca de ramos proposto por Civanlar et al. (1988), introduzindo uma estimativa para redução de perdas que sugere trocas de ramos promissoras. A estimativa apresentada por Baran e Wu pode ser estendida para o problema abordado, considerando-se todo o fluxo de energia nos arcos ao longo do período estudado, como pode ser visto na Equação 4.1. Essa equação apresenta a estimativa de redução de perdas devido a uma operação de troca de ramos entre o arco x (inicialmente aberto) e o arco y (inicialmente fechado). Além de ser uma boa aproximação, é bastante eficaz do ponto de vista computacional, já que torna desnecessário executar todo o cálculo de fluxo de carga apenas para saber se é vantajoso ou não uma eventual troca entre dois arcos.

$$\Delta LP_{xy} = \sum_{t \in T} \Delta_t [2drpP_{yt} + 2drqQ_{yt} - tr(P_{yt}^2 + Q_{yt}^2)] \quad (4.1)$$

com:

$$drp = \sum_{u \in A} r_u P_{ut} - \sum_{u \in B} r_u P_{ut} \quad (4.2)$$

$$drq = \sum_{u \in A} r_u Q_{ut} - \sum_{u \in B} r_u Q_{ut} \quad (4.3)$$

$$tr = \sum_{u \in (A \cup B)} r_u \quad (4.4)$$

onde A é o conjunto dos arcos que vão de x até o nó raiz, do lado de menor tensão; B é o conjunto dos arcos que vão de x até o nó raiz, do lado de maior tensão.

Civanlar et al. (1988) observaram que maiores reduções de perdas ocorrem quando se realiza operações de troca de ramos com arcos que estejam do lado de menor tensão do arco aberto – arcos pertencentes ao conjunto A . Porém, quando se considera a variação das demandas, as tensões dos nós também variam com o tempo. Pode-se então calcular a *diferença de potencial ampliada* (DPA) dos nós que são extremidade de chaves abertas através da Equação 4.5.

$$DPA = \sum_{t \in T} \Delta_t V_{nt} \quad (4.5)$$

onde V_{nt} é a tensão do nó n no intervalo de tempo t e Δ_t é a duração de t .

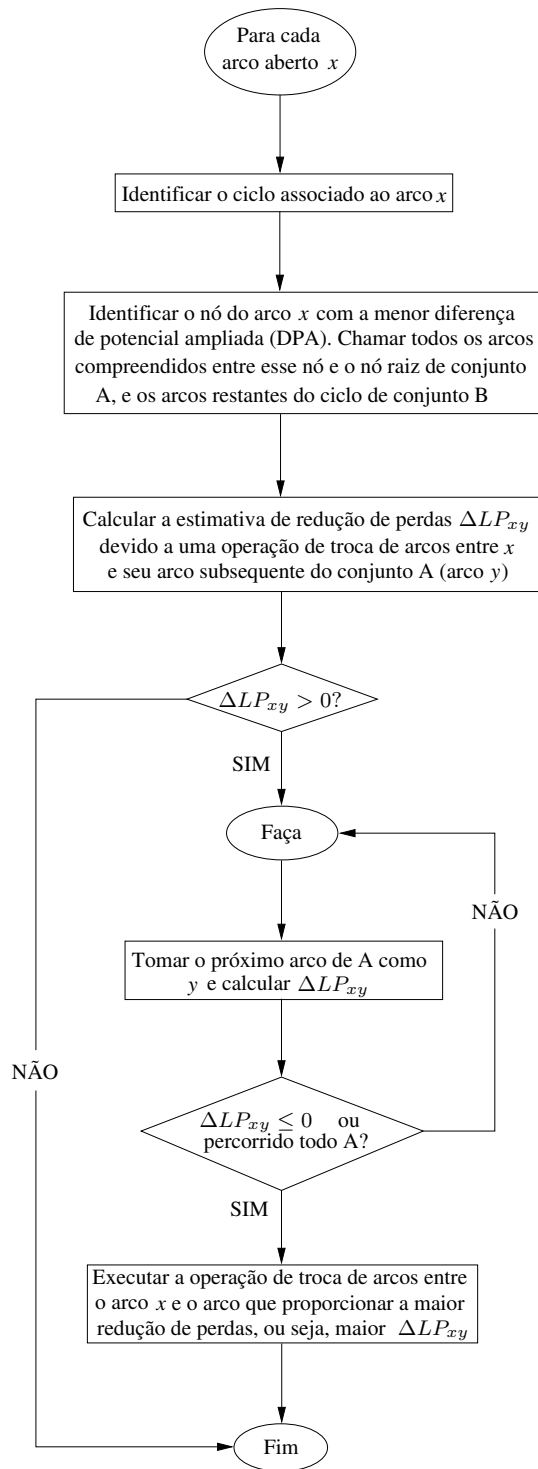


Figura 4.3: Método de troca de ramos.

A Figura 4.4 mostra um exemplo de um ciclo associado a um arco aberto e . Supondo-se que a DPA do nó 4 é menor que a do nó 5, tem-se $A=\{d,c,b,a\}$ e $B=\{f\}$. Então calcula-se a redução estimada de perdas com o fechamento do arco e e abertura de d , ΔLP_{ed} . Se $\Delta LP_{ed} \leq 0$, o método pára e procura por outro arco aberto que ainda não tenha sido analisado. Se $\Delta LP_{ed} > 0$, deve-se pular para o próximo arco do conjunto A (arco c) até analisar todos arcos de A ou $\Delta LP_{ey} \leq 0$ ($y \in A$). Por fim, executa-se a operação de troca de arcos que proporciona a maior redução de perdas, isto é, que tenha maior ΔLP .

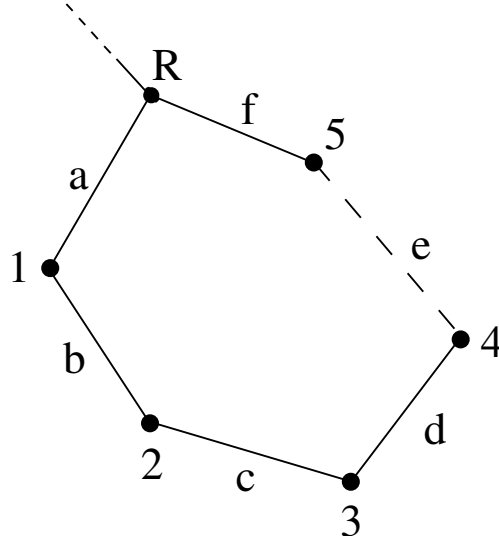


Figura 4.4: Ciclo associado ao arco aberto e .

Ao realizar operações de troca de arcos, deve-se garantir que os arcos envolvidos nessas operações realmente troquem de estado. Para isso, altera-se o gene dos arcos, atribuindo-se valores altos para os arcos que devem ser abertos e valores baixos para os arcos que devem ser fechados.

A busca local é acionada na primeira geração do algoritmo; após a primeira execução, é realizada a cada 50 iterações, sempre no melhor indivíduo da população.

4.6 Mutação

Um dos problemas mais frequentes em AGs é sua convergência prematura para ótimos locais, com acentuada perda de diversidade da população. Esse problema foi verificado em testes preliminares, principalmente após a incorporação da busca local e da utilização da estratégia elitista.

A Figura 4.5 mostra a variação do *fitness* do melhor indivíduo e do *fitness* médio da população. Através dessa figura, consegue-se observar o que acontece quando o algoritmo converge para um ótimo local. O melhor indivíduo propaga seus genes para os demais indivíduos da população. Como não há mais mudança no melhor indivíduo, o algoritmo tende a saturar, e o *fitness* médio da população se aproxima do *fitness* do melhor indivíduo.

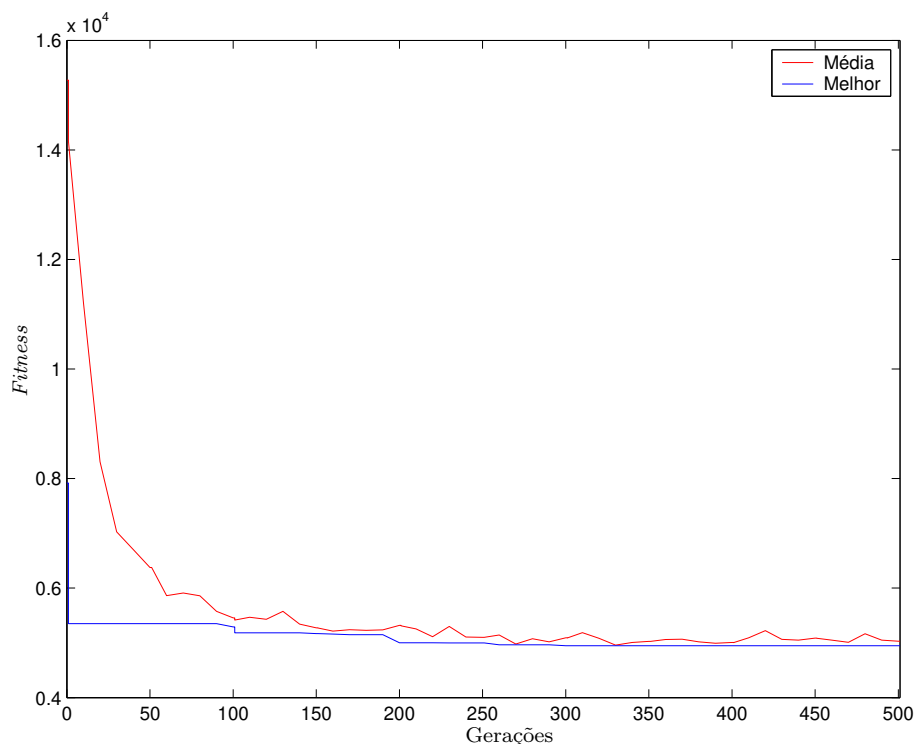


Figura 4.5: Saturação de um AG.

O operador de mutação é um importante instrumento de combate à uniformização da população. Através dele, é possível atingir outras áreas do espaço de soluções ainda inexploradas pelo AG. Porém, este operador deve ser utilizado com cautela. Altas taxas de mutação podem atrapalhar a convergência do AG, tornando a busca basicamente aleatória. Por outro lado, baixas taxas podem não causar o efeito desejado.

Para o problema de redução de perdas por chaveamentos, a mutação em um gene consiste em trocar o estado da chave. Caso a chave esteja aberta, deve-se fechá-la; se a mesma estiver fechada, deve-se abrí-la. Como discutido na Seção 4.4, a representação adotada permite que vários genótipos representem um mesmo fenótipo. Portanto, ao se aplicar a mutação em um gene, deve-se checar o estado do gene (utilizando-se a lista auxiliar de atributos dos arcos). Se a chave estiver aberta, atribui-se um valor baixo ao

gene; se estiver fechada, atribui-se um valor alto ao gene. Esse procedimento garante, em quase todas as situações, que a mutação trocará o estado da chave.

Este trabalho realizou um estudo com o operador de mutação, tentando explorar os efeitos desse operador na convergência da população. Foram implementados vários tipos de mutação, sendo duas estáticas (não variam durante a execução do algoritmo) e três dinâmicas (adaptativas).

4.6.1 Mutações Estáticas

A primeira mutação implementada é a mutação simples. Foram testados vários valores para a probabilidade de mutação simples. Em uma faixa entre 0,05% e 5%, os melhores resultados foram obtidos com as taxas entre 0,1% e 0,5% (0,1% foi o melhor valor).

A segunda mutação implementada tem probabilidade de mutação dependente do número de indivíduos da população e do tamanho do cromossomo. Essa mutação, aqui chamada de mutação proporcional (MP), foi apresentada por Bäck (1992) com base nos resultados de (Schaffer et al. 1989), e é dada pela seguinte equação:

$$MP(\%) = \frac{175}{P\sqrt{L}} \quad (4.6)$$

onde P é o número de indivíduos da população e L é o tamanho do cromossomo. Como o tamanho do cromossomo depende do número de arcos que a rede possui, a probabilidade de mutação será diferente para cada rede. As duas mutações citadas possuem probabilidades fixas, sendo classificadas como estáticas.

Porém, como citado no capítulo anterior, a probabilidade de mutação ótima pode variar no decorrer da execução do AG. Por isso, avaliou-se os benefícios de se adotar operadores de mutação dinâmicos, denominadas “mutações adaptativas”.

4.6.2 Mutações Adaptativas

Foram implementados três diferentes mutações adaptativas. As duas primeiras, inspiradas pelos resultados de Fogarty (1989), produzem, respectivamente, crescimento e decréscimo nas probabilidades de mutação no decorrer da execução do algoritmo. Elas são calculadas através das seguintes equações:

$$MAC(\%) = 0,05 + \frac{g}{G}0,15 \quad (4.7)$$

$$MAD(\%) = 0,2 - \frac{g}{G}0,15 \quad (4.8)$$

onde g é a geração em que o algoritmo se encontra e G é o total de gerações.

Na mutação adaptativa crescente (MAC – Equação 4.7), a probabilidade de mutação é iniciada em 0,05% e aumenta durante a execução do AG, chegando ao valor de 0,2% no fim da execução. Na mutação adaptativa decrescente (MAD – Equação 4.8) a mutação começa em 0,2%, e decresce até atingir 0,05% na última geração. Os limites 0,2% e 0,05% foram encontrados a partir de estudos com mutações fixas.

As duas mutações apresentadas são classificadas, de acordo com a Tabela 3.2, como adaptações determinísticas-populacionais, já que variam de acordo com uma regra determinística, e têm o mesmo efeito para todos os indivíduos da população.

A terceira mutação adaptativa foi desenvolvida com base nas idéias de Srinivas e Patnaik (1994). Os autores desenvolveram um operador de mutação que tem a probabilidade variando de acordo com a convergência da população. Para cada indivíduo, os autores calcularam uma probabilidade que depende do *fitness* médio da população, do *fitness* do melhor indivíduo e do *fitness* do indivíduo em que se está aplicando a mutação. A mutação desenvolvida por Srinivas e Patnaik pode ser classificada como adaptativa-individual.

Existem várias maneiras de se detectar se uma população está dispersa ou homogênea. Uma maneira bem simples é através do *fitness* dos indivíduos; se a diferença entre o *fitness* médio da população ($\bar{f}$) e o do melhor indivíduo (f') for pequena, é um indicativo de que a população está homogênea. Se a diferença for relativamente grande, a população provavelmente estará dispersa.

Através dessa medida de convergência, foi formulada a Equação 4.9 para o cálculo de um novo operador de mutação, a mutação adaptativa variável (MAV):

$$MAV(\%) = PM_{max} \left(1 - \frac{\bar{f} - f'}{\bar{f}}\right) \quad (4.9)$$

onde PM_{max} é o máximo valor que a taxa de mutação pode assumir. Foram testados vários valores para PM_{max} . O valor que levou a melhores resultados foi 0,2%.

O termo entre parênteses da Equação 4.9 pode ser simplificado para $f'/\bar{f}$. De fato esta é a maneira utilizada na implementação. No entanto, a forma de apresentação da Equação 4.9 deixa mais claro o critério de convergência adotado.

Analisando a Equação 4.9, se $\bar{f} \approx f'$, então $MAV \approx PM_{max}$. Em outras palavras, se a população está homogênea, a taxa de mutação é máxima – promovendo uma maior diversificação da população. Se $\bar{f} \gg f'$, então $MAV \approx 0$, ou seja, se a população está dispersa, a taxa de mutação é baixa (reduzindo a diversificação da população). A idéia é que ela se adapte de acordo com a necessidade instantânea, aumentando ou diminuindo de acordo com o grau de dispersão dos indivíduos. É importante ressaltar que Equação

4.9 é válida para problemas de minimização.

Quanto ao tipo de adaptação, a MAV pode ser classificada como adaptativa-populacional, uma vez que ele usa informação do *fitness* para promover alterações na taxa de mutação e todos indivíduos da população estão sujeitos a essas alterações.

4.7 Tratamento das Restrições

Como apresentado no Capítulo 2, o problema de redução de perdas em redes de distribuição possui quatro restrições principais:

1. Atendimento das cargas;
2. Limites de tensão nos nós;
3. Limites de fluxos nos arcos;
4. Radialidade da rede.

As restrições 1 e 4 são facilmente atendidas devido à representação adotada. Além de não permitir ciclos na rede, o que atende a restrição de radialidade (restrição 4), a representação adotada não permite que um indivíduo represente uma rede com nós ilhados (desconexa). Isso significa que todas as cargas sempre são atendidas.

A hipótese de que as tensões são aproximadamente iguais a 1 p.u. supõe implicitamente que a restrição de limites de tensões está satisfeita. No entanto, a grande maioria dos indivíduos da população inicial não atende as restrições de limites de fluxos e tensões (principalmente a dos limites de tensão). Porém, à medida que o processo evolutivo cria boas soluções, consegue-se melhorar o perfil das tensões e obter uma melhor distribuição dos fluxos nos arcos (as perdas são proporcionais ao quadrado da corrente). Assim, normalmente não existem indivíduos com valores de tensões ou fluxos fora dos limites na solução final. Caso isso aconteça, pode ser um indicador de que a rede está sobrecarregada e precisa de reformas.

Além disso, as chaves e os principais alimentadores são projetados com uma certa folga, para que se consiga atender as cargas em situações de queda de algum trecho ou ao se realizar manutenção em algum ponto. Portanto, não foi necessário adotar nenhum método de penalização de *fitness* ou descarte de indivíduos para que os resultados fossem factíveis quanto a essas duas restrições. Os indivíduos infactíveis das primeiras gerações são automaticamente descartados no decorrer do processo evolutivo, por possuírem altos valores de perdas.

4.8 Comentários

Este capítulo apresentou os principais aspectos das implementações adotadas. Cada uma dessas implementações abre muitas possibilidades em relação à escolha de parâmetros. O próximo capítulo apresenta estudos de casos para as melhores alternativas encontradas, a partir de estudos preliminares.

Capítulo 5

Estudo de Casos

5.1 Introdução

Neste capítulo, é apresentado um estudo de casos para avaliação dos algoritmos desenvolvidos. Primeiramente, são apresentados os dados das redes utilizadas e como foram criados os perfis e distribuídas as cargas na rede. Na seção de resultados, são apresentados estudos com as diferentes implementações, para mostrar os efeitos da adaptação e da busca local no AG. Também são apresentados estudos comparativos com as formulações alternativas apresentadas no Capítulo 2.

5.2 Características das Redes

Para testar o algoritmo proposto, foram utilizadas seis redes. A primeira rede (rede 1) foi criada artificialmente para testar a metodologia de Baran e Wu (1989), enquanto que as restantes são redes reais de cidades do Estado de São Paulo. Os dados das mesmas se encontram na Tabela 5.1. O consumo, dado pela quinta coluna, é referente a um período de 24 horas. Um esboço da topologia de cada uma dessas redes é apresentado no Apêndice B.

Como foi visto na Seção 1.5, é usual agrupar cargas que possuem o mesmo comportamento de consumo em classes. Apesar de existirem vários tipos de classes, apenas três delas foram consideradas no estudo de casos: residencial, comercial e industrial. Elas correspondem a cerca de 88% do consumo médio brasileiro. A caracterização do tipo de carga em cada nó da rede foi realizada com os percentuais apresentados na Figura 5.1.

O período adotado para o estudo é de 24 horas (um dia). As variações das cargas foram traduzidas em cinco perfis, como é de costume em empresas de energia. As Figuras

Tabela 5.1: Dados das redes.

Rede	Nós	Arcos	Número de Chaves	Consumo (GWh)	Tensão de Base (kV)	Número de Alimentadores
1	33	37	37	60,05	12,7	1
2	423	435	80	172,28	11,9	1
3	646	655	136	192,06	13,2	1
4	1528	1558	245	326,53	11,9	3
5	1597	1649	300	505,30	13,8	2
6	2274	2316	398	996,66	11,4	3

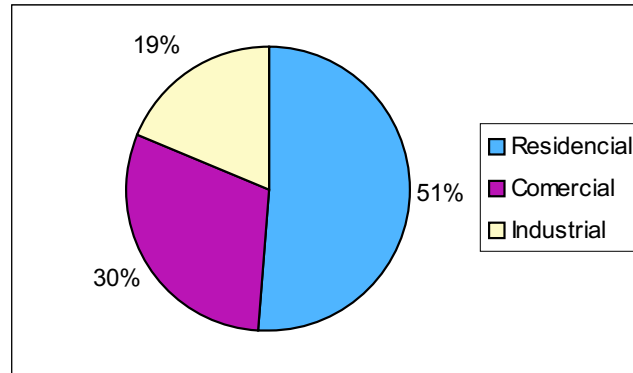


Figura 5.1: Distribuição das cargas nos nós da rede.

5.2 – 5.3 apresentam essas curvas para as três classes utilizadas nos estudos (residencial, comercial e industrial, respectivamente). Como pode ser observado nas figuras, os três primeiros perfis têm duração de 6 horas cada, e correspondem aos períodos da madrugada, manhã e tarde. Os outros dois perfis correspondem ao horário de pico e da noite, e têm duração de três horas cada.

Para produzir o conjunto dos perfis de carga, utilizou-se como referência a estimativa para as demandas médias de potência dos nós; as demandas de energia de cada nó foram construídas através de uma variação aleatória (+ ou - 10%) das curvas apresentadas nas Figuras 5.2 – 5.3. Exemplificando, suponha um nó qualquer da rede. Utilizando-se as probabilidades da Figura 5.1, define-se a qual classe esse nó irá pertencer. Então multiplica-se a estimativa da demanda média de potência desse nó por cada um dos patamares da figura referente a sua classe (Figura 5.2, 5.3 ou 5.4), impondo-se uma variação aleatória de (+ ou - 10%) nos valores desses patamares.

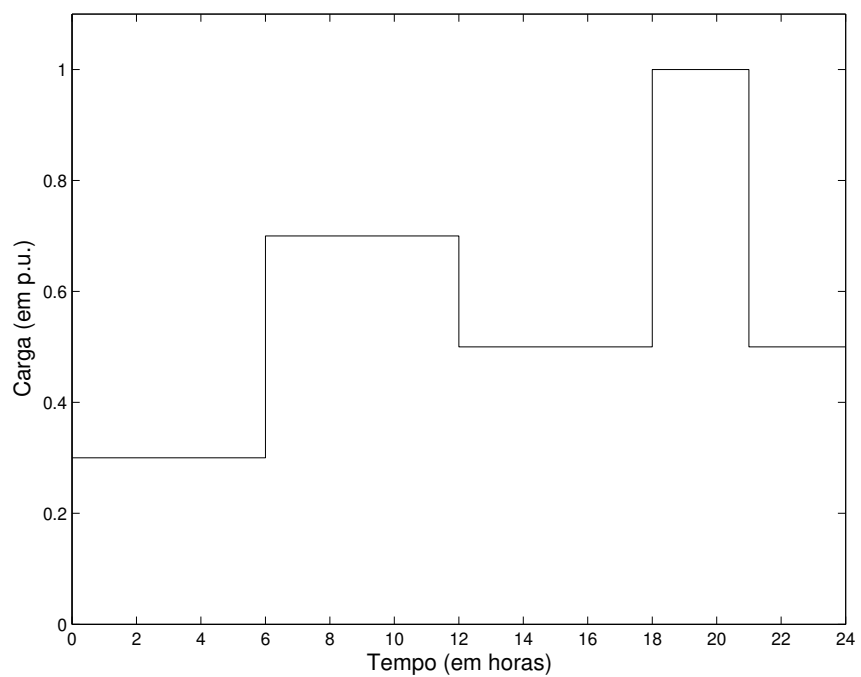


Figura 5.2: Comportamento das cargas do tipo residencial.

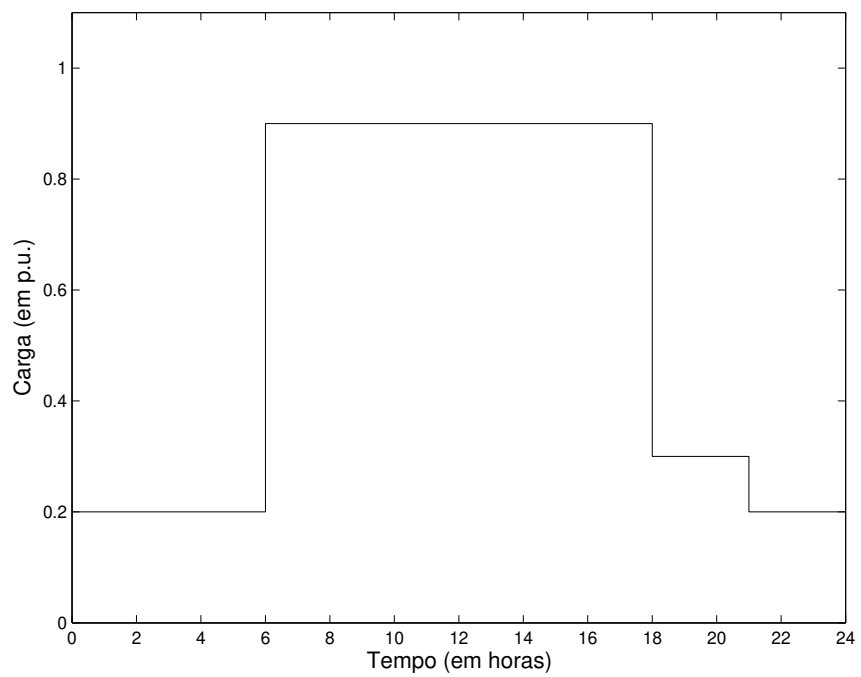


Figura 5.3: Comportamento das cargas do tipo comercial.

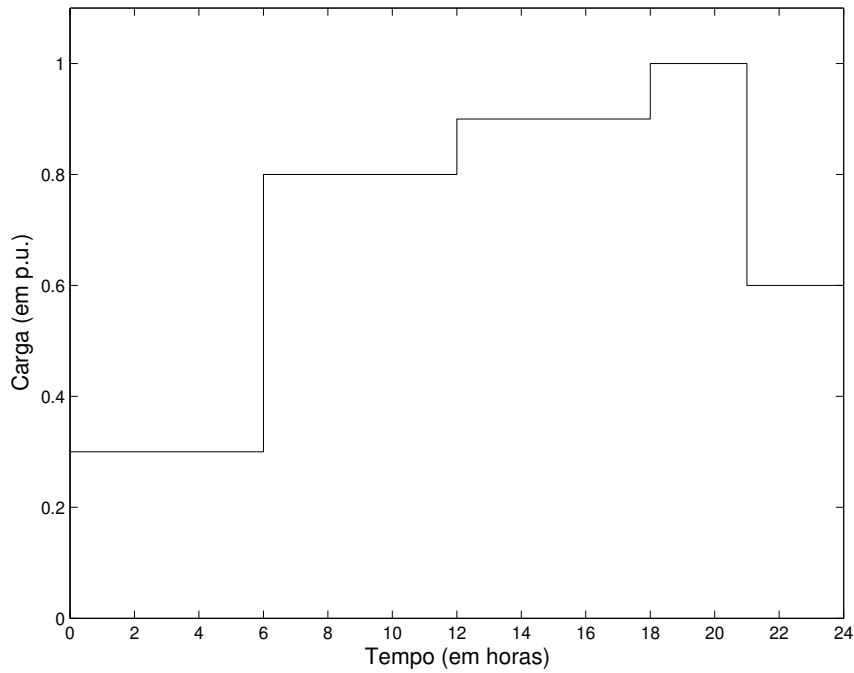


Figura 5.4: Comportamento das cargas do tipo industrial.

5.3 Avaliações Computacionais

5.3.1 Recursos Computacionais

Vários testes foram feitos para avaliar a qualidade do algoritmo proposto. Os tempos de execução apresentados nos testes foram medidos em um computador Pentium IV com 1.7 GHz, 256 Mbytes de memória RAM e sistema operacional Windows. O algoritmo foi desenvolvido na linguagem C, utilizando-se o compilador Borland C++ Builder 5.

5.3.2 Algoritmos Avaliados

São apresentados estudos comparativos para seis diferentes implementações:

- Algoritmo Genético Simples (AGS) – utiliza os parâmetros apresentados no Capítulo 4, só que sem a fase de busca local e com probabilidade de mutação fixa de 0,1%;
- Algoritmo Genético Híbrido (AGH) – utiliza os mesmos parâmetros do AGS, com a incorporação da busca local;
- Algoritmo Genético Híbrido Proporcional (AGHP) – utiliza os mesmos parâmetros

do AGH, com a diferença de possuir a probabilidade de mutação proporcional (Equação 4.6);

- Algoritmo Genético Híbrido Adaptativo Crescente (AGHAC) – utiliza os mesmos parâmetros do AGH, com a diferença de possuir a probabilidade de mutação adaptativa crescente, dada pela Equação 4.7;
- Algoritmo Genético Híbrido Adaptativo Decrescente (AGHAD) – utiliza os mesmos parâmetros do AGH, com a diferença de possuir a probabilidade de mutação adaptativa decrescente, dada pela Equação 4.8;
- Algoritmo Genético Híbrido Adaptativo Variável (AGHAV) – utiliza os mesmos parâmetros do AGH, com a diferença de possuir a probabilidade de mutação adaptativa variável, dada pela Equação 4.9.

Como foi visto, a mutação proporcional depende do tamanho da população e do cromossomo, que varia com o número de arcos da rede. A Tabela 5.2 mostra quais são os valores que a mutação proporcional do AGHP assume para cada rede; esses valores foram calculados pela Equação 4.6.

Tabela 5.2: Probabilidades de mutação do AGHP.

Rede	Probabilidade de Mutação (%)
1	0,96
2	0,28
3	0,23
4	0,15
5	0,14
6	0,12

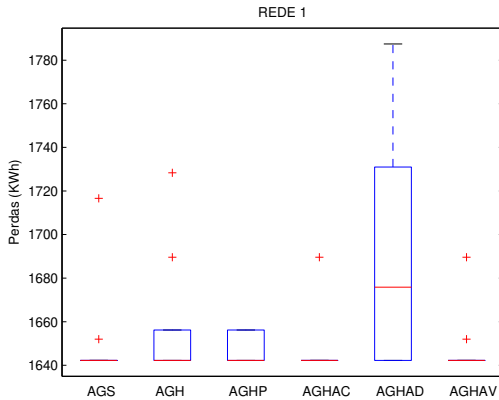
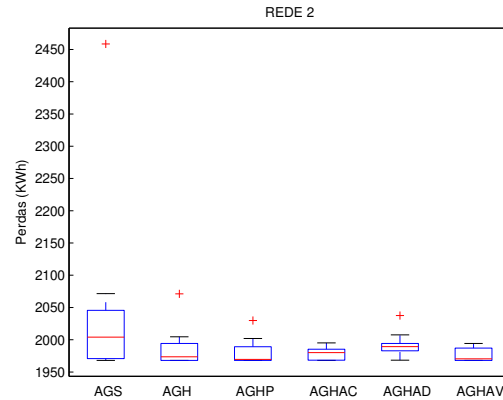
5.3.3 Resultados Computacionais

A Tabela 5.3 mostra os resultados comparativos entre as seis implementações. As colunas “%” mostram os desvios percentuais da média (em 10 execuções) de cada implementação em relação ao melhor indivíduo encontrado em todos os testes. As colunas t são o tempo médio gasto, em segundos; $\bar{x}$ é a média dos resultados e tempos das redes; s^2 é a variância desses resultados.

Tabela 5.3: Comparação entre as seis diferentes implementações do algoritmo.

Rede	AGS		AGH		AGHP		AGHAC		AGHAD		AGHAV	
	%	t	%	t	%	t	%	t	%	t	%	t
1	0,51	0	0,9	0	0,34	0	0,29	0	2,87	0	0,35	0
2	4,10	38	1,01	39	0,69	53	0,60	41	1,26	41	0,41	42
3	6,91	97	1,61	98	1,28	131	1,36	102	4,18	102	0,78	118
4	6,86	670	7,61	672	6,03	785	4,61	732	8,46	732	6,24	839
5	20,30	615	11,24	618	12,00	724	14,44	667	15,77	663	7,28	690
6	4,03	1299	4,55	1307	4,55	1487	3,15	1462	7,56	1444	4,43	1474
$\bar{x}$	7,12	453,2	4,49	455,7	4,15	530,0	4,07	500,7	6,68	497,0	3,25	527,2
s^2	47,23	—	17,74	—	19,99	—	28,46	—	27,37	—	9,82	—

Para que se obtenha uma melhor visualização dos resultados, foram feitos os diagramas de extremos e quartis, também conhecidos como *boxplots*, de cada uma das implementações para cada instância (Figuras 5.5–5.10). Um *boxplot* é um gráfico que apresenta simultaneamente várias características de um conjunto de dados: locação, dispersão, simetria e presença de observações discrepantes (*outliers*). A linha central do retângulo é a mediana da distribuição. As bordas superior e inferior do retângulo são os percentis 25 e 75 respectivamente (também conhecidos como primeiro e terceiro quartis). Logo, a diferença entre o primeiro e o terceiro quartil é a distribuição interquartil (DI), isto é, 50% dos dados estão dentro do retângulo. Os traços horizontais ao final das linhas verticais são feitos sobre o último ponto que não é considerado um *outlier*. No caso, foram considerados *outliers* valores acima de 1,5 vezes o valor da DI mais o terceiro quartil (*outliers* superiores), ou abaixo do valor do primeiro quartil subtraído de 1,5 vezes o valor da DI (*outliers* inferiores). No gráfico, os *outliers* estão marcados com um símbolo “+”.

Figura 5.5: *Boxplot* para a rede 1.Figura 5.6: *Boxplot* para a rede 2.

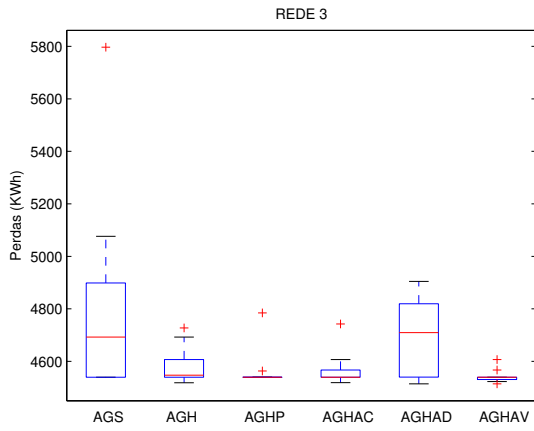


Figura 5.7: *Boxplot* para a rede 3.

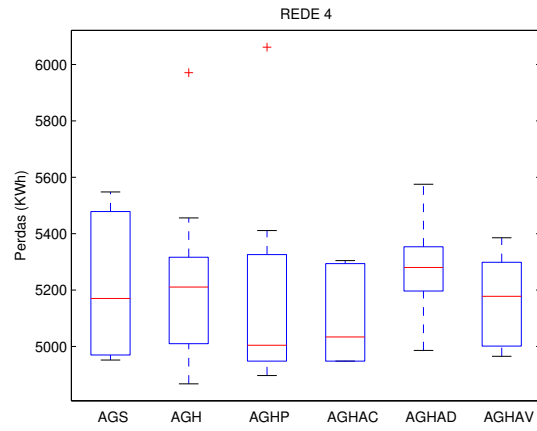


Figura 5.8: *Boxplot* para a rede 4.

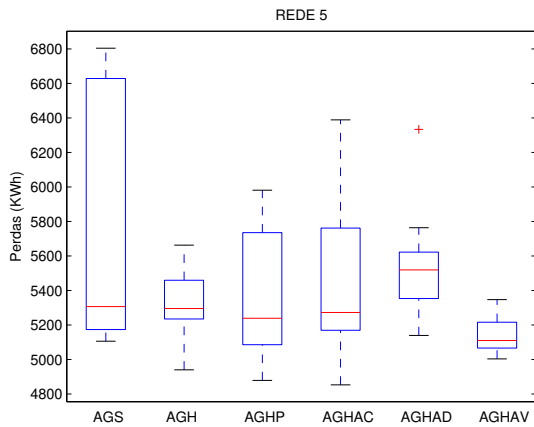


Figura 5.9: *Boxplot* para a rede 5.

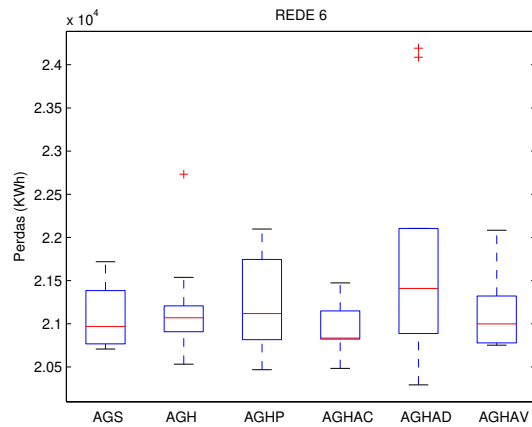


Figura 5.10: *Boxplot* para a rede 6.

Ao se analisar os resultados da Tabela 5.3 e dos *boxplots* das instâncias, pode-se tirar algumas conclusões:

- Comparando-se os resultados do AGS e do AGH, percebe-se a grande melhoria proporcionada pela busca local. O AGH obteve uma média inferior ao AGS, gastando praticamente o mesmo tempo. Além disso, a variância do AGH foi bastante menor que a do AGS, o que significa maior robustez. Isso fica claro ao se analisar os *boxplots* das Figuras 5.6, 5.7 e 5.9, onde o AGS obteve resultados ruins;
- O AGHP obteve menores perdas médias que o AGH, porém uma variância ligeiramente superior (devido ao seu pior desempenho na rede 5);

- Os algoritmos com mutação adaptativa baseada em regras determinísticas se mostraram pouco robustos. Apesar disso, o AGHAC obteve uma média de perdas muito boa (devido a seu ótimo desempenho nas redes 4 e 6);
- O AGHAV se mostrou a melhor implementação, com menor média e variância bem abaixo dos demais. Mostrou-se muito mais robusto, se saindo muito bem na rede 5 (que se mostrou a instância mais difícil). Seu tempo de execução foi maior que os demais.

Na Seção 3.5 do Capítulo 3, foram apresentadas as desvantagens de se ajustar manualmente os parâmetros do AG. Entre essas desvantagens estão os erros cometidos pelo implementador e o alto tempo necessário para testar algumas combinações de parâmetros. Porém, as três mutações adaptativas implementadas também dependem de algum parâmetro, o que leva necessariamente a uma etapa de ajuste do algoritmo. No caso da MAV (mutação adaptativa variável), a mutação depende do parâmetro PM_{max} .

A diferença entre a MAV e a mutação simples está no grau de sensibilidade a esses parâmetros. A Tabela 5.4 apresenta resultados comparando o AGH e o AGHAV, para vários valores de probabilidade de mutação, no caso do AGH, ou PM_{max} para o AGHAV. Os resultados dessa tabela mostram que, para cada valor escolhido do parâmetro, o AGHAV consegue melhores resultados. Ou seja, o AGHAV é menos sensível ao ajuste do parâmetro PM_{max} . Esses resultados justificam as afirmações apresentadas na Seção 3.5.

Tabela 5.4: Sensibilidade do AGH e AGHAV em relação a pm e PM_{max} .

	5%		2%		0,5%		0,05%	
	AGH	AGHAV	AGH	AGHAV	AGH	AGHAV	AGH	AGHAV
Média	7,10	5,97	6,43	5,18	4,52	3,53	5,46	5,27
Variância	58,93	36,05	50,79	27,07	21,57	14,50	20,87	30,27

Os resultados apresentados na Tabela 5.3 mostraram a grande contribuição da busca local para o sucesso dos algoritmos híbridos. Na Figura 5.11, onde foi representado o valor do melhor indivíduo no passar das gerações, é fácil perceber como a combinação entre a busca local e o AG leva a bons resultados. Note que logo na primeira geração houve uma grande melhoria, ocasionada pela aplicação da busca local. Porém, o restante da população continuou bastante disperso, já que os indivíduos são gerados aleatoriamente e a busca local é aplicada apenas no melhor deles. Apesar de não ter havido melhoria no melhor indivíduo por várias gerações, o processo evolutivo se encarregou de disseminar os alelos desse indivíduo pela população, proporcionando melhorias incrementais

nas gerações 122 e 140. Na geração 151, a busca local conseguiu encontrar um indivíduo ainda melhor. O mesmo ocorre nas gerações 180 e 190, com o processo evolutivo efetuando melhorias, e na geração 201, com a busca local.

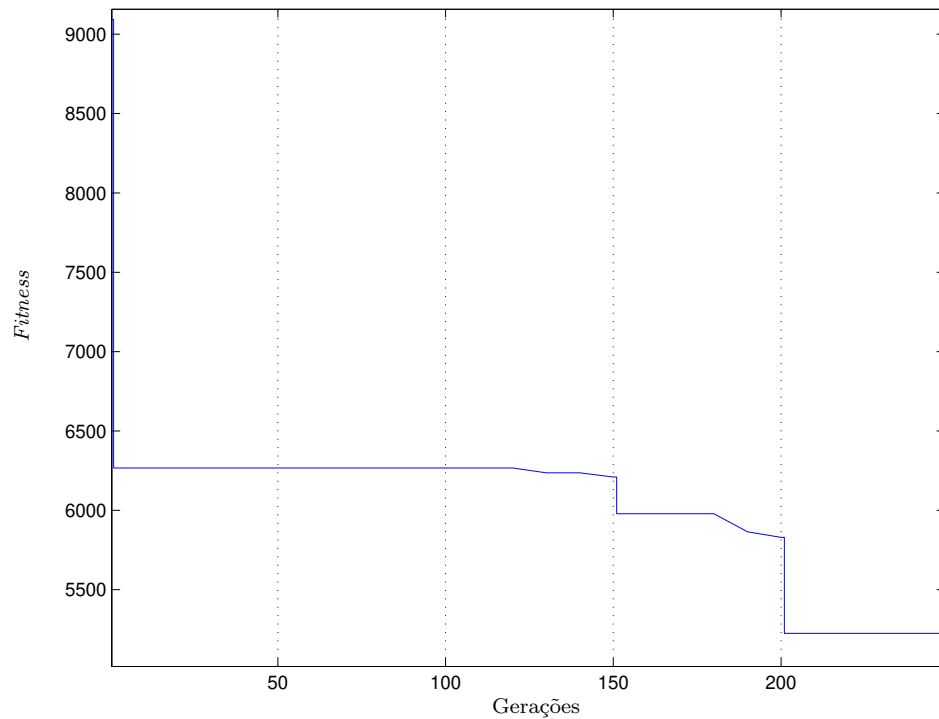


Figura 5.11: Efeitos da busca local no AGH.

5.3.4 Estudos Comparativos entre as Formulações

Como citado no Capítulo 2, esse trabalho considera as variações de demanda mantendo a configuração fixa ao longo do período estudado (Formulação C). Para efeito de comparação, estudou-se também a aplicação do algoritmo que alcançou os melhores resultados dentre os algoritmos desenvolvidos (AGHAV) para as demais formulações apresentadas no Capítulo 2.

Para a Formulação A, que não considera a variação de demandas, realizou-se o seguinte procedimento:

- Obtém-se a topologia “ótima” para as cargas fixas, considerando-se os valores máximos de cada carga;

- Utiliza-se essa topologia para o cálculo das perdas durante todo o período (todos os perfis).

A Tabela 5.5 mostra os resultados para essas três formulações. Os valores de perdas são a média do melhor indivíduo em dez execuções do programa, e estão em kWh.

Tabela 5.5: Resultados de perdas para as três diferentes formulações do problema.

Rede	Formulações		
	A	B	C
1	1642,22	1642,22	1642,22
2	1968,37	1967,65	1968,18
3	4539,79	4523,53	4532,08
4	5729,75	4923,85	5039,55
5	5120,22	4881,10	5095,71
6	21096,46	20388,19	20995,87

Como era esperado, a Formulação A foi a que obteve menores reduções de perdas, já que ela considera as cargas fixas para obter a melhor configuração. A Formulação B foi a que obteve o menor valor de perdas. Porém, como pode-se observar na Tabela 5.6, foram necessários muitos chaveamentos para se obter esse resultado. A Formulação C conseguiu bons valores de perdas, não permitindo nenhum chaveamento.

Tabela 5.6: Número de chaveamentos diários necessários utilizando-se a Formulação B.

Rede	Número de Chaveamentos
1	0
2	4
3	11
4	26
5	31
6	48

5.3.5 Comentários Adicionais

No primeiro capítulo dessa dissertação, procurou-se destacar os grandes benefícios econômicos que poderiam ser alcançados com a redução de perdas técnicas por reconfi-

guração das redes. A Tabela 5.7 mostra o quanto foi possível reduzir de perdas em relação à configuração inicial após a reconfiguração das redes¹. As perdas estão em kWh.

Tabela 5.7: Redução de perdas após a reconfiguração das redes.

Rede	Perdas Iniciais	Redução %
1	2295,95	28,47
2	2116,55	7,01
3	5027,41	9,85
4	6074,18	17,03
5	5673,70	10,19
6	23479,56	10,58

¹A configuração inicial é uma configuração de operação usual para as redes 2 a 6. A rede 1 é uma rede artificial; sua configuração inicial parece não ser atraente e não é possível tirar conclusões a respeito das reduções de perdas obtidas.

Capítulo 6

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou um algoritmo evolutivo para resolver o problema de redução de perdas técnicas em redes de distribuição de energia elétrica, através da reconfigurações da rede. O problema foi abordado através de uma nova formulação, proposta por Bueno e Lyra (2002), que considera as variações das cargas mas mantém a topologia da rede fixa durante um determinado período de estudo. Esta nova formulação evita chaveamentos frequentes que causam transitórios indesejáveis e podem levar a instabilidades na rede. No entanto, o problema formulado é muito maior e, conseqüentemente, de solução mais difícil, do que os problemas obtidos com as formulações anteriores da literatura; essas formulações supunham demandas fixas ou consideravam demandas variáveis com a hipótese de que as redes podiam ser livremente reconfiguradas para melhor reduzir perdas a cada mudança significativa nas demandas.

A nova formulação para o problema de redução de perdas técnicas “convida” ao desenvolvimento de algoritmos de computação evolutiva para a solução do problema. De fato, embora o problema sob a nova ótica seja muito mais difícil do que o problema sob a hipótese de demandas fixas, o esforço de cálculo para abordá-lo por algoritmos evolutivos não é significativamente maior; o acréscimo do esforço de cálculo incide apenas nas funções de avaliação, que caracterizam a qualidade das soluções.

O trabalho desenvolveu algoritmos genéticos (AGs) para a solução do problema, explorando a incorporação de busca local por troca de arcos; a busca local é uma generalização de uma conhecida e bem sucedida heurística de troca de ramos, usada para a solução do problema sob a hipótese de demandas fixas. O estudo de casos em redes de grande porte mostrou que a inclusão dessa heurística aumentou significativamente a eficiência dos AGs.

O trabalho propõe também a adoção de um operador de mutação que consegue se adequar durante a execução do AG. Foram tentados três tipos diferentes de adaptação da mutação, dois baseados em resultados de outros autores e um desenvolvido neste trabalho, chamado de mutação adaptativa variável (MAV).

O operador MAV mostrou melhor desempenho em relação aos demais operadores e os estudos de casos mostraram que sua aplicação melhora a eficiência dos AGs. A variância dos resultados encontrados com a aplicação desse operador nos AGs foi significativamente inferior a obtida com a aplicação dos demais operadores, o que significa que ele conseguiu sair de ótimos locais com maior facilidade. Além disso, ele também propiciou uma melhor média dos resultados.

O conjunto de casos considerando redes com características análogas a de cidades brasileiras mostrou que os AGs desenvolvidos são capazes de resolver o problema de redução de perdas técnicas em redes de distribuição sob a nova ótica proposta por Bueno e Lyra (2002). Como já mencionado, essa nova formulação leva a problemas melhor adaptados à realidade da operação de sistemas de distribuição, porém de solução muito mais difícil.

Um dos estudos de caso comparou soluções encontradas para as três alternativas de abordagem do problema de redução de perdas técnicas: considerando-se demandas fixas, considerando-se demandas variáveis sem restrições de chaveamentos (melhor situação hipotética) e considerando-se demandas variáveis sob a hipótese de que a configuração deve permanecer fixa ao longo do período estudado. Os resultados mostraram que a última alternativa, foco principal deste trabalho, é capaz de encontrar reduções de perdas próximas da melhor situação hipotética, mas sem causar os inconvenientes decorrentes de chaveamentos frequentes.

Trabalhos Futuros

Em trabalhos futuros, será avaliada a criação de uma população inicial mais elaborada para o AG, utilizando-se heurísticas construtivas como a árvore de aproximação proposta por Bueno (2005).

Outro ponto a ser investigado é a realização de uma análise de sensibilidade em soluções encontradas com a Formulação C, para verificar a possibilidade de redução de perdas com a permissão de alguns chaveamentos mais significativos.

Um outro aspecto relacionado com análise de sensibilidade é a determinação de “intervalos de confiança” para uma solução encontrada, considerando-se eventuais indeterminações na definição dos perfis de demanda. Conceitos de lógica *fuzzy* podem levar à

construção de uma metodologia adequada para a realização desses estudos.

Pode-se estender a metodologia adotada nesse trabalho para incluir a localização e controle de capacitores. A abordagem por computação evolutiva aqui desenvolvida permite supor que esta extensão pode ser realizada sem grandes esforços adicionais.

Na apresentação dos resultados do Capítulo 5, foi constatada a grande melhoria proporcionada pela busca local. Pode-se investigar algumas variações na busca local, como a aplicação da mesma em outros indivíduos da população e utilização da estratégia *first improvement* (realizar a operação de troca de ramos com o primeiro indivíduo que proporcionar redução de perdas).

Referências Bibliográficas

- Ahuja, R., Magnanti, T. e Orlin, J. (1993). *Network Flows: Theory, Algorithms and Applications*, Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Alander, J. T. (1992). On optimal population size of genetic algorithms, *Proceedings of CompEuro 92*, IEEE Computer Society Press, pp. 65–70.
- Alves, H. N. (2005). *Algoritmos Microgenéticos e Lógica Difusa Aplicados ao Controle de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição*, Tese de Doutorado, UFCG, Campina Grande-Brasil.
- Angeline, P. J. (1995). Adaptive and self-adaptive evolutionary computations, in M. Palaniswami e Y. Attikiouzel (eds), *Computational Intelligence: A Dynamic Systems Perspective*, IEEE Press, pp. 152–163.
- Aoki, R., Tchimori, T. e Kanezashi, M. (1987). Normal state optimal load allocation in distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery* **2**(1): 147–155.
- Augugliaro, A., Dusonchet, L., Favuzza, S. e Sanseverino, E. R. (2004). Voltage regulation and power losses minimization in automated distribution networks by an evolutionary multiobjective approach, *IEEE Transactions on Power System* **19**(3): 1516–1527.
- Bäck, T. (1992). Self-Adaptation in Genetic Algorithms, in F. J. Varela e P. Bourguine (eds), *Proceedings of the First European Conference on Artificial Life*, The MIT Press, Cambridge, MA, pp. 263–271.
- Baran, M. e Wu, F. (1989). Network reconfiguration in distribution system for loss reduction and load balancing, *IEEE Transactions on Power Delivery* **4**(2): 1401–1407.
- Borozan, V., Rajicic, D. e Ackovski, R. R. (1997). Minimum loss reconfiguration of unbalanced distribution networks, *IEEE Transactions on Power Delivery* **12**(1): 435–442.

- Buch, J. B., Miller, R. D. e Weeler, J. E. (1982). Distribution system integrated voltage and reative power control, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* **101**(2): 284–289.
- Bueno, E. A. (2000). *Redução de perdas na distribuição da energia elétrica pelo método GRASP*, Dissertação de Mestrado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Bueno, E. A. (2005). *Redução das Perdas Técnicas através de Reconfigurações de Redes de Distribuição de Energia Elétrica sob Demandas Variáveis*, Tese de Doutorado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Bueno, E. A. e Lyra, C. (2002). O impacto das variações das cargas ao longo de um dia sobre as perdas em sistemas de distribuição, *Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica - SENDI*.
- Castro, C. A. e Watanabe, A. (1990). Reconfiguration algorithm for loss reduction of distribution systems, *Electric Power Systems Research* **19**: 137–144.
- Cavellucci, C. (1999). *Buscas Informadas baseadas em Grafos para a Minimização de Perdas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica*, Tese de Doutorado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Cavellucci, C. e Lyra, C. (1997). Minimization of energy losses in eletric power distribution systems by intelligent search strategies, *IEEE Transactions on Operational Research* **4**(1): 23–33.
- Chen, C. e Cho, M. (1993). Energy losses reduction by critical switches, *IEEE Transactions on Power Delivery* **8**(3): 1246–1253.
- Cherkaoui, R., Bart, A. e Germond, A. J. (1993). Optimal configuration of electrical distribution networks using heuristic method, *11th Power System Computation Conference (PSCC)*, Vol. 1, France, pp. 147–154.
- Chiang, H. D. e Jean-Jumeau, R. (1990). Optimal network reconfigurations in distribution systems: Part 2: Solution algorithms and numerical results, *IEEE Transactions on Power Delivery* **5**(3): 1568–1574.
- Civanlar, S., Grainger, J. J., Yin, H. e Lee, S. S. H. (1988). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction, *IEEE Transactions on Power Delivery* **3**(3): 1217–1223.

- Costa, M. F. N. (1999). *Computação evolutiva para minimização de perdas resistivas em sistemas de distribuição de energia elétrica*, Dissertação de Mestrado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Davis, L. (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*, New York: Van Nostrand Reinhold.
- De Jong, K. A. (1975). *An Analysis of the Behaviour of a Class of Genetic Adaptive System*, Tese de Doutorado, University of Michigan, Ann Arbor.
- dos Santos, J. G. M. (2003). Perdas de energia: Redução na medição, *Relatório técnico*, Associação Brasileira dos Distribuidores de Energia Elétrica – ABRADEE.
- Eiben, A. E., Hinterding, R. e Michalewicz, Z. (1999). Parameter control in evolutionary algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **3**(2): 124–141.
- Eletrobras (2002). *Sistema de Informações Estatísticas do Setor de Energia Elétrica - Boletim Síntese 2002*, SIESE - ELETROBRAS.
*<http://www.eletrobras.gov.br>
- Eletrobras (2003). *Boletim informativo do comitê técnico para estudos de mercado*, CCPE - ELETROBRAS.
*<http://www.eletrobras.gov.br>
- Fernandes, C. M. A. P. (2003). *Redução das Perdas Técnicas em Redes Primárias de Distribuição de Energia Elétrica*, Tese de Doutorado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Fogarty, T. C. (1989). Varying the probability of mutation in genetic algorithm, *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 61–69.
- Fogel, D. B. (1995). *Evolutionary Computation: Toward a new philosophy of machine intelligence*, IEEE Press.
- Fraser, A. S. (1962). Simulation of genetic systems, *Journal of Theoretical Biology* **2**: 329–346.
- Fukuyama, Y. (2000). Reactive tabu search for distribution load transfer operation, *IEEE PES Winter Meeting*, Vol. 2, Singapore, pp. 1301–1306.
- Gauche, E., Coelho, J. e Teive, R. C. G. (1997). An on-line distribution feeder optimal reconfiguration algorithm for resistive loss reduction using a multi-layer perceptron, *International Conference on Neural Network (ICNN)*, Houston, US, pp. 179–182.

- Gauche, E., Coelho, J. e Teive, R. C. G. (1999). A mixed back-propagation/marquardt-levenberg algorithm for optimizing the distribution eletrical systems operation, *IEEE Transmission and Distribution Conference*, Vol. 02, pp. 753–758.
- Glamocanin, V. (1990). Optimal loss reduction of distribution networks, *IEEE Transactions on Power System* **5**(3): 774–782.
- Goldberg, D. E. (1989). Sizing populations for serial and parallel genetic algorithms, *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
- Grefenstette, J. J. (1986). Optimization of control parameters for genetic algorithms, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **16**(1): 122–128.
- Hinterding, R., Michalewicz, Z. e Eiben, A. E. (1997). Adaptation in evolutionary computation: A survey, *IEEECEP: Proceedings of The IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence*.
- Holland, J. H. (1975). *Adaption in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor. University of Michigan Press.
- Huang, K. Y. e Chin, H. C. (2002). Distribution feeder energy conservation by using heuristics fuzzy approach, *Eletrical Power and Energy Systems* **24**: 439–445.
- Jasmon, J. B., Callistus, L. H. e Lee, C. (1991). A modified technique for minimization of distribution system losses, *Electric Power Systems Research* **20**: 81–88.
- Jeon, Y. e Kim, J. (2000). Network reconfiguration in radial distribution system using simulated annealing and tabu search, *IEEE PES Winter Meeting*, Vol. 4, Singapore, pp. 2329–2333.
- Jiang, D. e Baldick, R. (1996). Optimal eletric distribution system switch reconfiguration and capacitor control, *IEEE Transactions on Power System* **11**(2): 890–899.
- Kim, H., Ko, Y. e Jung, K. H. (1993). Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems, *IEEE Transactions on Power Delivery* **8**(3): 1356–1366.
- Lee, R. E. e Brooks, C. L. (1988). A method and its application to evaluate automated distribution control, *IEEE Transactions on Power Delivery* **3**(3): 1232–1240.

- Li, Y. (2001). An effective implementation of a direct spanning tree representation in GAs, in E. J. W. Boers (ed.), *Applications of Evolutionary Computing: EvoWorkshops 2001*, Vol. 2037, Springer - Verlag Berlin Heidelberg 2001, pp. 11–19.
- Lin, W. M., Cheng, F. S. e Tsay, M. T. (2000). Distribution feeder reconfiguration with refined genetic algorithm, *IEEE Proceedings on Gener., Transm. and Distribution Conf.*, pp. 379–384.
- Lin, W. M. e Chin, H. C. (1998). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction and service restoration, *IEEE Transactions on Power Delivery* **13**(3): 870–875.
- Liu, C. C., Lee, S. J. e Vu, K. (1989). Loss minimization of distribution feeders: optimality and algorithms, *IEEE Transactions on Power Delivery* **4**(2): 1281–1289.
- López, E., Opazo, H., García, L. e Bastard, P. (2004). On line reconfiguration considering variability demand: applications to real networks, *IEEE Transactions on Power System* **19**(1): 549–553.
- Mendes, A. S. (2003). *O Framework NP-Opt e suas Aplicações a Problemas de Otimização*, Tese de Doutorado, UNICAMP, Campinas-Brasil.
- Merlin, A. e Back, H. (1975). Search for a minimal-loss spanning tree configuration in an urban power distribution system, *5th Power System Computation Conference (PSCC)*, Cambridge, UK.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer.
- Ming, Z., Pengxiang, B., Jian, L. e Wenyuan, Z. (2002). An improved genetic algorithm for distribution system reconfiguration, *Power System Technology Conf*, pp. 1734–1738.
- Monticelli, A. J. e Garcia, A. V. (2003). *Introdução a Sistemas de Energia Elétrica*, 2 edn, Editora Unicamp, Campinas, SP.
- Nara, K., Shiose, A., Kitagawa, M. e Ishihara, T. (1992). Implementation of a genetic algorithm for distribution systems loss minimum re-configuration, *IEEE Transactions on Power Systems* **7**(3): 1044–1051.
- Palmer, C. C. e Kershenbaum, A. (1994). Representing trees in genetic algorithms, *1st IEEE Evolutionary Computation Conf*, pp. 379–384.

- Peponis, G. J., Papadopoulos, M. P. e Hatziargyriou, N. D. (1995). Distribution network reconfiguration to minimize resistive line losses, *IEEE Transactions on Power Delivery* **10**(3): 1338–1342.
- Raidl, G. R. e Julstrom, B. A. (2000). A weighted coding in a genetic algorithm for the degree-constrained minimum spanning tree problem, in J. Carroll, E. Damiani, H. Haddad e D. Oppenheim (eds), *Proceedings of the 2000 ACM Symp. Applied Computing*, pp. 440–445.
- Raidl, G. R. e Julstrom, B. A. (2003). Edge sets: An effective evolutionary coding of spanning trees, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **7**(3): 225–239.
- Reeves, C. R. (1993). Using genetic algorithms with small populations, *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
- Rothlauf, F., Goldberg, D. E. e Heinzl, A. (2002). Network random keys: a tree representation scheme for genetic and evolutionary algorithms, *Evol. Comput.* **10**(1): 75–97.
- Sarfi, R. J. e Solo, A. M. G. (2002a). Network radiality, parameter and performance heuristics in optimization of power distribution system operations. part 1: Crisp rule base, *Electrical Power and Energy Systems* **24**: 673–682.
- Sarfi, R. J. e Solo, A. M. G. (2002b). Network radiality, parameter and performance heuristics in optimization of power distribution system operations. part 2: Fuzzification of rule base, *Electrical Power and Energy Systems* **24**: 683–692.
- Sarma, N. D. R. e Rao, K. S. P. (1995). A new 0-1 integer programming method of feeder reconfiguration for loss minimization in distribution systems, *Electrical Power Systems Research* **33**(2): 125–131.
- Schaffer, J. D., Caruana, R. A., Eshelman, L. J. e Das, R. (1989). A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization, *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 51–60.
- Shindler, B., Rothlauf, F. e Pesch, H. J. (2002). Evolution strategies, network random keys, and the one-max tree problem, in S. Cagnoni, J. Gottlieb, E. Hart, M. Middendorf e G. R. Raidl (eds), *Applications of Evolutionary Computing: EvoWorkshops 2002*, Vol. 2279, Springer - Berlin 2002, pp. 143–152.

- Shirmohammadi, D. e Hong, H. (1989). Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction, *IEEE Transactions on Power Delivery* **4**(2): 1492–1498.
- Song, Y. H., Wang, G. S., Johns, A. T. e Wang, P. Y. (1997). Distribution network reconfiguration for loss reduction using fuzzy controlled evolutionary programming, *IEE Proceedings on Gener., Transm. and Distribution* **144**(4): 345–350.
- Spears, W. M. e Jong, K. A. D. (1991). An analysis of multi-point crossover, in G. J. E. Rawlins (ed.), *Foundations of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 301–315.
- Srinivas, M. e Patnaik, L. M. (1994). Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **24**(4): 656–667.
- Syswerda, G. (1989). Uniform crossover in genetic algorithms, *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, pp. 2–9.
- Taleski, R. e Rajicic, D. (1997). Distribution network reconfiguration for energy loss reduction, *IEEE Transactions on Power System* **12**(1): 398–406.
- Tão, W., Cavellucci, C. e Lyra, C. (1999). Parallel intelligent search for loss minimization in distribution systems, *IEEE Transmission and Distribution Conference*, Vol. 1, New Orleans, US, pp. 218–222.
- Vargas, P. A., Lyra, C. e Von Zuben, F. J. (2002). Learning classifiers on guard against losses in distribution networks, *IEEE/PES T&D Latin America*, São Paulo, BR.
- Wagner, T. P., Chikhani, A. Y. e Hackam, R. (1991). Feeder reconfiguration for loss reduction: an application of distribution automation, *IEEE Transactions on Power Delivery* **6**(4): 1922–1933.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets, *Information and Control* **8**: 338–353.
- Zhou, Q., Shirmohammadi, D. e Liu, W. H. E. (1997). Distribution feeder reconfiguration for operation cost reduction, *IEEE Transactions on Power Systems* **12**(2): 730–735.

Apêndice A

O Algoritmo de Kruskal

O algoritmo de Kruskal encontra uma árvore geradora de peso total mínimo para um grafo conexo com pesos associados a todos os arcos. Isto significa que ele encontra um subconjunto dos arcos que forma uma árvore que inclui todo vértice, onde o peso total de todos os vértices da árvore é minimizado. O algoritmo de Kruskal é um exemplo de um algoritmo guloso. Seu funcionamento é mostrado a seguir:

- crie uma floresta F (um conjunto de árvores), onde cada vértice no grafo é uma árvore separada;
- crie um conjunto S contendo todos os arcos do grafo;
- enquanto S for não-vazio, faça:
 - remova um arco com peso mínimo de S ;
 - se esse arco conecta duas árvores diferentes de F , adicione-o à floresta, combinando duas árvores numa única; do contrário descarte o arco.

Ao fim do algoritmo, a floresta tem apenas um componente e forma uma árvore geradora de peso mínimo para o grafo. O algoritmo tem complexidade $O(na)$, onde n é o número de nós e a é o número de arcos. Para maiores detalhes, recomenda-se Ahuja et al. (1993).

Apêndice B

Topologia das Redes Estudadas

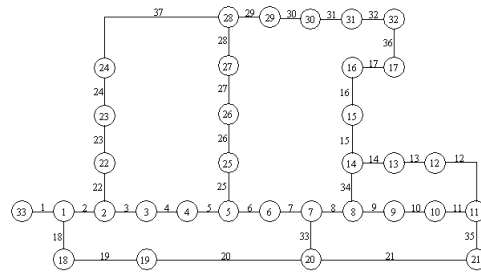


Figura B.1: Rede 1 (a numeração junto aos arcos indica o número da chave).



Figura B.2: Rede 2.



Figura B.3: Rede 3.

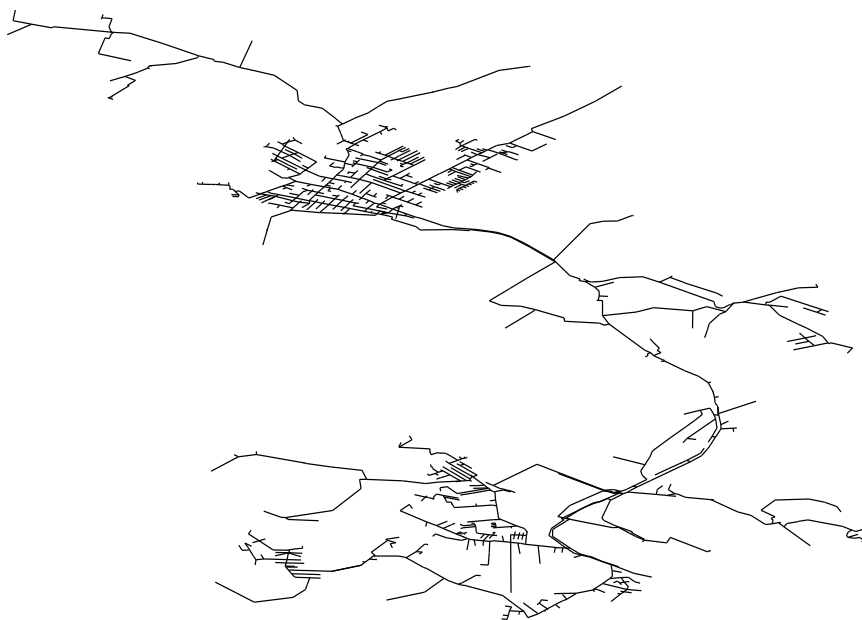


Figura B.4: Rede 4.



Figura B.5: Rede 5.



Figura B.6: Rede 6.