

UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
COORDENAÇÃO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA DA UFCG

Tese de Doutorado

Algoritmos Microgenéticos e Lógica Difusa Aplicados ao
Controle de Bancos de Capacitores em Redes de
Distribuição

Helton do Nascimento Alves

Campina Grande – Paraíba – Brasil

Março de 2005

Helton do Nascimento Alves

Algoritmos Microgenéticos e Lógica Difusa Aplicados ao Controle
de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição

Tese apresentada à Coordenação do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande, em cumprimento às exigências para obtenção do Grau de Doutor em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Energia

Prof. Dr. Benemar Alencar de Souza

Orientador

Campina Grande – Paraíba – Brasil

Março de 2005



FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA CENTRAL DA UFSCG

A474a Alves, Helton do Nascimento
2005 Algoritmos microgenéticos e lógica difusa aplicados ao controle de bancos de capacitores em redes de distribuição / Helton do Nascimento Alves. — Campina Grande: UFSCG, 2005.
98f.

Inclui Bibliografia

Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Centro de Ciências e Tecnologia, Universidade Federal de Campina Grande.

1— Energia Elétrica-Redes-Distribuição-Controlé 2— Compensação Reativa
3— Algoritmos Otimizados I— Título

CDU 621.316

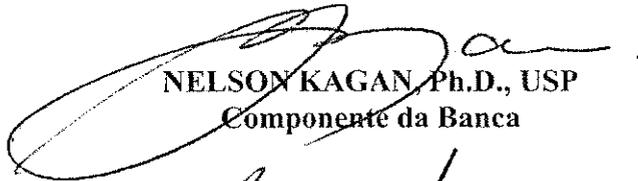
**ALGORITMOS MICROGENÉTICOS E LÓGICA DIFUSA APLICADOS AO
CONTROLE DE BANCOS DE CAPACITORES EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO**

HELTON DO NASCIMENTO ALVES

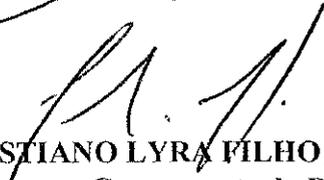
Tese Aprovada em 04.03.2005



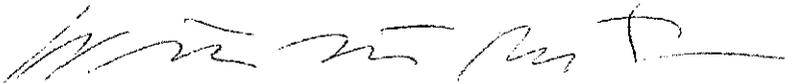
BENEMAR ALENCAR DE SOUZA, D.Sc., UFCG
Orientador



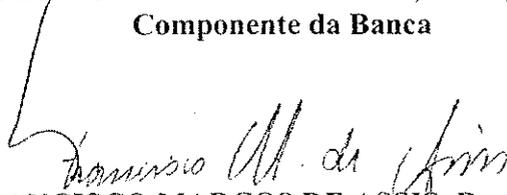
NELSON KAGAN, Ph.D., USP
Componente da Banca



CHRISTIANO LYRA FILHO, Dr., UNICAMP
Componente da Banca



WELLINGTON SANTOS MOTA, Ph.D., UFCG
Componente da Banca



FRANCISCO MARCOS DE ASSIS, Dr., UFCG
Componente da Banca

CAMPINA GRANDE – PB
MARÇO - 2005

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar a DEUS, que tem me conduzido e me dado oportunidades como esta para realizar meus sonhos.

À minha esposa Janete, que sempre me apoiou, me dando as condições necessárias para trabalhar e o seu amor incondicional para superar as dificuldades.

Aos meus pais, Francisco e Severina, que me ajudaram a ser o que sou hoje.

Ao professor Benemar que me incentivou a desenvolver maturidade e prazer em pesquisar.

À COPELE e ao CNPQ, pela oportunidade de realizar este trabalho.

A Helon, Helvio e Ângelo, companheiros na pesquisa e sempre dispostos a ajudar.

A todos os colegas e professores que contribuíram nesta minha caminhada.

A todos que diretamente ou indiretamente, foram ajudadores na construção da minha vida profissional e pessoal, quero deixar-lhes um muito obrigado

Sumário

Lista de Figuras.....	v
Lista de Tabelas.....	vii
Resumo.....	viii
Abstract.....	ix
Introdução.....	10
1.1 Justificativa e Relevância do Trabalho de Doutorado.....	10
1.2 Objetivo e Contribuições da Tese.....	12
1.3 Organização do Trabalho de Tese.....	13
1.4 Trabalhos Realizados.....	14
Fundamentação Teórica.....	17
2.1 O Sistema de Distribuição.....	17
2.2 A Curva de Carga.....	18
2.3 Compensação Reativa.....	21
2.4 Fluxo de Carga.....	25
Revisão bibliográfica.....	28
3.1 Introdução.....	28
3.2 Métodos Analíticos.....	29
3.3 Métodos de Programação Matemática.....	30
3.4 Métodos Heurísticos.....	32
3.5 Métodos Meta-Heurísticos.....	33
Lógica Difusa e Algoritmos Microgenéticos.....	38
4.1 Lógica Difusa.....	38
4.1.1 Incertezas e Imprecisões.....	39
4.1.2 Conceitos Difusos nos Sistemas de Potência.....	39
4.1.3 Teoria dos Conjuntos Difusos.....	39

4.1.4	<i>Função de Relacionamento Difusa</i>	40
4.1.5	<i>Operadores da Lógica Difusa</i>	41
4.2	Sistemas de Lógica Difusa	41
4.2.1	<i>Codificador</i>	42
4.2.2	<i>Regras Difusas</i>	44
4.2.3	<i>Inferência Difusa</i>	46
4.2.4	<i>Decodificação</i>	48
4.3	Algoritmos Genéticos e Microgenéticos	51
4.3.1	<i>Algoritmos Evolucionários</i>	51
4.3.2	<i>Função Objetivo</i>	52
4.3.3	<i>Codificação</i>	53
4.3.4	<i>População</i>	56
4.3.5	<i>Seleção</i>	57
4.3.6	<i>Reprodução</i>	60
4.3.7	<i>Elitismo</i>	62
	O Algoritmo Proposto	64
5.1	Hibridismo	64
5.2	Algoritmo Proposto	65
	Estudo de Casos	75
6.1	Sistema de Teste 1	75
6.2	Sistema de Teste 2	79
6.3	Sistema de Teste 3	83
	Conclusões	89
7.1	Propostas para trabalhos futuros	90
	Referências Bibliográficas	91

Lista de Figuras

Figura 2.1. Alimentador radial com nove barras e dois ramais.....	18
Figura 2.2. Exemplo de uma curva de carga.	20
Figura 2.3. Curva de duração de carga associada à curva de carga da fig. 2.2 e sua segmentação em dois níveis.	20
Figura 2.4. Alimentador radial com banco fixo na barra 2 e chaveado em τ na barra 7.	22
Figura 2.5. Um trecho do alimentador.....	26
Figura 4.1. Função de relacionamento difusa versus convencional.	40
Figura 4.2. Esquema de um sistema de lógica difusa.....	42
Figura 4.3. Função de relacionamento de entrada índice de risco para dez dias.....	43
Figura 4.4. Função de relacionamento de entrada índice de rentabilidade diária.	43
Figura 4.5. Função de relacionamento de saída – índice de aplicabilidade.....	45
Figura 4.6. Aplicação da inferência max-min nas funções de relacionamento de entrada. (a) Disparo da regra 1 (b) disparo da regra 2 e (c) resultado final da inferência.	47
Figura 4.7. Aplicação da inferência max-prod nas funções de relacionamento. (a) Disparo da regra 1 (b) disparo da regra 2 e (c) resultado final da inferência.....	48
Figura 4.8. Aplicação da defuzificação na saída da inferência max-min: (a) máximo valor da função (b) média dos máximos valores da função e (c) centróide.....	50
Figura 4.9. Tipos de cruzamentos: (a) simples, (b) multiponto e (c) uniforme.....	61
Figura 4.10. Mutação em um cromossomo no alfabeto binário e decimal.....	62
Figura 5.1. Penalidade aplicada a um cromossomo defeituoso.....	67
Figura 5.2. Determinação da economia máxima <i>EMB</i>	69
Figura 5.3. Funções de relacionamento (a) economia máxima e (b) tensão de barra.	70
Figura 5.4. Função de relacionamento sensibilidade de alocação na barra.....	71
Figura 5.5. A estrutura cromossômica.....	72
Figura 5.6. Mapeamento pelo cromossomo das barras escolhidas.....	73

Figura 6.1. Diagrama do alimentador radial de 69 barras	76
Figura 6.2. Perfil de tensão do alimentador de 69 barras.	79
Figura 6.3. Diagrama do alimentador radial de 103 barras	80
Figura 6.4. Perfil de tensão do alimentador de 103 barras.	83
Figura 6.5. Perfil de tensão do alimentador de 282 barras.	87

Lista de Tabelas

Tabela 4.1. Dados de entrada e seus valores lingüísticos.....	44
Tabela 4.2. Resumo das regras de decisão difusa.....	45
Tabela 4.3. Resumo das diferenças entre algoritmos genéticos e microgenéticos.....	63
Tabela 5.1. Matriz decisão das regras difusas.....	71
Tabela 6.1. Dados relativos aos níveis da carga e do custo de energia.....	76
Tabela 6.2. Dados de linha e carga do alimentador de 69 barras.....	77
Tabela 6.3. Resultado obtido na alocação de bancos de capacitores fixos e chaveados.....	78
Tabela 6.4. Custo dos bancos de capacitores.....	80
Tabela 6.5. Dados relativos aos níveis da carga e do custo de energia e potência.....	80
Tabela 6.6. Dados de linha e carga do alimentador de 103 barras.....	81
Tabela 6.7. Impedância dos condutores do alimentador de 103 barras.....	81
Tabela 6.8. Configuração de alocação obtidos nos três algoritmos.....	82
Tabela 6.9. As soluções para o alimentador de 103 pelos diferentes métodos.....	83
Tabela 6.10. Dados de linha do alimentador de 282 barras.....	84
Tabela 6.11. Impedância dos condutores do alimentador de 282 barras.....	85
Tabela 6.12. Curvas de duração de carga segmentada em 4 níveis baseadas nas curvas típicas de carga dos consumidores.....	85
Tabela 6.13. Custo dos bancos de capacitores.....	86
Tabela 6.14. Dados relativos aos custos de energia e duração por nível de carga.....	86
Tabela 6.15. Alocação ótima de bancos de capacitores fixos e chaveados com base no modelo de carga de curvas típicas de carga.....	86
Tabela 6.16. Dados relativos aos níveis da carga baseados na curva da subestação.....	88
Tabela 6.17. Alocação ótima de bancos de capacitores fixos e chaveados com base no modelo de carga da curva de carga da subestação.....	88
Tabela 6.18. Configurações ótimas obtidas em modelagens de cargas diferentes aplicadas ao modelo de carga de curvas típicas (referencia).....	88

Resumo

O presente trabalho resolve o problema de compensação reativa através de técnicas de otimização meta-heurísticas. O seu principal objetivo é incrementar a eficiência computacional dos algoritmos genéticos o suficiente para torná-los aplicáveis a sistemas de distribuição de energia elétrica de porte realista. A solução do problema de alocação ótima de bancos de capacitores baseada em uma rotina híbrida que combina um algoritmo microgenético com lógica difusa é apresentada. O algoritmo híbrido fornece a capacidade, localização e programação ótima dos bancos de capacitores considerando a economia realizada com a redução de perdas de potência e de energia em conjunto com os custos de aquisição e instalação desses equipamentos. Os resultados obtidos neste trabalho são muito promissores.

Abstract

This work presents an artificial intelligent-based algorithm for the solution of the reactive power compensation problem. It intends to increase the computational efficiency of the genetic algorithms to turn them applicable to real electrical distribution systems. The reactive power compensation problem in a radial distribution system is formulated and solved by a hybrid algorithm. It uses a microgenetic algorithm in conjunction with fuzzy logic. The objective function includes economic savings obtained by energy and power loss reduction and the acquisition and installation costs of fixed and switched capacitors. The hybrid algorithm determines the capacity, location and control schedule of the capacitors banks. The results presented in this work are very promising.

CAPITULO 1

Introdução

O estudo dos sistemas de distribuição de energia elétrica tem sido intensificado nas últimas décadas devido à sua importância de modo geral e a necessidade de expansão rápida, de aumento de eficiência, automação, entre outros. O principal foco desse estudo é a diminuição das perdas elétricas em consonância com a melhoria da qualidade de serviço prestado ao consumidor. Esse assunto é sempre atual, visto que, com a escassez de novas fontes geradoras, a conservação de energia se torna uma prioridade. Um procedimento usual de se obter redução das perdas é a compensação reativa das cargas. O meio mais empregado para isso é a instalação de bancos de capacitores em derivação em pontos estratégicos dos alimentadores primários, visto que por natureza, as cargas são predominantemente indutivas e distribuídas.

1.1 *Justificativa e Relevância do Trabalho de Doutorado*

A alocação e compensação reativa no sistema de distribuição de energia elétrica são problemas típicos de otimização de grande importância técnica e econômica que vem sendo enfrentado ao longo de cinco décadas. Consiste em determinar os pontos de instalação e o programa de operação de certo número de bancos de capacitores para se maximizar o lucro líquido com a redução das perdas no sistema. Além de reduzir as

perdas, a compensação reativa melhora o perfil de tensão do alimentador e libera potência instalada no sistema. A extensão dos benefícios da instalação de bancos de capacitores depende da configuração da rede elétrica e de suas condições de carga.

Os métodos de solução do problema da compensação reativa são diversificados e evoluem em conformidade com os recursos computacionais disponíveis. NG et al [2000a] classificam esses métodos em quatro grupos: *analíticos*, *de programação matemática*, *heurísticos* e *meta-heurísticos*.

As primeiras técnicas propostas para resolução do problema tratavam os valores dos bancos de capacitores e a localização física de sua instalação como sendo variáveis contínuas. Dessa forma, muitas das soluções não eram implementáveis, por serem lugares onde bancos não podiam ser instalados ou por serem de capacidades que não correspondiam a padrões comerciais. A partir do final da década de 60 as variáveis do problema de alocação de bancos de capacitores começaram a ser consideradas discretas, de tal forma que o problema passou a ser visto como um problema de otimização combinatória. Esse tipo de problema geralmente requer que cada solução possível seja avaliada para garantir que se encontre a solução ótima global. A depender do tamanho do problema as soluções possíveis são em número tão grande que a enumeração completa é impraticável. Só para se ter uma idéia, sendo cogitada a instalação de até três capacitores fixos em cada uma das 20 barras de um pequeno alimentador, o número de soluções possíveis é de $4^{20}=1,1 \times 10^{12}$ e correspondem a um arranjo com repetições das quatro possibilidades de alocação por barra (0, 1, 2 ou 3 capacitores). Para contornar a enorme dificuldade de se resolver problemas combinatórios como esse, se tem recorrido hoje a um número crescente de heurísticas variadas e que são inspiradas geralmente em fenômenos naturais. Por isso se costuma dizer que tais heurísticas são metáforas o que resultou no termo *meta-heurísticas*.

Os métodos de otimização meta-heurísticos são os mais recentes e se distribuem numa faixa mais larga, conforme a técnica específica empregada. Geralmente buscam

simular fenômenos que são processos naturais, como por exemplo, o funcionamento do cérebro humano (redes neurais, lógica difusa), os processos genéticos da reprodução (algoritmos genéticos), as relações sociais entre indivíduos (busca tabu), a organização social dos animais (*ant colony*), entre outros.

Como se pode observar, o problema de alocação ótima de capacitores é atual e pode ser abordado de várias maneiras, para ser resolvido por diversas técnicas. Realizar um estudo detalhado visando adequar técnicas meta-heurísticas para que de uma forma robusta, realista e rápida a alocação de reativos seja definida torna-se justificado e de grande utilidade para concessionárias de energia.

1.2 Objetivo e Contribuições da Tese

O presente trabalho de tese tem como objetivo desenvolver um algoritmo de otimização híbrido que consiste de um algoritmo microgenético orientado por lógica difusa para resolver o problema de compensação reativa em redes de distribuição radiais.

As contribuições da tese para o estado da arte são essencialmente incrementar a eficiência computacional dos algoritmos genéticos o suficiente para torná-los aplicáveis a sistemas realistas de distribuição radial de grandes dimensões (centenas de barras). A tese defendida é de que esse objetivo foi alcançado mediante as seguintes etapas:

- Aplicação de um algoritmo microgenético para determinação rápida e precisa da solução do problema da compensação reativa em alimentadores reais com centenas de barras, com efetiva possibilidade de ser essa a solução ótima global.
- Aplicação de lógica difusa para reduzir o número de barras onde os bancos de capacitores possam ser instalados, diminuindo o espaço de busca do algoritmo microgenético e o seu tempo de processamento.

- Concepção de uma estrutura cromossômica baseada em codificação binária compacta e de alta eficiência.
- Utilização de modelos adequados do sistema e sobretudo das cargas de acordo com a curva de carga do alimentador, levantada na subestação, ou através de curvas de cargas típicas quando sejam eventualmente disponíveis.
- Observância de restrições práticas importantes como a de que não é razoável a instalação de bancos de capacitores em determinadas barras por motivos técnicos (dificuldade de instalação ou manutenção), urbanísticos ou de segurança.
- Implementação do algoritmo proposto numa rotina computacional cuja entrada seja dependente apenas de dados acessíveis ao operador, que permita o aproveitamento do conhecimento do especialista e que a saída seja prontamente executável.

1.3 Organização do Trabalho de Tese

A tese está organizada do seguinte modo: No capítulo 2 são mostrados os conceitos fundamentais relativos ao problema de compensação reativa, notadamente quanto aos modelos das cargas e do próprio sistema de distribuição. No capítulo 3 é feita uma revisão bibliográfica do tema de tese em que se busca resgatar a evolução dos métodos de otimização aplicados à compensação reativa. No capítulo 4 são apresentados em nível razoável de detalhe os algoritmos microgenéticos e a lógica difusa. O capítulo 5 mostra o algoritmo híbrido proposto e os detalhes de seu funcionamento. No capítulo 6 são mostrados resultados obtidos pelo algoritmo proposto em três sistemas de teste. Outras técnicas de otimização são aplicadas aos mesmos sistemas a fim de comparação com o algoritmo proposto. No capítulo 7 são feitas as conclusões do trabalho de tese e sugestões para futuras pesquisas.

1.4 *Trabalhos Realizados*

Os projetos e pesquisas desenvolvidas que antecederam ou coincidiram com a elaboração desta tese tiveram como principal enfoque a otimização do controle ótimo de reativos de sistemas de distribuição radiais baseadas em algoritmos genéticos. Em ordem cronológica foram realizados os seguintes trabalhos:

- Revisão bibliográfica dos conceitos básicos dos algoritmos genéticos e suas variações;
- Revisão bibliográfica para levantamento do estado da arte da compensação reativa ótima de redes de distribuição;
- Elaboração e implementação de um algoritmo genético básico no controle de reativos em um sistema de distribuição radial considerando somente as perdas de potência. Nesse projeto as soluções foram codificadas empregando-se alfabeto decimal;
- Constatação da eficiência dos algoritmos genéticos em alcançar um valor ótimo próximo do global e do seu elevado tempo de processamento;
- Pesquisa bibliográfica de algoritmos genéticos mais sofisticados quanto aos seus mecanismos de reprodução e formação do cromossomo;
- Elaboração e implementação de um algoritmo genético no controle de reativos em alimentadores radiais considerando perdas de potência e de energia, com alocação de bancos de capacitores fixos e chaveados. Nesse projeto foram empregados dois tipos de estruturas cromossômicas no mesmo algoritmo genético básico e foi verificado que a solução encontrada variou bastante a depender do tipo de codificação, mas o tempo de processamento continuou elevado;

-
- Revisão bibliográfica dos conceitos básicos dos algoritmos microgenéticos e da lógica difusa;
 - Elaboração e implementação de um algoritmo microgenético e de um algoritmo híbrido (microgenético e lógica difusa) para alocação ótima de reativos em alimentadores radiais, distinguindo perdas de potência e de energia. Nesse projeto o alfabeto decimal foi substituído por alfabeto binário;
 - Estudo comparativo dos algoritmos genético, microgenético e o híbrido;
 - Verificação da diminuição do tempo de processamento do algoritmo microgenético comparado com o genético. O algoritmo híbrido se mostra mais eficiente que o algoritmo genético e o microgenético, alcançando valores mais próximos do ótimo global em menor tempo de processamento.
 - Revisão bibliográfica sobre a construção de curvas típicas de carga para um sistema de distribuição;
 - Melhoramento da primeira parte do algoritmo híbrido visando diminuir as chances de uma barra com potencial para instalação ser excluída durante o processo;
 - Elaboração e implementação de um algoritmo híbrido podendo ter como modelo das cargas a curva de duração de carga da subestação ou as curvas típicas de cargas diárias.

Desses trabalhos realizados resultaram as seguintes publicações:

Nome do evento ou revista	Título	Autores
<i>Latin America IEEE/PES T&D 2002</i> , São Paulo, 18-22 de março de 2002, paper 188.	Optimal Capacitor in Electrical Distribution Systems Using a Genetic Algorithm	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helvio A. Ferreira
Anais do XIV Congresso Brasileiro de Automática, pp. 885-886. Natal, 2 a 5 de setembro, 2002.	Algoritmos microgenéticos e lógica fuzzy aplicados ao controle de bancos de capacitores em redes de distribuição	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helvio A. Ferreira
IV CIERTEC - Seminário Internacional sobre Automação de Redes de Distribuição e Centros de Controle, São Paulo, 24 a 27 de setembro de 2002.	Banco de capacitores automáticos em redes de distribuição: Um algoritmo de controle utilizando microgenética e lógica fuzzy	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helvio A. Ferreira Lemarx F. Cavalcanti Sérgio Lima
Congreso Internacional de Distribucion Electrica, Buenos Aires - Argentina, 3 a 6 de dezembro de 2002.	Banks of automatic capacitors in electrical distribution systems: a genetic algorithm of control	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helvio A. Ferreira Lemarx F. Cavalcanti
17 ^o International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, Barcelona -- Espanha, 12 a 15 de maio de 2003.	Discrete ascent optimal programming applied to network configuration in electrical distribution systems	Helvio A. Ferreira Benemar A. Souza Helton N. Alves Helon D. M. Braz
6 ^o . Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Bauru, 14 a 17 de setembro de 2003.	Efeitos da segmentação da curva de duração de carga na compensação reativa em redes de distribuição	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helon D. M. Braz
6 ^o . Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Bauru, 14 a 17 de setembro de 2003.	Um algoritmo genético para configuração ótima de alimentadores de energia elétrica	Benemar A. Souza Helon D. M. Braz Helton N. Alves
Artigo publicado em maio de 2004 no <i>IEEE Transactions on Power Systems</i> .	Microgenetic algorithms and fuzzy logic applied to the optimal placement of capacitor banks in distribution networks.	Benemar A. Souza Helton N. Alves Helvio A. Ferreira
<i>Latin America IEEE/PES T&D 2004</i> , São Paulo, 8-11 de novembro de 2004, paper 145.	Localização e Ajustes Ótimos de Bancos de Reguladores Automáticos em Redes de Distribuição Utilizando Algoritmos Genéticos	Benemar A. Souza Angelo M. F. Almeida Helton N. Alves
<i>Latin America IEEE/PES T&D 2004</i> , São Paulo, 8-11 de novembro de 2004, paper 185.	Optimal Capacitor Allocation in Electrical Distribution Systems Based on Typical Load Profiles	Helton N. Alves Benemar A. Souza Helon D. M. Braz Nelson Kagan
<i>Latin America IEEE/PES T&D 2004</i> , São Paulo, 8-11 de novembro de 2004, paper 374.	Programação Evolutiva para Expansão de Redes de Distribuição	Helon D. M. Braz Benemar A. Souza Helton N. Alves
Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática, pp. . Gramado, 21 a 24 de setembro, 2004.	Um Algoritmo Genético para Localização Ótima de Reguladores de Tensão em Redes de Distribuição	Benemar A. Souza Angelo M. F. Almeida Helton N. Alves
Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática, pp. . Gramado, 21 a 24 de setembro, 2004.	Um Algoritmo Genético para Implantação de Redes de Distribuição	Benemar A. Souza Helon D. M. Braz Helton N. Alves Andrea A. Souza

Fundamentação Teórica

Neste capítulo são apresentados os conceitos básicos sobre o sistema de distribuição de energia elétrica, curvas de carga e compensação reativa.

2.1 O Sistema de Distribuição

No sistema de distribuição de energia elétrica ocorre grande parte de todas as perdas elétricas do sistema de potência. Ele compreende a subtransmissão, a distribuição primária e a distribuição secundária. Níveis de tensão usuais para subtransmissão são 69, 38 e 34,5 kV, para distribuição primária são 13,8 e 11,9 kV e 380, 220 e 127 V para distribuição secundária.

O sistema de distribuição geralmente é configurado em anel ou radial. A configuração radial é a que predomina por ser simples e econômica. Por essa razão, o objetivo deste trabalho é delimitado para esse tipo de configuração, cujos elementos são mostrados na figura 2.1. O algoritmo proposto poderia também ser aplicado em sistemas em anel, bastando apenas alterar a rotina que calcula as perdas de energia.

Os alimentadores primários radiais têm início nas subestações e podem ser visto como uma coleção de barras interligadas por trechos e nas quais estão, eventualmente, as cargas (transformadores de distribuição ou subestações de consumidores). Cada trecho tem as seguintes propriedades: comprimento, parâmetros elétricos, barra de origem e barra destino.

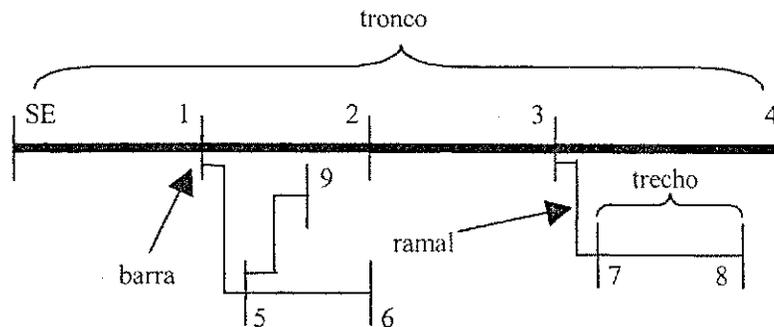


Figura 2.1. Alimentador radial com nove barras e dois ramais.

2.2 A Curva de Carga

A demanda ou carga de um sistema é a potência ou corrente média recebida durante um determinado intervalo de tempo denominado de intervalo de demanda. Os valores usuais de intervalo de demanda são 15 minutos, 30 minutos, 1 hora, ou até maiores, sendo o primeiro mais comum [GÖNEN, 1986]. A relação carga versus tempo é denominada curva de carga ou curva de demanda e pode ser diária, semanal, mensal ou anual, conforme seja o período a que se refiram. No passado, quando os métodos gráficos eram que suportavam os estudos dos sistemas elétricos, a curva de carga propriamente dita, ou seja, o gráfico de demanda versus tempo foi de grande utilidade. Com os métodos computacionais de hoje, as curvas em si se reservam apenas para apresentações, sendo preferível manterem-se as informações como uma seqüência de valores numéricos. Por razão histórica, esta seqüência conservou a denominação de curva de carga. O levantamento das curvas de carga é feito empregando-se registradores de demanda: aparelhos analógicos constituídos de wattímetros ou amperímetros e traçadores gráficos ou aparelhos digitais com memória, com os quais a aquisição da seqüência é direta.

Os tipos de consumidores que utilizam o sistema de distribuição são os seguintes: residencial, rural, comercial, industrial e serviços públicos. Eles são caracterizados pelas suas formas da curvas de cargas diárias que explicita suas peculiaridades de utilização da energia. Geralmente os alimentadores estão distribuídos em áreas homogêneas, ou seja,

áreas onde existe predominância de um tipo de consumidor. Essa característica é importante na determinação de uma curva de carga anual que tenha a melhor representação possível da demanda no alimentador.

Como é de se esperar, a curva de carga diária não é a mesma todos os dias da semana, mas a diferença só é mais significativa comparando-se a curva de carga de um dia útil com a de um dia de fim de semana ou feriado. Pode-se então considerar duas curvas de carga distintas para representar a demanda no alimentador: uma representativa do dia útil e outra de fim de semana ou feriado. O que usualmente se considera para o cálculo de perdas de energia é a curva anual por ser um tempo razoável para análise. Neste caso multiplica-se a curva de dia útil pelos dias úteis no ano e a curva de fim de semana ou feriados, pelo número desses dias no ano. Dessa forma se tem uma aproximação razoável da curva de carga anual.

A curva de carga em geral é áspera, como se vê na figura 2.2, o que muitas vezes dificulta seu processamento para o cálculo das perdas de energia. A partir desta curva pode-se obter uma nova, colocando-se a seqüência original em ordem decrescente. Esta curva é chamada de curva de duração de carga e tem como características ser mais suave do que a original, além de ser monótona. Um exemplo é mostrado na figura 2.3 (relativa à curva de carga mostrada na figura 2.2). Ela representa a relação entre os tempos nos quais a demanda total registrada no ponto de medição permanece igual ou superior a um determinado nível.

Há vários estudos em que a curva de duração de carga se presta perfeitamente. Exemplo destes, é o cálculo da energia e das perdas de energia, ou os estudos que tem estes cálculos por base. Por conveniência, a curva de duração de carga é expressa de forma simplificada através de uma função degrau. Ela é usualmente aproximada por uma função-escada de dois degraus correspondentes aos horários de pico e fora de pico (figura 2.3). Melhor aproximação se consegue tomando-se mais degraus, embora isso implique maior esforço computacional. O número de degraus ou de níveis é escolhido de acordo com a precisão dos resultados e a velocidade de processamento desejada [SOUZA et al., 2003a]. A função de determinado número de degraus que melhor se ajusta à curva de duração de carga é denominada de curva de duração de carga segmentada equivalente ou simplesmente curva de duração segmentada. No estudo de compensação reativa em redes

de distribuição pode-se utilizar a curva de duração segmentada para cálculo das perdas de potência e energia. Vale salientar que após a utilização da curva de duração segmentada para determinação da configuração de alocação, o programa de chaveamento dos bancos de capacitores é feita com base na curva de carga segmentada, onde se verifica o tempo exato em que o banco de capacitor deve ser chaveado.

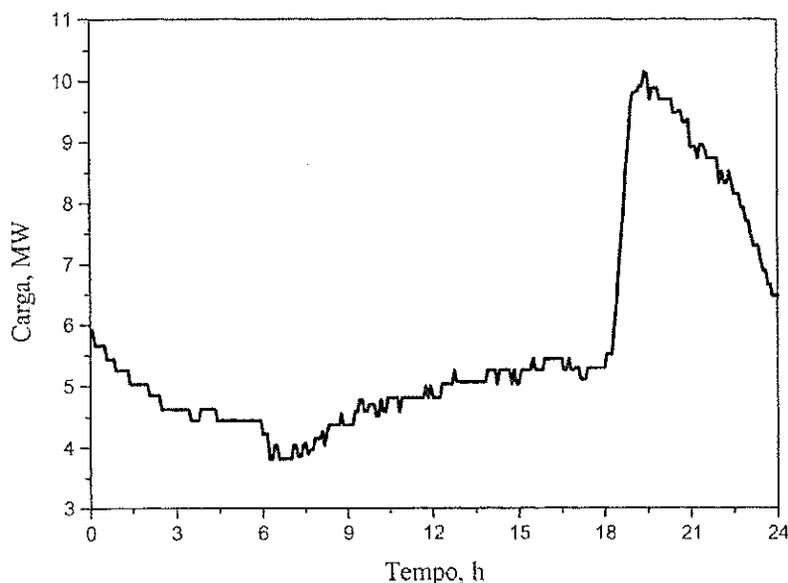


Figura 2.2. Exemplo de uma curva de carga.

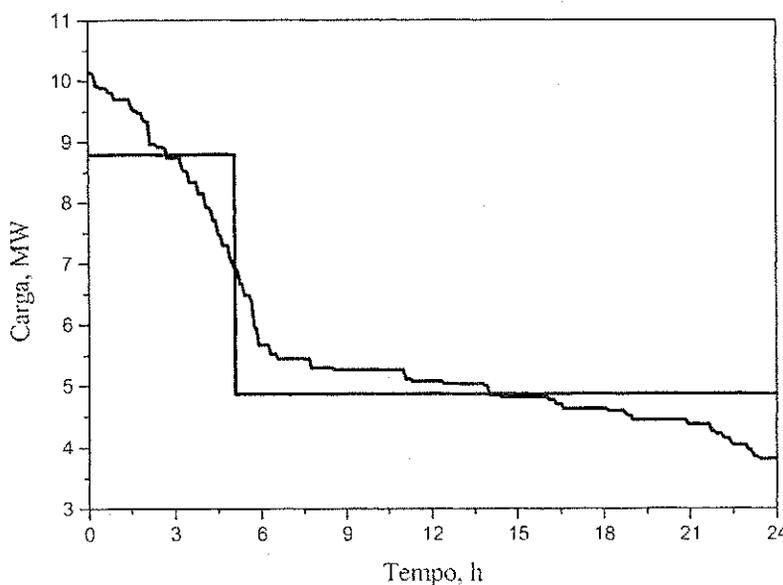


Figura 2.3. Curva de duração de carga associada à curva de carga da fig. 2.2 e sua segmentação em dois níveis.

Neste trabalho são estudados dois modelos de carga que são aplicados de acordo com a quantidade de informações disponíveis do sistema de distribuição. O primeiro modelo, que é o mais comum, considera as curvas de cargas de cada barra como tendo o mesmo perfil daquela que é medida na subestação pois geralmente são as únicas medições disponíveis. Algumas vezes se têm também curvas de carga de uma ou outra barra mais importante do alimentador. Na prática considera-se que o alimentador tem fator de diversidade 1, o que significa dizer que as cargas têm curvas de demanda da mesma forma (a mesma da subestação) mudando apenas de escala. Essa hipótese não repercute sobre o resultado final de modo significativo quando o número de cargas é grande e a área de influência é homogênea [GÖNEN, 1986]. FERREIRA et al. [2002] determina o programa ótimo de controle dos bancos de capacitores chaveados, baseando-se nesse modelo. Esta hipótese simplificadora não leva em conta que em um sistema de distribuição pode-se encontrar grande diversidade de carga, com diferentes formas de curvas de cargas diária. Essa simplificação pode algumas vezes adulterar significativamente os resultados de estudos de planejamento e principalmente de operação, quando a decisão de como chavear os bancos de capacitores pode não ser suficientemente exata.

O segundo modelo de carga utilizado contorna esse problema utilizando as curvas típicas de carga de cada consumidor (residencial, comercial e industrial), definidas através do registro de perfis de cargas de consumidores conhecidos [JARDINI et al, 2000]. Baseados nessas medições, as curvas de cargas obtidas são agrupadas por tipo de consumidor e processadas estatisticamente para se definir a curva típica de cada um deles. A soma das curvas típicas de carga de cada consumidor suprido por uma barra é utilizada na determinação ótima dos valores dos bancos de capacitores, na localização física de sua instalação e no chaveamento [ALVES et al, 2004]. Na utilização deste segundo modelo de carga é imprescindível um grande volume de informações sobre o sistema de distribuição e seus consumidores.

2.3 Compensação Reativa

O fator de potência geralmente é baixo nos sistemas de distribuição quando não se tem compensação reativa. As principais conseqüências disso são: aumento das perdas de energia e de pico de potência ativa, queda de tensão e má utilização da capacidade

instalada, o que pode exigir maiores investimentos na geração, transmissão e na própria distribuição.

Um dos meios mais eficientes de se reduzir as perdas no sistema de distribuição é a compensação reativa através da aplicação de capacitores em derivação na média tensão como é esquematizado na figura 2.4. Sem dúvida, a localização mais adequada do capacitor é na carga que se deve compensar. Os grandes e médios consumidores industriais são responsabilizados pela compensação reativa das suas cargas, e por isso, precisam instalar bancos junto às cargas a fim de evitar fatores de potência baixos. Resta às concessionárias de energia elétrica compensar as cargas dos pequenos consumidores e complementar a compensação dos consumidores médios.

O planejamento da compensação reativa consiste na determinação da capacidade, localização e tempo de operação ótimo dos bancos de capacitores para maximizar a redução de perdas e conseqüentemente a economia líquida [NG et al., 2000a]. A alocação dos bancos de capacitores fixos ou chaveados é determinada em função das curvas de carga ou das curvas de duração de carga, dos custos das perdas e dos custos dos capacitores.

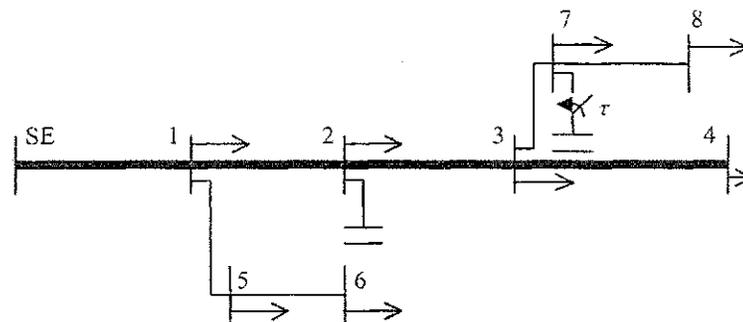


Figura 2.4. Alimentador radial com banco fixo na barra 2 e chaveado em τ na barra 7.

Os capacitores fixos são instalados no sistema de distribuição de energia elétrica para operarem permanentemente durante todo o ciclo de carga, de modo a compensar o nível de carga reativa leve, enquanto que capacitores chaveados são programados para operar em intervalos regulares, de modo a complementar à compensação dos capacitores fixos até o nível máximo de carga reativa. Os capacitores chaveados podem ser controlados por tensão, tempo, corrente e tensão ou por tempo e tensão. Na alocação de reativos, o

chaveamento automático geralmente é controlado exclusivamente pelo tempo de acordo com um horário de operação pré-estabelecido, independentemente da sua localização ao longo do alimentador. A unidade admite programações diárias ou semanais, o que facilita o uso de curvas diferentes para dias úteis e de fim de semana ou feriados. Seu uso também pode evitar a utilização de reguladores de tensão.

Os principais benefícios econômicos obtidos com a compensação reativa são:

- Redução das perdas de energia e de potência ativa. As perdas de energia e de pico de potência ativa que ocorrem nos alimentadores primários são proporcionais ao quadrado da corrente total. Quando um capacitor é instalado em derivação, a componente reativa da corrente total é reduzida e conseqüentemente, as perdas no alimentador também são reduzidas.
- Melhoria do perfil de tensão do alimentador. Desde que o capacitor instalado junto a uma carga do alimentador reduz a corrente reativa neste ponto, a queda de tensão será reduzida proporcionalmente ao produto da corrente do capacitor pela reatância do trecho do alimentador onde está situada a carga. O banco de capacitor também terá efeito a montante do ponto de instalação.
- Liberação da capacidade instalada no alimentador. A capacidade de um alimentador pode ser limitada por tensão ou pela temperatura. Nos alimentadores aéreos, o limite de tensão é geralmente alcançado primeiro. Quando um banco de capacitor é instalado ocorre uma redução da potência reativa, liberando então parte da potência instalada para suprir novas cargas no alimentador. Dessa forma adiam-se investimentos na geração de energia elétrica ou na reforma do alimentador.

Normalmente os bancos de capacitores têm capacidade que são múltiplos inteiros de uma unidade padrão (50, 150 ou 300 kvar. por exemplo). Por outro lado, os pontos de instalação possíveis são as barras do alimentador e, portanto, também formam um conjunto finito. Assim, o problema é notadamente de otimização combinatória, cuja função objetivo, que contabiliza a economia líquida anual, pode ser expressa do seguinte modo, considerando a curva de duração de carga segmentada em m níveis:

$$f(b) = k_p \Delta P_m(b) + \sum_{i=1}^m \Delta P_i(b) k e_i \Delta t_i - CA_f(b) - CA_c(b), \quad (2.1)$$

$$CA_f(b) = \frac{j(n_f(b) k_f(b))}{1 - \left(\frac{1}{(1+j)^a} \right)}, \quad (2.2)$$

$$CA_c(b) = \frac{j(n_c(b) k_c(b))}{1 - \left(\frac{1}{(1+j)^a} \right)}, \quad (2.3)$$

sendo,

b um conjunto de parâmetros que definem os pontos de instalação e os controles dos bancos de capacitores;

k_p o custo da perda de potência de pico em \$/kW;

m níveis de carga em que a curva de duração é segmentada;

i nível de carga da mais leve até o pico; $i=1\dots m$;

ke_i o custo da perda de energia em cada nível ($i=1\dots m$) em \$/kWh;

k_f o custo do banco de capacitores fixos (\$/kvar) que pode agregar os custos do capital, de mão de obra, peças e acessórios;

k_c o custo do banco de capacitores chaveados (\$/kvar) que pode agregar os custos do capital, de mão de obra, peças e acessórios;

ΔP_i a redução de perdas de potência em cada nível ($i=1\dots m$), em kW;

Δt_i duração anual de cada nível de carga ($i=1\dots m$), em horas;

CA_f custo anual dos bancos de capacitores fixos (\$);

CA_c custo anual dos bancos de capacitores chaveados (\$);

n_f capacidade total dos bancos de capacitores fixos;

n_c capacidade total dos bancos de capacitores chaveados;

- j taxa de juro anual para cálculo de amortização;
- a horizonte de anos para amortização dos bancos de capacitores.

As equações (2.2) e (2.3) definem o valor anual dos custos dos capacitores fixos e chaveados, respectivamente, levando-se em conta um prazo de amortização do equipamento (a) e uma taxa de juros anual fixa (j) [WHITE et al, 1998]. O cálculo da equação (2.1) dentro de um horizonte de planejamento (mais de um ano) é feito ano a ano, visto que geralmente nesse estudo considera-se um aumento anual da carga prevista.

Uma solução qualquer do problema (não necessariamente ótima) é definida por um conjunto de valores, b , correspondentes à localização e capacidade dos bancos ligados durante o tempo correspondente à duração de carga de cada nível.

A solução de interesse é aquela para a qual o valor de f expresso pela equação (2.1) seja máximo, sujeito às restrições do número máximo de bancos de capacitores instalados e de tensão, ou seja, as tensões de barra devem ficar numa faixa de valores aceitáveis.

A equação (2.1) é a forma geral de se expressar as perdas de energia e de potência. Existem outros tipos de perdas técnicas no alimentador, como mostrado em OLIVEIRA et al [2001] que não serão abordados neste trabalho. A equação dada pode ser empregada das duas formas mostradas a seguir, sendo que ambas são equivalentes:

- (i) Diferenciando-se os valores de ke_i conforme o nível de carga, de modo que esses índices também agregam os custos das perdas de potência. Neste caso k_p é dispensável;
- (ii) Considerando ke_i com valor único para todos os níveis de carga e valorando o custo das perdas de potência de pico, mediante utilização de k_p .

2.4 Fluxo de Carga

As perdas de energia são a integralização das perdas de potência, as quais são determinadas normalmente mediante o cálculo de fluxo de carga no alimentador. Dentre os vários métodos computacionais de fluxo de carga, se optou pelo método da soma de potência. Ele é bastante utilizado em sistemas de distribuição radiais, pois é veloz e

apresenta boa convergência, mesmo em caso de sobrecargas do sistema [RUDNICK e MUNOZ, 1990]. A formulação matemática desse método é feita da seguinte forma [DAS et al., 1995]:

Considere um trecho qualquer de um alimentador radial (Fig 2.5).

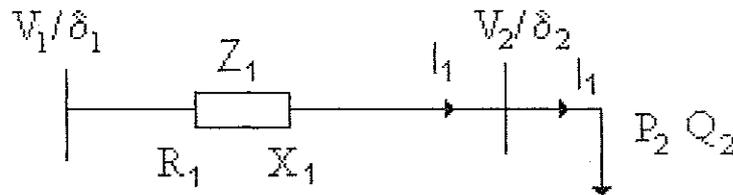


Figura 2.5. Um trecho do alimentador.

Da Figura 2.5, temos as seguintes equações:

$$I_1 = \frac{V_1 - V_2}{Z_1}, \quad (2.4)$$

$$I_1 = \frac{S_2^*}{V_2^*}, \quad (2.5)$$

Substituindo (2.4) em (2.5) temos:

$$\frac{S_2^*}{V_2^*} = \frac{V_1 - V_2}{Z_1}$$

$$S_2^* Z_1 = V_1 V_2^* - |V_2|^2$$

Transformando para a forma retangular e separando parte real e parte imaginária:

$$P_2 R_1 + Q_2 X_1 + |V_2|^2 = |V_1| |V_2| \cos(\delta_1 - \delta_2), \quad (2.6)$$

$$P_2 X_1 - Q_2 R_1 = |V_1| |V_2| \sin(\delta_1 - \delta_2), \quad (2.7)$$

Elevando ao quadrado e somando as equações (2.6) e (2.7):

$$|V_2|^4 + 2[P_2 R_1 + Q_2 X_1 - 0.5|V_1|^2]|V_2|^2 + (R_1^2 + X_1^2)(P_2^2 + Q_2^2) = 0, \quad (2.8)$$

Ela pode ser escrita de maneira mais conveniente como:

$$V^4 + 2AV^2 + C = 0, \quad (2.9)$$

Definindo-se:

$$A(j) = P(m2) * R(j) + Q(m2) * X(j) - 0.5 * |V(m1)|^2, \quad (2.10)$$

$$C(j) = (R^2(j) + X^2(j)) * (P^2(m2) + Q^2(m2)), \quad (2.11)$$

$$B(j) = \sqrt{A^2(j) - C(j)}, \quad (2.12)$$

j é o número do ramo, $m1$ e $m2$ são os nós iniciais e finais, respectivamente.

Desse modo a solução é:

$$|V(m2)| = \sqrt{B(j) - A(j)}, \quad (2.13)$$

De acordo com DAS *et al* (1995) as perdas de potência são dadas por:

$$LP(j) = \frac{R(j) [P^2(m2) + Q^2(m2)]}{|V(m2)|^2}, \quad (2.14)$$

$$LQ(j) = \frac{X(j)LP(j)}{R(j)}, \quad (2.15)$$

De acordo com a formulação acima, a tensão da barra final num trecho qualquer, V_2 , de um alimentador radial, pode ser determinada, conhecendo-se a tensão V_1 , no trecho antecedente, através do seguinte algoritmo básico:

1. Inicialmente, considerar nulas as perdas ativas e reativas no alimentador.
2. Realizar o somatório das potências e perdas elétricas para cada ramo a partir das barras terminais até o nó fonte;
3. Partindo do nó fonte em direção as barras terminais, calcular uma estimativa das tensões nodais em cada barra do sistema (equação 2.13).
4. Utilizando as tensões obtidas no passo 3 calcular uma estimativa das perdas nos ramos (equações 2.14 e 2.15).
5. Repetir os passos 2 a 4 enquanto houver variação significativa nas perdas totais do alimentador.

Revisão bibliográfica

Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica dos métodos de solução do problema de compensação reativa em redes de distribuição radiais.

3.1 Introdução

O problema de alocação de capacitores em redes de distribuição para a diminuição das perdas vem sendo estudado há várias décadas. CUTTINO [1944], um dos trabalhos pioneiros, destaca o uso de capacitores chaveados e seus benefícios na compensação reativa, comparando dois tipos de controle automáticos: por tensão e por corrente. Atualmente esse problema está sendo resolvido utilizando-se técnicas elaboradas de otimização, como faz, por exemplo, EL-KEIB et al. [2000] que aplica um algoritmo de busca gráfica para alocação de capacitores fixos e chaveados em redes de distribuição.

O problema de alocação de reativos envolve o dimensionamento, a localização, a programação e a determinação do número de bancos de capacitores que devem ser instalados, de tal modo que o máximo benefício seja alcançado enquanto todas as condições normais de operação do sistema de distribuição são satisfeitas nos diferentes níveis de cargas. Além da redução de perdas, existem outros fatores que podem ser levados em conta, tais como: quantidade de kVA instalada a ser liberada, grau de melhoria do perfil de tensão que se deseja, o modelo de carga e sua dependência com a tensão e o tempo, coordenação com reguladores de tensão, o grau de conhecimento que se tem dos

dados do sistema que se quer estudar, etc. Percebe-se então que não é um problema simples, visto o número de variáveis que influenciam sua solução.

Diversos métodos de otimização se aplicam à compensação reativa. Segundo NG et al. [2000a] esses métodos são de quatro classes: métodos analíticos, métodos de programação matemática, métodos heurísticos e métodos meta-heurísticos.

3.2 Métodos Analíticos

Os métodos analíticos são os primeiros a serem utilizados na resolução do problema de alocação ótima de capacitores e são desenvolvidos quando os recursos computacionais ainda não estão facilmente disponíveis. Eles baseiam-se em cálculos analíticos para determinar o máximo de economia que se pode obter com a alocação dos capacitores. Apesar de soluções possíveis serem obtidas, esses métodos funcionam com modelos de alimentadores e carga muito simplistas, o que compromete bastante os seus resultados. A maioria desses métodos são baseados na regra dos dois terços, ou seja, a alocação do banco de capacitor é feita a $2/3$ do comprimento do alimentador, que a rigor é o ponto ótimo apenas quando a carga é contínua e uniformemente distribuída. Os métodos analíticos geralmente consideram somente alimentadores sem ramais e de perfil plano de tensão.

COOK [1959 e 1961] apresenta uma teoria básica e algumas ferramentas para o estudo analítico e numérico da aplicação de capacitores em derivação fixos ou chaveados com propósito de liberação da capacidade instalada e de redução de perdas. A teoria é baseada em equações escritas para um alimentador equivalente com carga uniforme, que tenha as mesmas perdas de energia e de potência que o alimentador original. As ferramentas são relativamente sofisticadas, considerando os recursos computacionais da época. Ele determina o número, a capacidade e a localização dos capacitores, bem como a economia líquida obtida com a aplicação destes. O tempo de chaveamento é tratado como uma variável independente e determinado pela análise da curva de duração de carga. As variáveis do problema são contínuas.

SCHMILL [1965] deduz expressões dos valores ótimos de alocação, capacidade e controle dos bancos de capacitores em alimentadores com cargas e resistência uniformemente distribuídas, bem como para alimentadores com cargas discretas e

resistência não uniforme. Uma das variáveis é sempre fixada (por exemplo, o módulo do banco de capacitores) para determinação dos outros valores, restringindo-se assim os resultados a possíveis ótimos locais. Para alocação de vários bancos o processo se torna exaustivo, pois as matrizes utilizadas nos cálculos crescem bastante. Os custos dos bancos são inclusos na fase de planejamento e os capacitores chaveados são programados para atuarem simultaneamente.

LEE e GRAINGER [1981] utilizam um modelo de alimentador mais sofisticado. Eles formulam o problema de otimização considerando a localização e dimensionamento dos bancos de capacitores fixos e chaveados como variáveis contínuas. O chaveamento dos bancos é simultâneo, ou seja, todos eles são chaveados ao mesmo tempo. O artigo representa um alimentador físico equilibrado com variação nas bitolas dos condutores e com carga não necessariamente uniforme ou concentrada através de um alimentador equivalente uniforme normalizado. Tem-se a introdução do conceito de *função de distribuição de corrente*, obtida através das correntes de carga e suas distribuições espaciais. O problema de otimização é tratado como três subproblemas:

- Determinação da capacidade dos bancos de capacitores fixos e chaveados utilizando localização e tempos de operação já especificados;
- Localização de cada banco utilizando a capacidade e tempos de operação já especificados;
- Determinação dos tempos de operação das unidades chaveadas utilizando a capacidade e localização já especificada.

Estes subproblemas se relacionam através de um processo iterativo em que estimativas iniciais são feitas e o programa interage com os três módulos até alcançar a convergência.

3.3 Métodos de Programação Matemática

Com uma maior disponibilidade de computadores e possibilidade de se utilizar cada vez mais memória, métodos de programação matemática são desenvolvidos e aplicados. Esses métodos são técnicas interativas usadas para maximizar ou minimizar uma função objetivo, levando em conta as restrições pertinentes ao problema. Na alocação de bancos

de capacitores a função objetivo geralmente é a função economia e o número, localização, tipo e programa de chaveamento dos bancos são as variáveis. A tensão nas barras e a corrente máxima no alimentador são restrições da otimização. Os métodos de programação matemática permitem que funções objetivo mais elaboradas sejam empregadas. Assim, o custo dos bancos pode ser variável, o alimentador pode conter ramais, as capacidades dos bancos podem ser variáveis discretas e as suas localizações também podem ser discretizadas de tal forma que coincidam com as barras do alimentador.

Os métodos de programação matemática são mais adequados que os métodos analíticos para resolver o problema da compensação reativa, pois têm a vantagem de poder considerar discretos os pontos de instalação e a capacidade dos bancos de capacitores. Como principal desvantagem, os valores ótimos encontrados geralmente são meros ótimos locais.

DURAN [1968] é o primeiro a empregar uma rotina computacional para resolver o problema de alocação de capacitores. Ele emprega a *técnica de programação dinâmica* para solucionar o problema de otimização, considerando a capacidade do banco como uma variável discreta e as cargas concentradas nas barras. Numa formulação simples, ele considera a redução das perdas de energia, mas não avalia perdas de pico de potência em separado. O custo dos bancos é determinado em função da capacidade do banco. Ele trabalha apenas com bancos de capacitores fixos, utilizando o perfil plano de tensão e alimentadores sem ramais.

BARAN e WU [1989] empregam programação inteira mista para resolver, além dos problemas da localização e do dimensionamento, o problema do controle de bancos chaveados. A função objetivo inclui a redução das perdas de energia e do pico de potência e os custos dos bancos instalados. No cálculo do fluxo de carga utiliza-se a curva de duração de carga segmentada do alimentador. As tensões de barra são usadas como restrição e o alimentador pode ter ramais. O problema é decomposto em duas etapas. Na primeira etapa aplica-se uma programação inteira e determina-se o número e o local de alocação dos bancos. Na segunda etapa são determinados o tipo dos capacitores (fixo ou chaveado) e suas capacidades.

PENHA [1991] estende e modifica a metodologia usada por GRAINGER et al. [1982] e a aplica a alimentadores com ramais, empregando o modelo estrutural de

alimentador com ramais definido por HAPP [1980]. Ele usa uma programação não linear considerando a posição de alocação como uma variável discreta e o valor dos bancos como uma variável contínua. A curva de duração de carga é utilizada para determinação das perdas no alimentador.

3.4 Métodos Heurísticos

Os métodos heurísticos são baseados em regras desenvolvidas pela intuição, experiência e julgamento. As regras heurísticas produzem estratégias rápidas e práticas que podem encontrar a solução ótima global ou um valor muito próximo dela.

ABDEL-SALAM et al. [1994] emprega conhecimentos heurísticos para determinar as barras com maior potencial para instalação de bancos de capacitores. Ele identifica o trecho em que ocorre a maior perda de potência e a barra associada é escolhida para instalação dos bancos de capacitores. A dimensão desses bancos é determinada de modo que as perdas de potência sejam minimizadas em função da corrente reativa da barra escolhida (as correntes das outras barras são consideradas constantes). A diferença entre a corrente encontrada neste processo e a corrente real na barra, determina o valor da corrente capacitiva que deve ser injetada. O banco que produz uma corrente próxima desta é então utilizado. Os bancos são múltiplos de módulos pré-estabelecidos. A curva de carga diária é modelada utilizando uma curva base, que é levantada na subestação. Nessa curva são aplicados fatores de cargas que levam em conta o tipo de consumidor suprido por cada barra. Na determinação da curva anual utilizam-se fatores que distinguem a carga leve e de pico em dia útil, em fim de semana e em cada estação do ano. Os bancos chaveados são otimizados com uma programação semanal (dia útil e fim de semana) e trimestral (as quatro estações do ano), de acordo com a curva de carga anual. O alimentador considerado pode ter ramais.

CRIS et al. [1997] aplica método heurístico para determinar o ponto de instalação e a capacidade ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição. Pela heurística proposta um pequeno número de barras é selecionado para instalação de bancos. O critério de seleção é que a barra escolhida seja tal que a sua corrente reativa produza maior impacto sobre as perdas de potência do sistema. Segundo os autores a técnica pode ser

aplicada a sistemas de distribuição de grande porte e implementados em tempo real devido a sua rapidez de processamento. A capacidade ótima dos bancos é determinada maximizando uma função aproximada da economia. Após a instalação do banco, o perfil de tensão tem de atender as restrições de tensão consideradas, que neste caso são: $\pm 3\%$ em áreas urbanas e $\pm 6\%$ em áreas rurais. Caso esses valores não sejam respeitados o banco de capacitor é removido e uma outra barra é então escolhida para que o processo se repita. Utiliza-se uma curva de duração de carga segmentada em três níveis e somente bancos de capacitores fixos são instalados.

3.5 Métodos Meta-Heurísticos

Muitos métodos de otimização meta-heurísticos estão recentemente sendo usados em sistemas de potencia. Em especial, os *Algoritmos Genéticos* [KAGAN e OLIVEIRA, 1998], *Têmpera Simulada* [ANANTHAPADMANADHA et al, 1996], *Redes Neurais* [SANTOSO e TAN, 1990] e *Lógica Difusa* [EKEL et al, 1998] têm sido utilizados no problema de alocação de reativos. Esses métodos geralmente buscam simular faculdades naturais de inteligência, como o funcionamento do cérebro humano simulado nas redes neurais artificiais e na lógica difusa, o processo de reprodução e evolução das espécies simulado nos algoritmos genéticos, as relações sociais entre indivíduos simulado na busca tabu, o fenômeno termodinâmico segundo o qual os metais temperados são produzidos, aplicado no método da têmpera simulada, entre outros.

A têmpera simulada (*simulated annealing*) é um método iterativo inspirado no processo termodinâmico usado para aumentar a rigidez e consistência dos metais. Para se obter um material temperado, a matéria prima é aquecida a uma temperatura elevada e lentamente esfriada em um intervalo de tempo programado para alcançar uma estrutura molecular interna desejada. Na alta temperatura, as partículas internas se arranjam aleatoriamente devido à energia calorífica. Quando o material é esfriado, as partículas se organizam numa estrutura de energia interna mínima. Esse processo de minimização da energia interna foi tomado por KIRKPATRICK et al. [1983] como um modelo de processo de otimização ao conceber o método da têmpera simulada.

ANANTHAPADMANADHA et al. [1996] determina a solução ótima do problema da compensação reativa utilizando t mpera simulada. A estimativa inicial da localiza o e capacidade dos bancos   determinada usando um controle volt/var no qual atrav s de um c lculo iterativo de fluxo de carga, a pot ncia reativa vista nas barras   adequada de acordo com um perfil de tens o pr -estabelecido. A compara o entre a nova pot ncia reativa e a pot ncia reativa original vista nas barras determina o n mero de bancos de capacitores e suas localiza es que s o utilizados na estimativa inicial. Esses valores s o determinados da seguinte forma:

- Calcula-se o fluxo de carga e os m dulos e  ngulos das tens es do alimentador com os valores de P e Q dispon veis (inicialmente s o os valores originais do alimentador);
- Preserva os  ngulos e modifica as amplitudes das tens es de acordo com o perfil de tens o pr -definido;
- Calculam-se as novas pot ncias reativas nas barras com base nos novos valores de tens o;
- Repetem-se os passos anteriores at  que a diferen a entre os  ngulos da tens o atual e do passo anterior esteja dentro de uma toler ncia.

Com base nos valores encontrados nesse processo s o inseridos perturba es, chamadas de movimentos que podem ser de adi o, subtra o, multiplica o ou deslocamento. A solu o modificada com o movimento   aceita diretamente se houver redu o dos custos, sen o gera-se um n mero aleat rio denominado fator Boltzman. Dependendo do seu valor o movimento   aceito ou rejeitado.

A busca tabu   um m todo de otimiza o iterativo que come a de alguma solu o inicial vi vel e evolui para uma solu o melhor atrav s de um processo de explora o das vizinhan as. Os movimentos passados, isto  , as dire es seguidas na explora o, s o memorizadas e classificadas como tabu (resultados ruins) e desej vel (bons resultados). Esses dados s o denominados de lista tabu e com base nela se toma   decis o de quantos e que movimentos devem ser feitos.

HUANG et al. [1996] aplica busca tabu no problema da compensação reativa considerando uma curva de duração segmentada em três níveis. A alocação dos bancos de capacitores é feita considerando um horizonte de planejamento de 10 anos. A redução das perdas de energia e os custos dos bancos compõem a função objetivo. Inicialmente as barras terminais dos trechos que tenham as perdas de potências mais elevadas são selecionadas para serem utilizadas na busca tabu. Dessa forma se consegue diminuir o espaço de busca. Utilizam-se bancos de capacitores fixos e chaveados na solução ótima.

A rede neural artificial é a conexão de neurônios artificiais que simulam o sistema nervoso do cérebro humano. Essas redes são usadas para mapear relações não lineares das entradas e saídas de um sistema. Uma rede neural artificial típica consiste de uma camada de entrada e outra de saída, além de uma ou mais camadas intermediárias, ou escondidas. Essas camadas intermediárias servem para ajustar e transferir as informações da camada de entrada para a de saída. A rede neural artificial recebe os dados de entrada e minimiza a diferença entre as saídas já conhecidas e a saída gerada. As relações entre as entradas e saídas são mantidas através de funções pesos. As saídas podem ser ajustadas pela rede, contanto que haja bastante camadas escondidas e nós para codificar esses ajustes e dados para treinar a rede. Uma vez treinada, ela pode rapidamente prover a saída associada a uma dada entrada.

SANTOSO e TAN [1990] utilizam uma rede neural artificial para minimizar as perdas. Eles determinam em dois estágios o controle ótimo em tempo real de bancos de capacitores chaveados já existentes em uma rede de distribuição. Os dados de entrada são obtidos em tempo real diretamente de algumas barras. O controle ótimo é rápido, pois não envolve um procedimento iterativo. O primeiro estágio prever o perfil da carga de um conjunto de dados obtidos através da medição direta em certas barras do alimentador. A segunda parte seleciona o controle ótimo dos bancos com base no perfil de carga obtido na primeira parte. O algoritmo é dividido em dois estágios para reduzir o erro causado pelo elevado grau de não linearidade do problema.

A lógica difusa permite traduzir conhecimentos heurísticos sobre um determinado problema em uma representação computacional, através de uma base de conhecimento especialista do problema e de regras que definem as tomadas de decisão. Desde que foi proposta por ZADEH [1965] tem sido bastante aplicada em diversas áreas do

conhecimento para resolver principalmente problemas de controle, classificação e modelagem.

NG et al. [2000b] utiliza lógica difusa na alocação ótima de bancos de capacitores fixos em alimentadores radiais com ramais. Os valores dos bancos são múltiplos de um módulo pré-definido. Eles utilizam as tensões de barra, em por-unidade da tensão da subestação, e um índice de redução das perdas de potência, em por-unidade do maior índice encontrado, para determinar que barras têm maior sensibilidade à instalação de bancos de capacitores. O índice de redução das perdas de potência da barra é a redução de potência que ocorre quando a corrente reativa nesta barra é anulada. Esse índice é determinado por cálculo analítico usando uma expressão simplificada. Funções de relacionamento são definidas para cada uma dessas variáveis e seus valores são divididos em cinco intervalos ou regiões: tensão ou índice de redução baixo, médio-baixo, médio, médio-alto e alto. Uma função de relacionamento de saída é definida contendo também cinco regiões que mostram o grau de sensibilidade de cada barra à instalação de banco de capacitores. Com base nas duas funções de relacionamento de entrada e de uma matriz de decisão, cada barra tem a sua representação dentro de uma das regiões da função de saída. O índice de sensibilidade de valor real entre 0 e 1, de cada barra é então calculado usando um processo estocástico chamado de defuzificação. A barra com melhor índice é então escolhida para alocação. A capacidade do banco é determinada maximizando a equação de economia em função do seu valor. Depois do banco instalado o processo se repete até que a economia máxima sobre o alimentador seja obtida.

Os algoritmos genéticos são inspirados na evolução das espécies, segundo a teoria de Darwin, que desenvolvem uma série de buscas com o objetivo de encontrar o cromossomo mais forte e mais adaptado ao ambiente em que se encontra. O melhor conjunto de genes é selecionado através de cruzamentos e mutações de outros. Os algoritmos genéticos são simples, robustos, flexíveis e capazes de localizar a solução ótima global. Eles são particularmente úteis na solução de problemas em que outras técnicas de otimização apresentam dificuldades [GOLDBERG, 1989]. Sua principal desvantagem é o elevado tempo de processamento. DORNELLAS e FALCÃO [1996], MENDES et al. [2002] e SOUZA et al. [2002] aplicam algoritmos genéticos para redução de perdas em redes de distribuição. PEREIRA e MURARI [1998] faz uma descrição dos conceitos básicos desses

algoritmos, além de analisar a sua potencialidade para tratar dos problemas de distribuição de energia elétrica. Mostra também a facilidade dos algoritmos genéticos em interagir com outras técnicas de tal forma a viabilizar uma ferramenta computacional mais elaborada para enfrentar os desafios do planejamento e da operação. LEVITIN et al. [2000] utiliza um algoritmo genético na alocação de reativos em conjunto com uma técnica de cálculo da perda de energia. CHIANG e MIU [1997] utilizam para alocação de reativos uma rotina em dois estágios, sendo o primeiro um algoritmo genético.

FERREIRA et al. [2002] utiliza algoritmos genéticos para dimensionamento, alocação e controle de bancos de capacitores em alimentadores radiais com ramais. Eles utilizam uma curva de duração de carga segmentada em três níveis. Um módulo básico de banco de capacitor de 100 kvar é considerado tanto para unidades fixas quanto chaveadas. Dois tipos de cromossomos decimais são apresentados. O primeiro de comprimento igual a três vezes o número de barras do alimentador. Nos três primeiros genes, associados à primeira barra estão contidos as informações de quantos módulos do banco são fixos, quantos são chaveados no nível intermediário e de pico, nesta ordem. A formação do segundo cromossomo é precedida de uma busca para definir a quantidade ideal de barras nas quais os bancos podem ser instalados. O cromossomo tem então a dimensão de quatro vezes este número. Um grupo de quatro genes é associada a uma barra da seguinte forma: o primeiro gene identifica qual é a barra onde são alocados os bancos. E os outros três têm a mesma função dos genes do primeiro cromossomo. O algoritmo cria uma população inicial de cromossomos sadios e realiza cruzamentos e mutações buscando manter as melhores características de cada indivíduo em gerações futuras. Esse processo ocorre até que toda a população se torne homogênea ou até um número limite de gerações. Um cromossomo sadio é o código de uma solução possível. Considera-se uma população homogênea quando todos ou a grande maioria dos seus indivíduos são idênticos.

Cada uma dessas técnicas tem seus méritos e limitações. De acordo com a forma que foram idealizadas elas possuem características que são mais adequadas para determinadas aplicações. É natural que se busque unir as boas características de alguns desses métodos para se ter resultados melhores, do que quando estes são aplicados isoladamente. Os sistemas híbridos procuram explorar as características mais favoráveis de cada método para produzir um algoritmo de otimização de melhor desempenho.

Lógica Difusa e Algoritmos Microgenéticos

Neste capítulo se faz uma revisão mais detalhada dos métodos nos quais se fundamenta o algoritmo proposto.

4.1 *Lógica Difusa*

Em problemas reais de planejamento, operação e controle dos sistemas de potência existem muitas incertezas e variações devidas ao seu tamanho, complexidade e eventos inesperados. Estes fatos produzem limitações que dificultam o tratamento do problema mediante uma formulação matemática estrita. Embora muitas técnicas meta-heurísticas sejam empregadas na solução de problemas do sistema de potência, a lógica difusa é a única destas técnicas que pode lidar com imprecisões e variações vistas no sistema. Ela permite uma representação computacional dos conhecimentos heurísticos sobre determinado problema [ROSS, 1995]. Desde que foi proposta por ZADEH [1965] tem sido bastante aplicada em diversas áreas do conhecimento para resolver principalmente problemas de controle, classificação e de modelagem. Na área de sistemas de potência, foi aplicada por HUANG [1992] em estudo de estabilidade, por DELBEM et al. [2000] para resolver o problema do restabelecimento do fornecimento de energia elétrica, por NG et al. [2000b] e ALVES et al. [2002] para compensação reativa em redes de distribuição, entre outros. A lógica difusa também tem mostrado bons resultados quando combinada com algoritmos genéticos [SU et al., 2001; HERRERA e LOZANO, 2001].

4.1.1 Incertezas e Imprecisões

Incertezas e imprecisões são largamente encontradas em problemas de engenharia. A seguir são mostrados alguns exemplos:

- Mudança das condições de operação do sistema de potência, tais como mudança de carga, de geração ou na topologia do sistema;
- Variações de configuração do sistema de potência, tais como transposição de linhas ou compensação reativa em série;
- Ocorrência de diferentes distúrbios elétricos, inclusive curtos-circuitos e outros tipos de faltas;
- Inexatidão causada pelos transdutores usados nas medições de tensões ou correntes, além dos ruídos introduzidos no sistema por interferência eletromagnética;
- Informações incompletas e imprecisas inseridas pelo ser humano envolvido no planejamento, gerenciamento, operação e controle do sistema de potência.

Ao serem levadas em conta essas incertezas e imprecisões se consegue um modelo mais aperfeiçoado do sistema e o processo de otimização pode ter resultados mais realistas.

4.1.2 Conceitos Difusos nos Sistemas de Potência

Existem muitos conceitos difusos relacionados com sistema de potência. Por exemplo, um sistema é estável ou não estável, não há conceitos difusos a esse respeito, mas, se o sistema é estável, é necessário descrever o seu grau de estabilidade relativa, usando termos tais como, subamortecido, criticamente amortecido ou superamortecido. Se o sistema é instável, pode-se ter instabilidade dinâmica, instabilidade transitória, etc. Fica claro que o conceito “estabilidade” é bastante vago (difuso).

4.1.3 Teoria dos Conjuntos Difusos

A lógica difusa está interessada principalmente em definir e quantificar termos vagos que aparecem na linguagem natural. Na lógica difusa, esses termos são referidos como variáveis lingüísticas ou variáveis difusas. Por exemplo, na afirmação “a condição do

sistema de potência é estável”, “condição” é uma variável lingüística e seu valor é “estável”. O universo de diálogo de uma variável lingüística é a sua faixa de valores possíveis. O ponto fundamental da teoria dos conjuntos difusos é que são usadas variáveis lingüísticas que representam uma faixa de valores, ao invés de uma variável com valor único para representar os conceitos imprecisos do problema.

4.1.4 Função de Relacionamento Difusa

À luz da teoria convencional, o mundo é visto em preto e branco, ou seja, só existem duas soluções possíveis. Por exemplo, nas teorias convencionais o seguinte enunciado “o sistema de potência é seguro” pode ter somente duas saídas: verdadeiro ou falso, usualmente representados por 1 ou 0. Pode-se escrever esses resultados através de uma função de relacionamento $f(x)$ em que $f(x)=1$ se $x \in A$ e $f(x)=0$ se $x \notin A$. O conjunto difuso é uma generalização natural da teoria convencional por permitir mais de dois valores para a função de relacionamento. As variáveis são divididas em níveis de verdade. Um conjunto difuso F definido em um universo de diálogo U é caracterizado por uma função de relacionamento $f(x)$ que pode assumir valores no intervalo $[0,1]$. A figura 4.1 ilustra claramente os dois tipos de função de relacionamento.

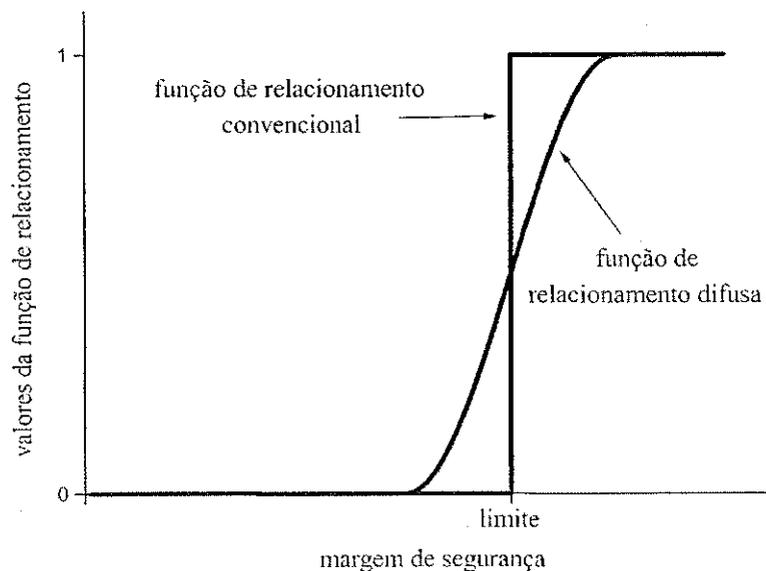


Figura 4.1. Função de relacionamento difusa versus convencional.

Nas aplicações de lógica difusa em engenharia as formas da função de relacionamento comumente usadas são triangular, trapezoidal e gaussiana. A função de

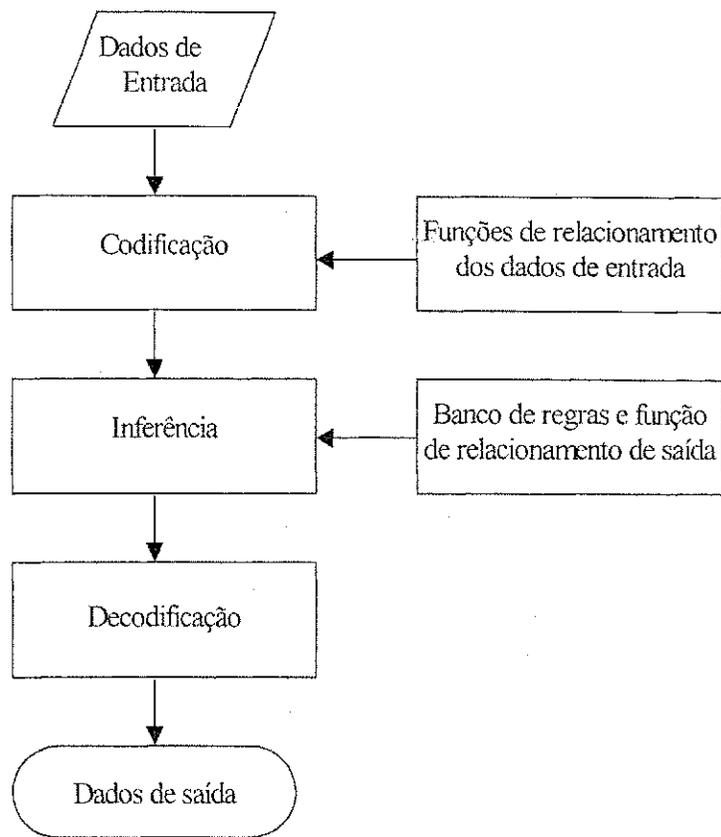


Figura 4.2. Esquema de um sistema de lógica difusa.

4.2.1 Codificador

A codificação, também chamada de fuzificação, é o processo que determina em que região da variável difusa está incluída a entrada. Esse processo envolve os seguintes passos:

- Leitura dos valores de entrada
- Normalização das entradas
- Aplicação da função de relacionamento previamente definida para converter os dados normalizados de entrada em variáveis lingüísticas.

Um exemplo hipotético é utilizado para melhor entendimento do desenvolvimento de um sistema difuso. Suponha-se que diariamente a bolsa de valores classifica seis investimentos por meio de dois índices normalizados: índice de risco da aplicação nos próximos 10 dias e o índice de rentabilidade diária. Os investimentos são: poupança, dólar, ouro, ações A, ações B e ações C. Funções de relacionamento mistas (triangular e

trapezoidal) para cada um dos índices são mostradas na figuras 4.3 e 4.4. Tais figuras são baseadas em um suposto conhecimento especialista de mercado. A normalização de uma variável é obtida geralmente dividindo todos os seus valores pelo maior encontrado dentro do conjunto. Neste caso os valores de entrada já são normalizados.

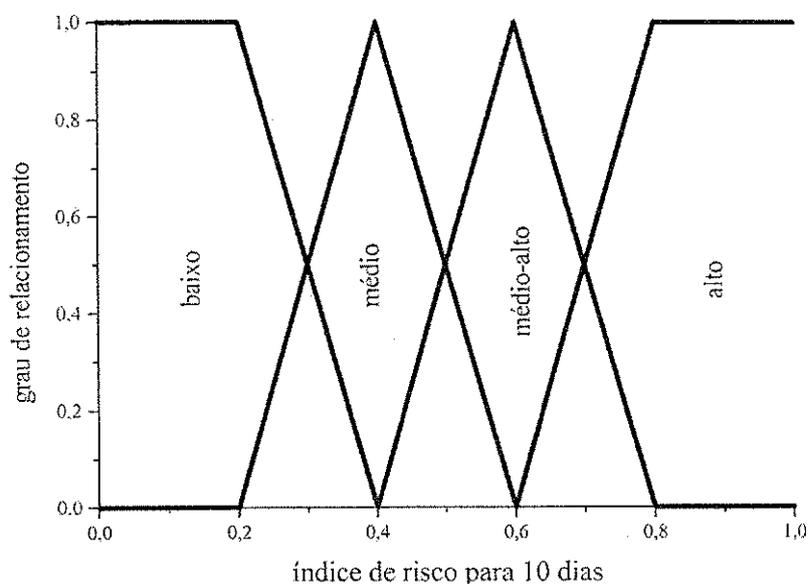


Figura 4.3. Função de relacionamento de entrada índice de risco para dez dias.

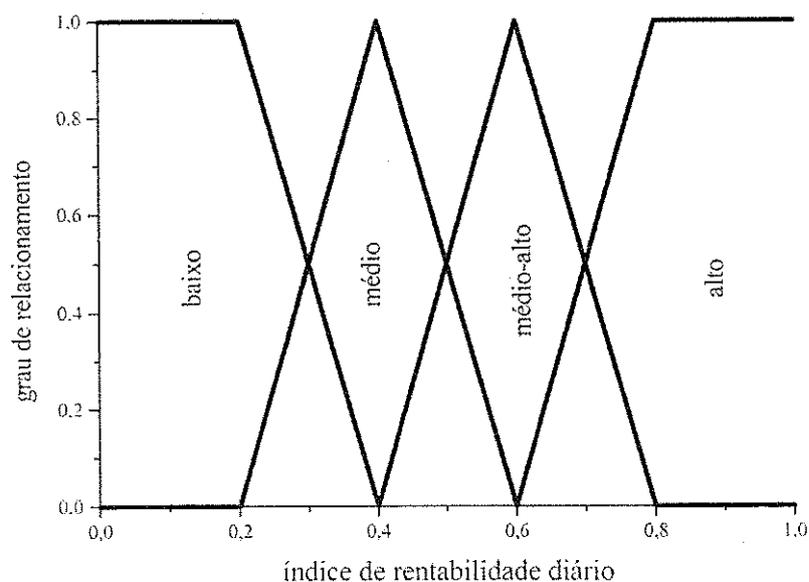


Figura 4.4. Função de relacionamento de entrada índice de rentabilidade diária.

Considerando que os valores de entrada de cada uma das aplicações são os mostrados na tabela 4.1, pode-se definir em que faixa da função de relacionamento eles estão.

Tabela 4.1. Dados de entrada e seus valores lingüísticos.

Aplicação	Índices	Valores numéricos	Valores lingüísticos
Poupança	Risco	0,15	Baixo
	Rentabilidade	0,3	Baixo/Médio
Dólar	Risco	0,60	Médio-alto
	Rentabilidade	0,75	Médio-alto/Alto
Ouro	Risco	0,45	Médio/ Médio-alto
	Rentabilidade	0,7	Médio-alto/Alto
Ações A	Risco	0,80	Alto
	Rentabilidade	0,84	Alto
Ações B	Risco	0,87	Alto
	Rentabilidade	0,97	Alto
Ações C	Risco	0,81	Alto
	Rentabilidade	0,85	Alto

4.2.2 Regras Difusas

Um sistema difuso é caracterizado por um conjunto de afirmações lingüísticas baseadas no conhecimento do especialista. O entendimento claro do problema que se quer resolver e de suas formas possíveis de controle são à base deste conhecimento. Ela é computada através de um banco de dados e de regras. O banco de dados contém as informações necessárias que são usadas para definir as regras de controle lingüístico e a manipulação difusa dos dados. O conhecimento para a geração de regras difusas geralmente advém do especialista, mas também pode ser derivado de métodos automáticos de aprendizagem baseados nas informações que se tem do problema [CÓRDON et al., 2001]. A principal vantagem da lógica difusa é sua facilidade para implementação de regras heurísticas. Essas regras são freqüentemente expressas usando a sintaxe na forma:

se <proposição difusa> então <proposição difusa>

Em que as proposições difusas são da forma x é y ou x não é y , sendo x uma variável difusa de entrada e sendo y um conjunto difuso associado com esta variável. Esta regra estabelece

um relacionamento ou associação entre as duas proposições. Os sistemas difusos utilizam as regras como associações difusas, isto é, para a regra “se A então B ”, em que A e B são conceitos difusos, o sistema difuso guarda a associação (A,B) em uma matriz M (matriz decisão). Esta matriz mapeia as relações dentro de um conjunto difuso A que irão estabelecer um conjunto difuso B .

Para estabelecer as regras difusas no exemplo dado precisa-se definir a função de relacionamento de saída. Mais uma vez a função de relacionamento é definida supondo um conhecimento especialista na área de mercado (figura 4.5). Uma possível regra difusa seria escrita da seguinte forma: *se o índice de risco é baixo e o índice de rentabilidade é alto então o índice de aplicabilidade é alto*. A matriz de decisão das regras difusas aplicadas no exemplo é mostrada na tabela 4.2

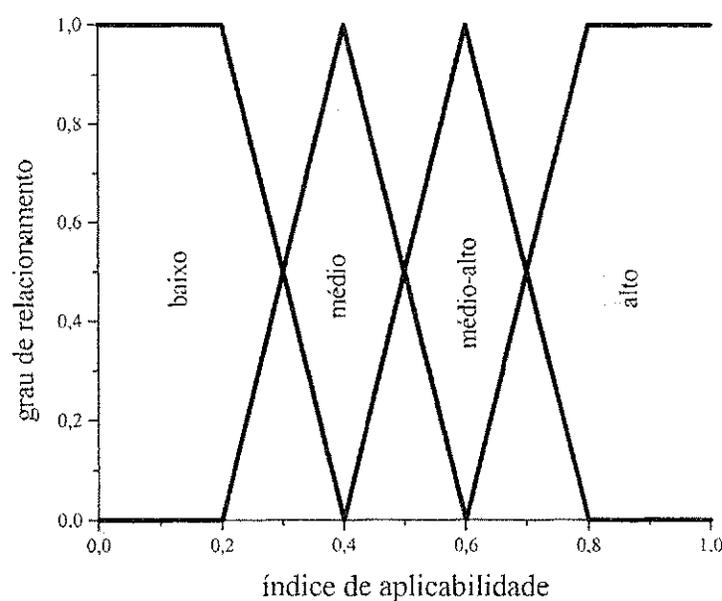


Figura 4.5. Função de relacionamento de saída – índice de aplicabilidade.

Tabela 4.2. Resumo das regras de decisão difusa.

Risco ⇔ Rentabilidade ⇔	Baixo	Médio	Médio-Alto	Alto
Baixo	Baixo	Baixo	Baixo	Baixo
Médio	Médio	Médio	Baixo	Baixo
Médio-Alto	Médio-Alto	Médio-Alto	Médio	Baixo
Alto	Alto	Médio-Alto	Médio-Alto	Médio

4.2.3 Inferência Difusa

A inferência difusa é o coração de um sistema difuso. Ela busca simular as tomadas de decisões humanas baseadas nos conceitos difusos e nas ações de controle difuso. Na técnica de inferência difusa os princípios da lógica difusa são usados para combinar as regras “se-então” do banco de regras e as funções de relacionamento de entrada com uma função de relacionamento de saída. Os dois tipos de inferência mais utilizados são as inferências max-min e a inferência max-prod, as quais são representadas respectivamente por:

$$f_S(i) = \max_K(\min(A(i), B(i))) \quad \text{e} \quad f_S(i) = \max_K(A(i) * B(i))$$

em que,

i representa os valores de entrada;

K representa o número de regras difusas que são disparadas pela entrada i ;

$A(i)$ são os valores de i dentro da função de relacionamento do conjunto difusa A ;

$B(i)$ são os valores de i dentro da função de relacionamento do conjunto difusa B ;

A função $\min()$ representa a intersecção das funções de saída obtidas por $A(i)$ e $B(i)$;

A função $\max_K()$ é a união das saídas produzidas pelas K regras disparadas por i .

$A(i)*B(i)$ é uma função escalonada obtida do menor valor encontrado em $A(i)$ e $B(i)$;

Para aplicar esses dois tipos de inferência considera-se, no exemplo dado, o dólar como a entrada i . Os conjuntos difusos A e B neste caso são os índices de risco e de rentabilidade respectivamente. A aplicação da inferência max-min é mostrada na figura 4.6. Os índices relativos ao dólar disparam duas regras: “se índice de risco for igual a médio-alto e índice de rentabilidade for igual a médio-alto então índice de aplicabilidade é igual a médio” e “se índice de risco for igual a médio-alto e índice de rentabilidade for igual a alto então índice de aplicabilidade é igual a médio-alto” (ver tabela 4.2). Na primeira regra o grau de relacionamento do índice de risco é 1, logo toda a figura (triângulo) que representa o índice médio de aplicabilidade é a sua saída. O grau de relacionamento do índice de rentabilidade é 0,25 e a sua saída é uma fração da figura (triângulo) que representa o índice médio de aplicabilidade. Inicialmente a inferência max-min encontra a intersecção dos dois conjuntos difusos, tendo como resultado uma fração da figura que representa o índice médio de aplicabilidade de altura 0,25. O mesmo

procedimento ocorre para a segunda regra. A função de saída é então a união dos resultados obtidos para cada regra disparada.

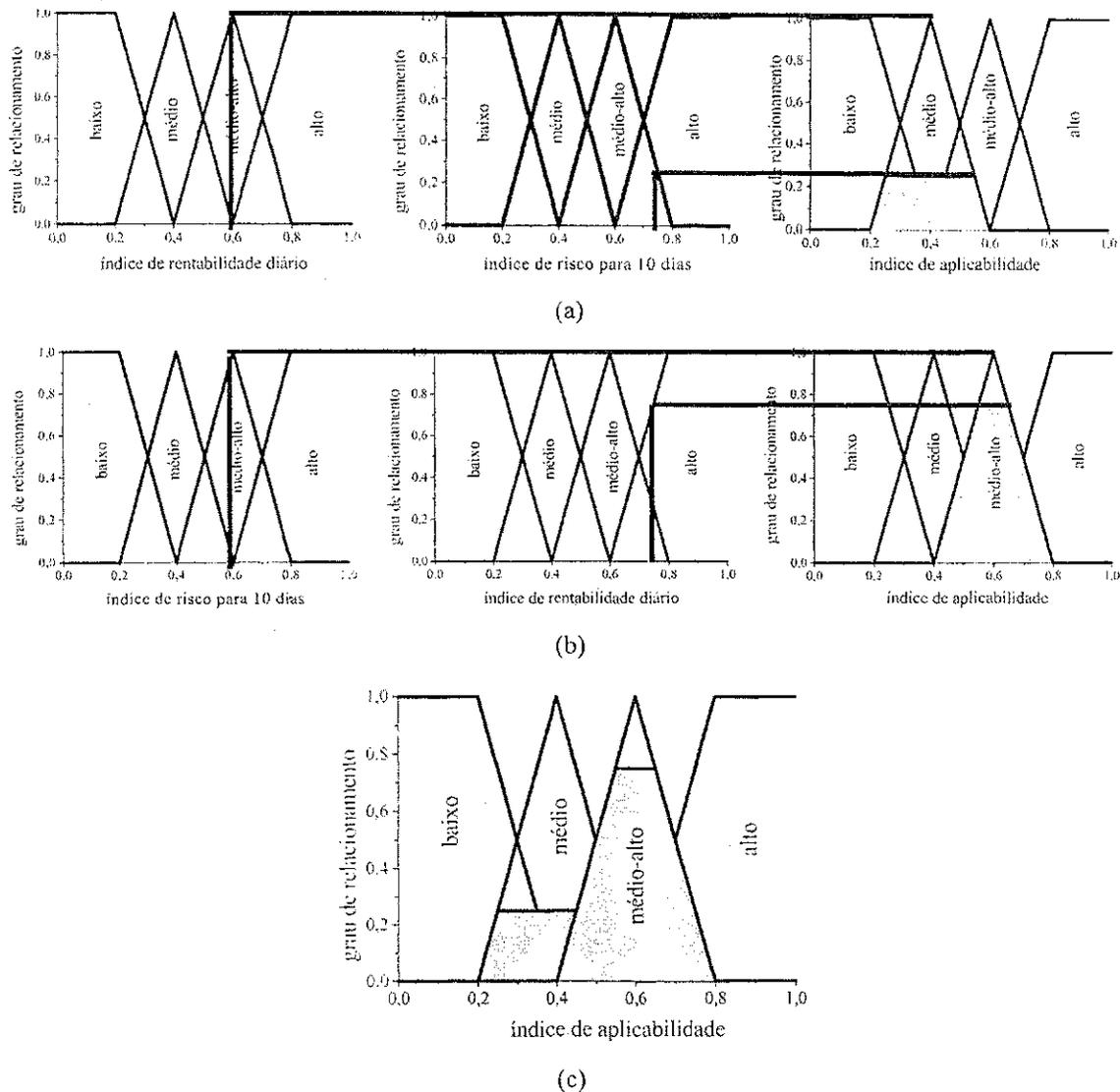


Figura 4.6. Aplicação da inferência max-min nas funções de relacionamento de entrada. (a) Disparo da regra 1 (b) disparo da regra 2 e (c) resultado final da inferência.

A aplicação da inferência max-prod é mostrada na figura 4.7. As mesmas regras da aplicação anterior são disparadas, mudando somente a saída. Na primeira regra o grau de relacionamento do índice de risco é 1 e do índice de rentabilidade é 0,25. A saída da inferência max-prod é o escalonamento da figura que representa o índice médio de aplicabilidade em função do menor valor encontrado nos conjuntos difusos (neste caso 0,25), logo o resultado é uma fração da figura que representa o índice médio de

aplicabilidade mantendo-se a sua forma (neste caso triangular) de altura 0,25. O mesmo procedimento ocorre para a segunda regra. A função de saída é então a união dos resultados obtidos para cada regra disparada.

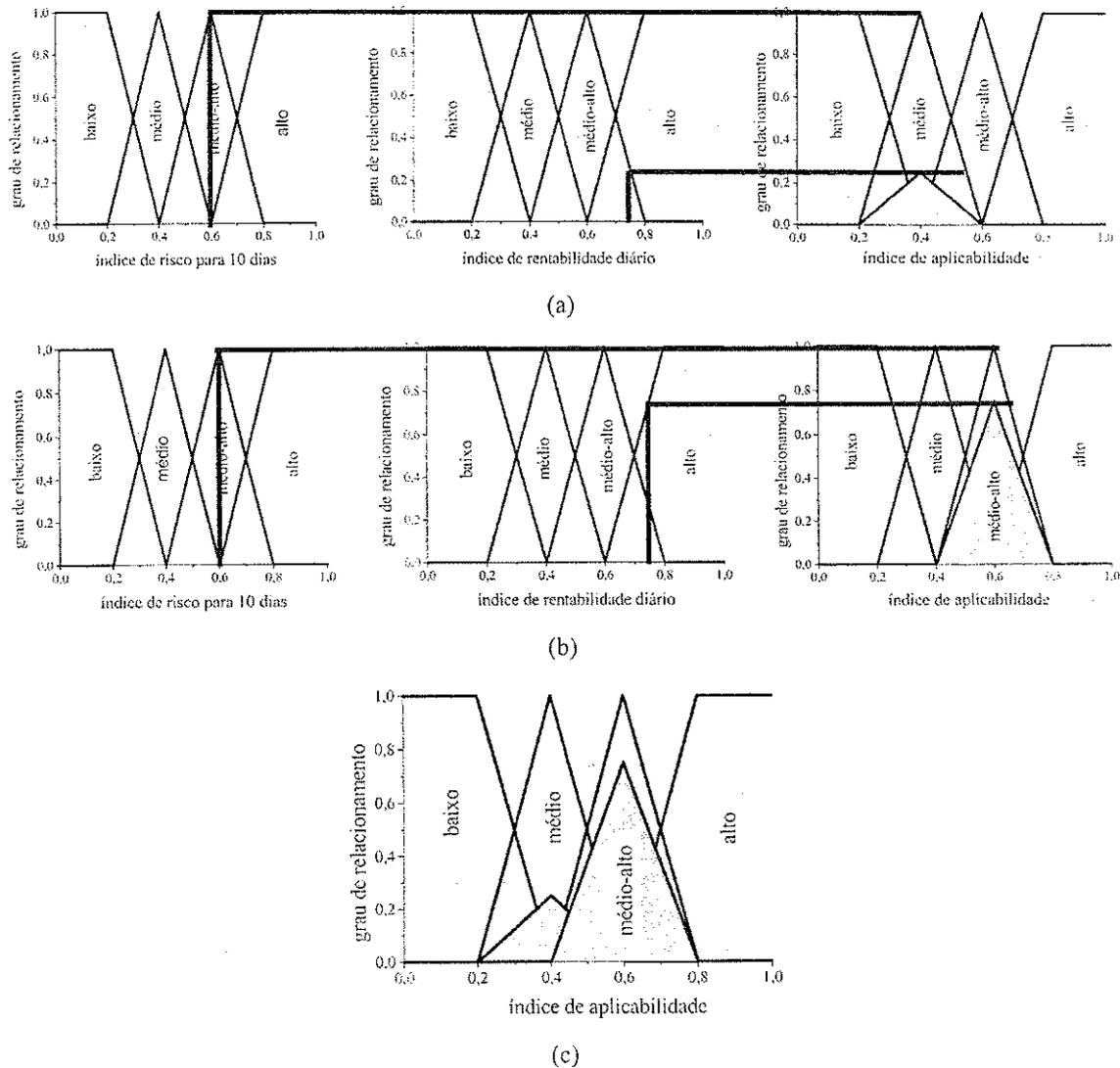


Figura 4.7. Aplicação da inferência max-prod nas funções de relacionamento. (a) Disparo da regra 1 (b) disparo da regra 2 e (c) resultado final da inferência.

4.2.4 Decodificação

A decodificação (também chamada de defuzificação) é necessária para fazer o processo inverso da fuzificação. A saída obtida para uma determinada entrada é uma parte da função de relacionamento de saída. O decodificador transforma essa saída em um valor algébrico que a represente. Em geral são utilizados os seguintes métodos de decodificação:

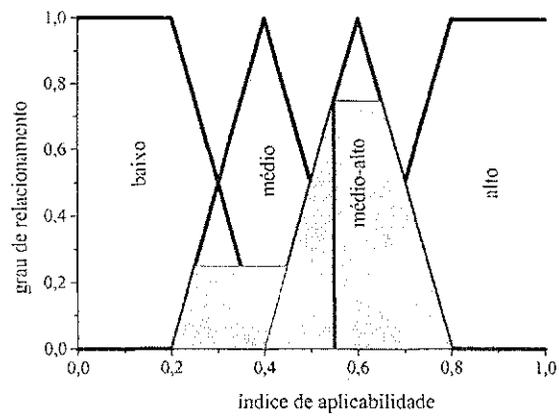
- Valores máximo da função: Neste método a função de saída é examinada e o valor de x do par (x,y) em que y é o valor máximo da função de relacionamento é determinado;
- Valores médios dos máximos da função: Os valores de x do par (x,y) , onde cada y é um pico da função de relacionamento, são identificados em toda a função e o seu valor médio é o valor de saída;
- Centróide: O centro de gravidade da função é o valor de saída.

Voltando ao exemplo dado, aplicam-se os três tipos de decodificadores na saída de inferência max-min. Os resultados são mostrados na figura 4.8. O índice de sensibilidade tem os seguintes valores: 0,55, aplicando o defuzificador do valor máximo, que corresponde ao primeiro pico encontrado, 0,6, pelo defuzificador do valor médio dos máximos da função e 0,542, pelo defuzificador centróide.

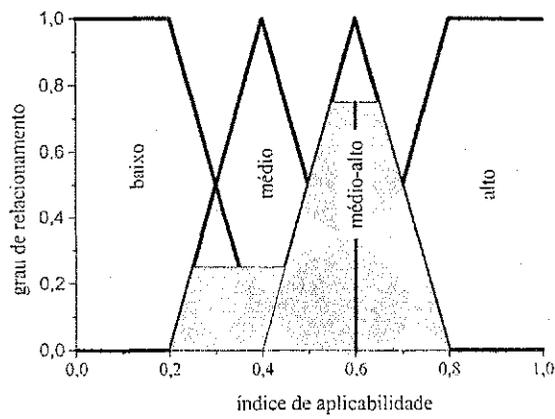
A saída produzida por cada regra difusa disparada pode ser reunida de duas formas: a primeira é mostrada nos dois exemplos (figura 4.6 e 4.7), em que a união das funções contínuas obtidas para cada regra difusa formam a função de saída. Na segunda forma, ao invés de se somar as funções contínuas produzidas por cada regra, determina-se um valor representativo para cada uma delas e estes participam da defuzificação. Esses valores são obtidos usando qualquer um dos mecanismos utilizados na defuzificação, ou seja, valor máximo da função, valor médio dos máximos da função ou centróide. O primeiro procedimento tem a vantagem de obter com a defuzificação um valor bem mais representativo da função de saída, pois ela é exatamente a soma das funções contínuas obtidas em cada regra disparada. O segundo procedimento é menos representativo, visto que cada função obtida pelas regras difusas disparadas é representada apenas por um valor, mas ganha em velocidade de processamento, pois a saída produzida por cada regra difusa disparada é uma função simples de ser avaliada. O primeiro procedimento é utilizado neste trabalho.

Na formação de um sistema difuso basicamente é necessário identificar as principais variáveis que influenciarão nas decisões a serem tomadas e quantificar os seus valores em níveis de relevância através de variáveis lingüísticas. Funções de relacionamento estabelecem o perfil dessas variáveis expressando o grau de compatibilidade de cada uma delas com as informações já conhecidas. De acordo com essas situações, regras são estabelecidas e todas as ações necessárias para uma solução são determinadas. Os valores

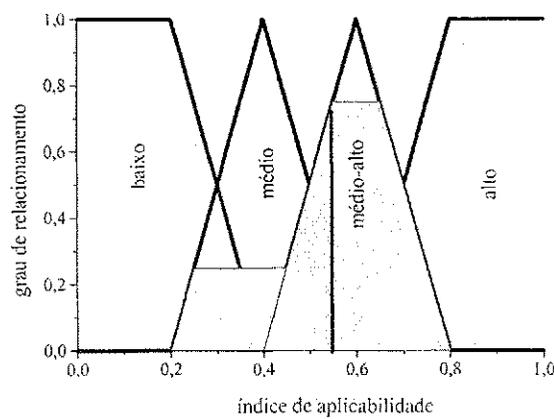
fnais são obtidos através da defuzificação, que consiste na interação de todas as variáveis através de técnicas estocásticas.



(a)



(b)



(c)

Figura 4.8. Aplicação da defuzificação na saída da inferência max-min: (a) máximo valor da função (b) média dos máximos valores da função e (c) centróide.

4.3 Algoritmos Genéticos e Microgenéticos

Os algoritmos microgenéticos são originados dos algoritmos genéticos e muitas de suas características são semelhantes. A seguir são mostrados os principais conceitos desses algoritmos e suas diferenças.

4.3.1 Algoritmos Evolucionários

Os algoritmos genéticos, propostos por HOLLAND [1975], e os algoritmos microgenéticos, propostos por KRISHAKUMAR [1989], são inspirados na evolução das espécies, segundo a teoria de Darwin. Os principais postulados dessa teoria da evolução podem ser resumidos da seguinte forma:

- A evolução é um processo que opera sobre os cromossomos do organismo e não sobre o organismo que os carrega. Desta maneira, o que ocorrer com o organismo, durante sua vida, não irá se refletir sobre seus cromossomos. Entretanto, o inverso é verdadeiro: os cromossomos do organismo são o projeto e terão reflexos diretos sobre todas as características desse organismo.
- A seleção natural é o elo entre os cromossomos e o desempenho do organismo que suas estruturas decodificam. O processo de seleção natural faz com que, aqueles cromossomos, que decodificam organismos mais bem adaptados ao seu meio ambiente, sobrevivam e reproduzam mais do que aqueles que decodificam menos adaptados.
- O processo de reprodução é o ponto no qual a evolução se caracteriza. Mutações podem causar diferenças entre os cromossomos dos pais e de seus filhos. Além disso, processos de cruzamento podem fazer com que os cromossomos dos pais e filhos sejam bastante diferentes, uma vez que eles combinam materiais cromossômicos de dois genitores.

Com base nesses postulados, Holland desenvolveu algoritmos que têm como base a codificação genética e que busca simular o processo de evolução. O objetivo final do algoritmo é encontrar o indivíduo mais forte e mais adaptado ao ambiente em que se encontra através de cruzamentos e mutações em uma determinada população.

Esses algoritmos são simples, robustos, flexíveis e capazes de localizar a solução ótima global. Eles são particularmente úteis na solução de problemas em que outras técnicas de otimização apresentam dificuldades. A desvantagem dos algoritmos genéticos é o elevado tempo de processamento. Isso se deve à sua concepção evolutiva, que é um processo aleatório e normalmente demorado. Entretanto, meios de atenuar esse problema já foram propostos, tais como uma escolha mais apropriada de como codificar as soluções e a redução do espaço de busca por meio de conhecimento especialista. Outra forma utilizada é o algoritmo microgenético, cujo tempo de processamento é consideravelmente menor [KRISNAKUMAR, 1989; SOUZA et al., 2004]. DELFANTI et al.[2000] aplica essa técnica na solução do problema da compensação reativa.

Um algoritmo genético ou microgenético básico compreende a criação aleatória da população inicial e um ciclo de três estágios [GOLDBERG, 1989]:

- Avaliação de cada cromossomo;
- Seleção dos cromossomos para reprodução e
- Manipulação genética para criar a nova população.

Cada vez que esse ciclo se completa é dito que ocorreu uma geração. A seleção dos cromossomos para reprodução é efetuada por mecanismos aleatórios. Além disso, o critério de sobrevivência é baseado em uma função objetivo que avalia a adaptação de cada cromossomo da população às condições ambientais. Os principais componentes destes algoritmos são mostrados a seguir.

4.3.2 Função Objetivo

A evolução das espécies é um processo eminentemente de otimização em que a função objetivo corresponde à *fitness* ou função de aptidão. Essa função quantifica o grau de adaptação do indivíduo às condições ambientais. O problema que se quer resolver seria o ambiente e uma solução possível seria um cromossomo. A função aptidão é uma função real que tem como argumento o cromossomo. A comparação das saídas obtidas para cada cromossomo determina o cromossomo mais adaptado, ou seja, a melhor solução. Para facilitar no desenvolvimento do algoritmo de seleção (visto mais adiante) é conveniente que a função aptidão produza sempre valores positivos. Geralmente utiliza-se um

deslocamento da saída para tira-la da região dos números negativos, ou seja, o módulo da menor saída negativa é somado em todas as saídas, de tal forma que a menor saída terá então valor nulo.

4.3.3 Codificação

Um passo importante para a utilização dos algoritmos genéticos e microgenéticos é a definição do cromossomo a ser utilizado. Nos genes (cada parte do cromossomo) estão informações de soluções possíveis do problema. A estrutura e os dados contidos no cromossomo podem facilmente ser alterados, podendo assim o mesmo problema ser resolvido de mais de uma forma [FERREIRA et al., 2002].

A codificação de uma solução pode ser feita empregando alfabeto binário (padrão ou de Gray) ou decimal. Com o alfabeto binário as operações genéticas são mais fáceis e eficientes além de prover maior diversidade genética em cada geração. Por outro lado, os valores dos cromossomos precisam geralmente serem convertidos em decimais para serem argumentos da função aptidão e o número de cromossomos defeituosos que surgem depois das operações genéticas pode ser grande. O cromossomo no alfabeto decimal tem aplicação direta e o controle nas operações genéticas para evitar cromossomos defeituosos é mais fácil.

Codificação no alfabeto binário padrão

Na maioria das vezes, por simplicidade, a codificação dos parâmetros que compõem o cromossomo é feita usando o código binário simples. Cada bit é definido como um gene do cromossomo. A seguinte fórmula faz a conversão do genótipo (cadeia de bits) do cromossomo para sua representação fenotípica (seu valor decimal):

$$l = \sum_{i=1}^r h(i) * 2^{i-1}$$

em que r é o tamanho do cromossomo e $h(i)$ é o valor do i -ésimo bit contado da direita para a esquerda.

Suponha que se queira determinar o máximo da função

$$f(x) = -x^2 + 50x + 8,$$

em que x seja uma variável inteira podendo variar de 0 a 49. O objetivo é determinar o valor máximo desta função dentro da faixa estabelecida. Esse é um exemplo bem simples utilizado para ilustrar alguns passos dos algoritmos genéticos e microgenéticos. Para representar as soluções possíveis do problema (0 a 49) são necessários 6 bits. Abaixo são mostrados alguns exemplos desta codificação:

Cromossomo binário padrão	Valor
1 1 0 0 0 1	49
1 0 0 0 1 1	35
0 1 0 0 0 0	16
0 0 1 1 1 1	15
0 0 1 0 1 0	10

O código binário com 6 bits pode representar valores de 0 até 63. As manipulações genéticas podem gerar cromossomos com valores de 50 a 63 que não são válidos neste caso e por isso são considerados cromossomos defeituosos. Eles são detectados e sofrem penalidades de tal forma que não possam se sobrepor aos cromossomos saudáveis, mas que mesmo assim possam participar na reprodução, visto que podem conter informações genéticas valiosas para gerações futuras.

Codificação de Gray

A codificação de Gray é estabelecida de modo que dois números decimais inteiros consecutivos difiram entre si por um único bit. Ele é originado a partir do alfabeto binário padrão da seguinte forma:

Considere o cromossomo representado no alfabeto binário $CR=(B_1, B_2, \dots, B_r)$ e no código de Gray $CR=(G_1, G_2, \dots, G_r)$ a relação entre seus genes será:

Padrão para Gray: $G_1 = B_1$

$$G_i = B_{i-1} \oplus B_i \quad i = 2, 3, \dots, r$$

Gray para Padrão: $B_1 = G_1$

$$B_i = G_1 \oplus G_2 \oplus \dots \oplus G_i \quad i = 2, 3, \dots, r$$

em que o operador \oplus implica em: $0 \oplus 0 = 0$; $1 \oplus 0 = 1$; $0 \oplus 1 = 1$ e $1 \oplus 1 = 0$.

A seguir são mostrados os mesmos exemplos vistos no alfabeto binário padrão.

Cromossomo binário padrão	Cromossomo código Gray	Valor
1 1 0 0 0 1	1 0 1 0 0 1	49
1 0 0 0 1 1	1 1 0 0 1 0	35
0 1 0 0 0 0	0 1 1 0 0 0	16
0 0 1 1 1 1	0 0 1 0 0 0	15
0 0 1 0 1 0	0 0 1 1 1 1	10

Observando os dois tipos de codificação dos valores consecutivos 15 e 16 verifica-se que no alfabeto binário padrão 5 bits são diferentes, enquanto que no código Gray a diferença é sempre de apenas um bit. Esta característica é interessante em muitas situações, pois quando os cromossomos estão nas vizinhanças da solução ótima tem-se a garantia que as alterações genéticas para alcançá-la serão pequenas. Por exemplo, se em uma função a solução ótima fosse 16 e um cromossomo alcançasse o valor 15, no código Gray somente um bit necessitaria ser modificado para o cromossomo chegar na solução ótima, diferentemente de que ocorreria no alfabeto binário.

Codificação no alfabeto decimal

No alfabeto decimal a representação do cromossomo é direta, não precisando de transformações. Geralmente utilizam-se números inteiros. Quando as soluções são reais de até x casas decimais, essas são transformadas em inteiro multiplicando-as por $(10)^x$. Neste alfabeto a diversidade genética que surge em cada geração é menor comparado com o alfabeto binário, pois o número de genes empregado é sempre menor. Por outro lado, também ocorre uma diminuição na quantidade de cromossomos defeituosos gerados.

A seguir são mostrados os mesmos exemplos de cromossomos vistos anteriormente. O cromossomo decimal tem dois genes (menor que binário padrão e código *Gray* que tem 6): o primeiro podendo variar de 0 a 4 (casa das dezenas) e o segundo variando de 0 a 9 (casa das unidades). Nesta codificação nenhum cromossomo defeituoso surgirá durante o processo de evolução, visto que, o primeiro gene nunca terá um valor maior que 4 (não podem surgir valores maiores que 49).

Cromossomo decimal		Valor
4	9	49
3	5	35
1	6	16
1	5	15
1	0	10

4.3.4 População

Nos algoritmos genéticos e microgenéticos inicialmente um grupo de soluções possíveis são codificados aleatoriamente para formarem a população inicial. Geralmente o tamanho da população não varia no decorrer das gerações. A cada geração são reproduzidos novos cromossomos a partir da população já existente e os componentes desta população podem ser substituídos pelos novos de acordo com a sua função aptidão e com a técnica de elitismo empregada. O tamanho da população e o número de vezes que ela é criada são os principais fatores que diferenciam os algoritmos genéticos e microgenéticos. A maioria dos algoritmos genéticos produz resultados ruins quando as populações são pequenas, pois são processadas informações insuficientes sobre o problema e em decorrência há convergências prematuras para ótimos locais. Geralmente o tamanho da população varia de 30 a 300 indivíduos. Em contraste, os algoritmos microgenéticos exploram justamente a possibilidade de se trabalhar com pequenas populações (de 5 a 50 indivíduos normalmente) para reduzir o tempo de processamento. Do ponto de vista genético sabe-se que reproduções freqüentes dentro de uma pequena população podem favorecer a disseminação de doenças hereditárias raramente encontradas em grandes populações. Por outro lado, pequenas populações podem atuar como laboratórios naturais onde características genéticas desejáveis podem rapidamente emergir.

Nos algoritmos genéticos somente a população inicial é criada e as operações genéticas sobre ela é que vão garantir o surgimento de novos indivíduos. Logo, a diversidade genética está fortemente ligada à população inicial. Nos algoritmos microgenéticos cada vez que a população de tamanho S se torna homogênea, ou seja, quando a diferença entre os bits de cada indivíduo da população for menor que uma tolerância pré-definida, o indivíduo mais bem adaptado migra para uma nova população,

também criada aleatoriamente, de tamanho $S-1$. Este mecanismo é utilizado para compensar a pequena diversidade genética devido ao tamanho da população, buscando evitar que o algoritmo convirja para um valor ótimo local. Dessa forma a diversidade genética é mantida e o algoritmo microgenético sempre terá a chance de encontrar o melhor indivíduo.

4.3.5 Seleção

Nesta fase o algoritmo tem de selecionar dentro da população quais os cromossomos que participarão da reprodução. Esta escolha geralmente tem como base dois princípios:

- Cada cromossomo terá chance de ser escolhido. Isto acontece independente do cromossomo ter boa adequação, pois ele pode carregar informações genéticas (genes isolados) que contribuirão para a evolução da espécie;
- Quanto maior o grau de adequação do cromossomo maior será sua chance de ser escolhido. Dessa forma os genes que produzem bons resultados terão maior chance de se perpetuar em próximas gerações.

Os principais métodos de seleção são:

Seleção estocástica com reposição

Também chamado de método da roleta, a seleção estocástica com reposição é a mais utilizada nos algoritmos genéticos e tem os seguintes passos:

- O valor da função aptidão f_i é calculado para toda a população;
- $Z = \sum f_i$ (considerando todos os valores positivos);
- Calcula-se $Rf_i = f_i / Z$ e $\% Rf_i = (f_i / Z) * 100$;
- Um valor V entre $(0,100]$ é escolhido aleatoriamente;
- As percentagens dos cromossomos são somadas de acordo com a sua posição dentro da população até ser maior ou igual a V ;
- O último cromossomo utilizado no passo anterior é escolhido para participar da reprodução.

O método da roleta é aplicado à população do exemplo dado considerando que o número aleatório escolhido é um valor inteiro entre (0,100]. Os resultados são os seguintes:

Cromossomo decimal		Aptidão	%	Soma das percentagens	Número aleatório
4	9	57	2,74	2,74	0-2
3	5	533	25,59	28,33	3-28
1	6	552	26,5	54,83	29-54
1	5	533	25,59	80,42	55-80
1	0	408	19,58	100	81-100
			2083	100	

A penúltima coluna da tabela acima mostra a soma das percentagens de cada cromossomo até o cromossomo corrente. A última coluna mostra qual cromossomo é escolhido de acordo com o número aleatório.

Seleção determinística

Na seleção determinística, da mesma forma que no método da roleta, é calculado Rf_i de cada cromossomo da população de tamanho S e o número esperado de filhos para cada cromossomo é determinado por:

$$E_i = S * Rf_i$$

A parte inteira determina a quantidade de vezes que o cromossomo irá participar da reprodução e a parte fracionária completará, se for o caso, o grupo de cromossomos que vão participar da reprodução. Esta escolha é feita ordenando os cromossomos por ordem decrescente da parte fracionária de E_i . Utilizando este método nos cromossomos dados, tem-se ($S=5$):

Cromossomo decimal		Aptidão	Rf_i	E_i	Parte inteira	Parte fracionária
4	9	57	0,0274	0,14	0	0,14
3	5	533	0,2559	1,28	1	0,28
1	6	552	0,265	1,33	1	0,33
1	5	533	0,2559	1,28	1	0,28
1	0	408	0,1958	0,98	0	0,98
			2083			

Caso sejam utilizados quatro cromossomos na reprodução, três cromossomos são definidos pela parte inteira (o segundo, o terceiro e o quarto cromossomo) e o outro cromossomo é definido com a parte fracionária ordenada por ordem decrescente, neste caso é escolhido o quinto cromossomo.

Seleção estocástica sem reposição

Na seleção estocástica sem reposição todos os cromossomos têm seu número de filhos esperados E_i calculado e o método da roleta é utilizado com uma diferença: cada vez que o cromossomo é selecionado para reprodução o valor de E_i é decrescido de 1, e quando este número se tornar menor ou igual a zero, o cromossomo que ele representa não poderá mais ser escolhido para a reprodução. No exemplo dado, o primeiro e o quinto cromossomo podem ser selecionados apenas uma vez enquanto que os outros podem ser selecionados duas vezes.

Seleção estocástica por resto com reposição

Na seleção estocástica por resto com reposição a parte inteira do número de filhos esperados E_i é utilizada para seleção e o preenchimento do restante da população para reprodução é feito utilizando-se a parte fracionária como os valores de entrada para o método da roleta. Aplicando aos cromossomos dados, tem-se:

Cromossomo decimal		E_i	Parte inteira	Parte fracionária	%
4	9	0,14	0	0,14	6,97
3	5	1,28	1	0,28	13,93
1	6	1,33	1	0,33	16,42
1	5	1,28	1	0,28	13,93
1	0	0,98	0	0,98	48,75
				2,01	100

Neste caso três cromossomos são definidos pela parte inteira (o segundo, o terceiro e o quarto cromossomo) e, caso haja necessidade de mais cromossomos serem selecionados, utiliza-se o método da roleta baseada nas porcentagens das partes fracionária (quinta coluna).

Seleção estocástica por resto sem reposição

A seleção estocástica por resto sem reposição é semelhante ao anterior em relação à parte inteira de E_i , e a parte fracionária é tratada como sendo a probabilidade desse cromossomo ser mais uma vez sorteado. Um a um, os cromossomos são avaliados segundo a sua probabilidade (ensaios de Bernoulli). Este processo continua até completar a população para reprodução.

Seleção estocástica por torneio

Na seleção estocástica por torneio, ou simplesmente método do torneio, pares de indivíduos são escolhidos aleatoriamente com reposição (método da roleta) ou sem reposição. Cada par concorre entre si (torneio) e o mais adaptado é escolhido para participar da reprodução. Esse processo se repete até a população para reprodução ser completamente preenchida. O método do torneio sem reposição é a principal forma de seleção utilizada nos algoritmos microgenéticos. Ele garante que todos os cromossomos poderão ser escolhidos para o torneio independente da sua aptidão, a qual só é levada em conta depois de sorteadas as duplas. Essa característica é muito importante nos algoritmos microgenéticos visto que quando ocorre a migração do melhor indivíduo de uma população para outra, a tendência é que esse indivíduo, já evoluído, tenha um grau de aptidão bem superior aos outros cromossomos criados aleatoriamente. O método do torneio garante que mesmo assim, todos os cromossomos tenham chances de participar da reprodução.

4.3.6 Reprodução

Na reprodução de novos cromossomos a partir dos indivíduos selecionados ocorrem duas operações genéticas: cruzamentos e mutações. A quantidade de indivíduos que irão participar dos cruzamentos e das mutações é definida a priori.

Cruzamentos

O cruzamento ocorre entre dois cromossomos quando partes de cada cromossomo são copiadas na formação de outros dois. Os cromossomos originais são chamados de pais e os cromossomos reproduzidos são chamados de filhos. Os cruzamentos podem ser simples, multiponto e uniforme.

O cruzamento simples ocorre quando só existe um ponto de corte, ou seja, para um cromossomo com r genes gera-se um número aleatório entre 1 e r que identificará o ponto de corte onde os cromossomos serão quebrados e suas partes permutadas entre si. Quando existe mais de um ponto de corte o cruzamento é multiponto. Se todos os genes que compõem o cromossomo podem ser trocados ocorre então um cruzamento uniforme. Neste caso, cria-se aleatoriamente uma máscara lógica que indicará um a um que genes serão trocados (T - permanece, F - troca). A figura 4.9 mostra para o mesmo cromossomo os três tipos de cruzamentos.

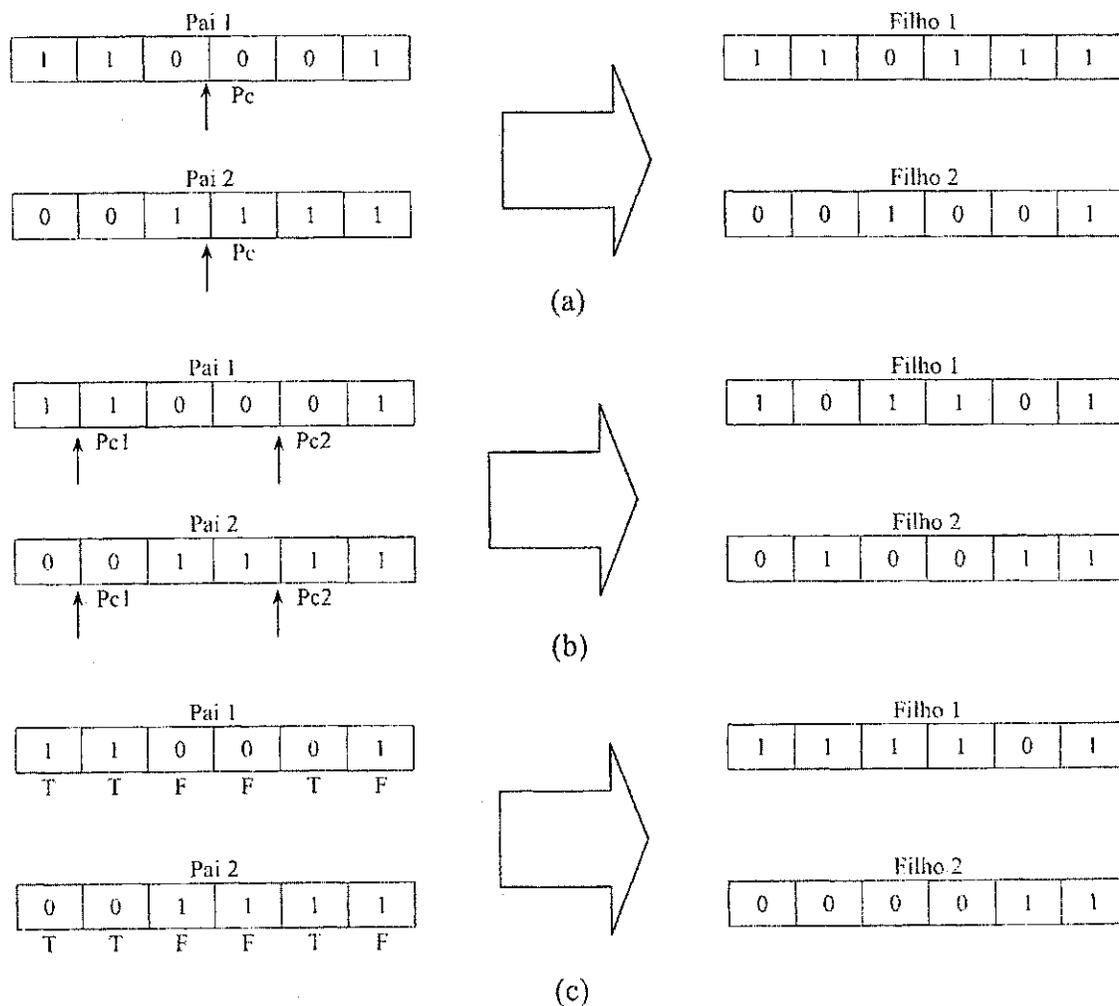


Figura 4.9. Tipos de cruzamentos: (a) simples, (b) multiponto e (c) uniforme.

Mutações

Um cromossomo sofre mutações quando as suas informações são modificadas aleatoriamente. Pode ser alterado apenas um gene ou até todos, a depender da maior ou menor necessidade de se incluir novas informações no processo de evolução. Todo o processo é aleatório, ou seja, o cromossomo escolhido para participar da mutação e o gene em que ocorre a mudança são determinados aleatoriamente. No alfabeto binário realizar a mutação em um gene significa alterar o valor do bit. No alfabeto decimal a mutação significar substituir o valor antigo por um novo valor gerado aleatoriamente dentro dos valores possíveis. Um exemplo de mutação é mostrado na figura 4.10.

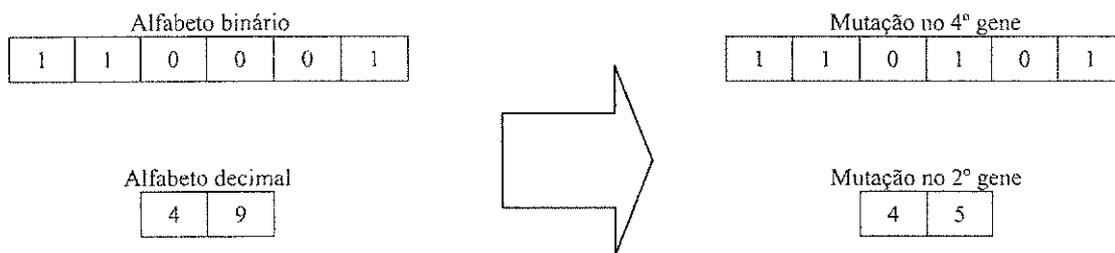


Figura 4.10. Mutação em um cromossomo no alfabeto binário e decimal.

Nos algoritmos microgenéticos as mutações são desnecessárias, pois depois de determinado número de gerações o melhor cromossomo é mantido e os demais são substituídos por outros gerados aleatoriamente. Dessa forma a diversidade genética é garantida sem a necessidade de mutações.

4.3.7 Elitismo

O elitismo é empregado para refinamento do mecanismo de seleção. Essa técnica é utilizada para reduzir as duas populações (pais e filhos gerados) em uma única população com o mesmo número de indivíduos da população inicial. Ela elege os indivíduos mais adaptados para continuarem no processo de reprodução. Existem diversas formas de elitismo, entre elas as mais comuns são: a população de filhos substituir os pais; manutenção dos indivíduos mais bem adaptados das duas populações; utilizar o método do torneio entre pais e filhos escolhidos aleatoriamente prevalecendo o melhor.

Na tabela 4.3 são mostradas as principais diferenças entre os algoritmos genéticos e microgenéticos listados nessa seção.

Tabela 4.3. Resumo das diferenças entre algoritmos genéticos e microgenéticos.

Característica	Algoritmos genéticos	Algoritmos microgenéticos
População	30 a 300	5 a 50
Criação	Única	Sempre que a população se torna homogênea
Seleção para reprodução	Método da roleta	Método do torneio
Reprodução	Com mutação	Sem mutação
Processamento	Os Algoritmos microgenéticos se mostram mais rápidos	

O Algoritmo Proposto

Neste capítulo são apresentados o conceito de hibridismo e o algoritmo proposto.

5.1 Hibridismo

Devido à complexidade dos problemas reais e os prós e contras de cada método de solução, um desdobramento natural no campo da otimização são os métodos híbridos. Eles resultam da combinação de métodos distintos na perspectiva de explorar as características favoráveis de cada um para se obter melhor desempenho. Este processo pode ocorrer de duas formas:

- Mediante uma integração parcial em que os métodos funcionam de forma serial, com a saída de um sendo à entrada do outro, mas sem que os mecanismos de cada método sejam alterados.
- Através de uma integração completa quando um dos métodos opera de modo a influenciar o funcionamento do outro. Por exemplo, HERRERA e LOZANO [2001] utiliza a lógica difusa para alterar os parâmetros do algoritmo genético (taxa de cruzamento e mutação) e CORDÓN et al. [2001] utiliza o algoritmo genético na formação dos parâmetros da lógica difusa (função de relacionamento, escalonamento das variáveis de entrada e formação do conjunto de regras difusa).

Neste trabalho se propõe um método de otimização híbrido do tipo de integração parcial baseado na *lógica difusa* e nos *algoritmos microgenéticos* para dimensionamento,

localização e controle de bancos de capacitores em redes de distribuição. A concepção deste método procura conjugar exatidão e rapidez na obtenção dos resultados ótimos globais, de modo a torná-lo apto a resolver problemas de alta dimensionalidade, como são aqueles relativos a alimentadores reais, com centenas de barras.

5.2 Algoritmo Proposto

Para se encontrar a solução ótima do problema da compensação reativa conforme formulado no capítulo 2, se propõe um método em dois estágios. Inicialmente, utilizando lógica difusa e um algoritmo microgenético modificado, todas as barras do sistema de distribuição de energia elétrica em estudo são avaliadas para determinar quais delas são mais adequadas à instalação de bancos. Assim, se diminui o espaço de busca, ou de solução viável, a ser considerado na etapa subsequente, em que se utiliza um algoritmo microgenético.

O alfabeto binário e o decimal foram testados na codificação das soluções durante a fase de elaboração da tese, sendo que o binário foi escolhido, visto que se mostrou mais rápido em obter resultados próximos do ótimo global. Esse bom resultado advém do alfabeto binário prover em cada geração uma maior diversidade genética que o alfabeto decimal. Outro resultado interessante é que o cromossomo ficou mais compacto pois as informações dos bancos alocados em uma barra ficaram contidas em um byte (Fig. 5.5).

A maioria dos sistemas testados neste trabalho tinha a curva de carga segmentada em três níveis, por isso a função de aptidão mostrada na equação (5.1) é definida com este valor. Contudo, facilmente pode-se adapta-la para mais ou menos níveis a depender dos dados do sistema. Os resultados para um alimentador com curvas de carga segmentadas em quatro níveis são apresentados no próximo capítulo.

$$f(b) = k_p \Delta P_3(b) + \sum_{i=1}^3 \Delta P_i(b) k e_i \Delta t_i - CA_f(b) - CA_c(b), \quad (5.1)$$

$$CA_f(b) = \frac{j(n_f(b) k_f(b))}{1 - \left(\frac{1}{(1+j)^a} \right)}, \quad (5.2)$$

$$CA_c(b) = \frac{j(n_c(b) k_c(b))}{1 - \left(\frac{1}{(1+j)^a} \right)}, \quad (5.3)$$

sendo,

- b um conjunto de parâmetros que definem os pontos de instalação e a programação dos bancos de capacitores;
- k_p o custo da perda de potência de pico em $\$/kW$;
- i nível de carga da mais leve até o pico; $i=1\dots3$;
- ke_i o custo da perda de energia em cada nível ($i=1\dots3$) em $\$/kWh$;
- k_f o custo do banco de capacitores fixos ($\$/kvar$) que pode agregar os custos do capital, de mão de obra, peças e acessórios;
- k_c o custo do banco de capacitores chaveados ($\$/kvar$) que pode agregar os custos do capital, de mão de obra, peças e acessórios;
- ΔP_i a redução de perdas de potência em cada nível ($i=1\dots3$), em kW;
- Δt_i duração anual de cada nível de carga ($i=1\dots3$), em horas;
- CA_f custo anual dos bancos de capacitores fixos ($\$$);
- CA_c custo anual dos bancos de capacitores chaveados ($\$$);
- n_f capacidade dos bancos de capacitores fixos instalados;
- n_c capacidade dos bancos de capacitores chaveados instalados;
- j taxa de juro anual para cálculo de amortização;
- a horizonte de anos para amortização dos bancos de capacitores.

Na linguagem dos algoritmos genéticos o conjunto de parâmetros componentes de b que satisfaz todas as restrições do problema é denominado de cromossomo sadio. Quando uma solução s qualquer produz violações no limite de tensão desejado ou ultrapassa o limite máximo de bancos de capacitores estabelecido é denominado de cromossomo defeituoso. Ao se deparar com um cromossomo defeituoso, a solução dada por (5.1) não pode ser considerada visto que não é uma solução viável. Neste caso o seu valor não deve ser maior que o menor valor encontrado para um cromossomo sadio na corrente população, visto que os cromossomos sadios devem ter maiores chances para participar dos cruzamentos. Ao mesmo tempo, o cromossomo defeituoso não deve ser descartado, visto que ele pode ter genes individuais que ajudarão na geração de indivíduos mais adaptados.

A função de aptidão de um cromossomo defeituoso, em vez de ser definido pela equação (5.1), é dada por:

$$P(v_out) = f(b_x) * \left(-\left(\frac{0,45}{X-1} \right) * v_out + \left(\frac{0,95X-0,5}{X-1} \right) \right), \quad (5.4)$$

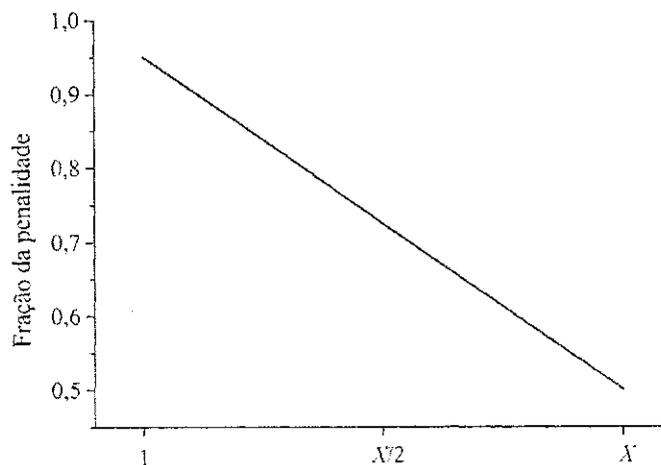
sendo,

v_out número de barras que violam os limites de tensão ou número de bancos de capacitores que ultrapassa o máximo valor estabelecido;

$f(b_x)$ menor índice de aptidão obtido por (5.1) na corrente população;

X número de barras do alimentador ou o dobro do número máximo de bancos estabelecidos para instalação.

Portanto, o índice de aptidão de um cromossomo defeituoso é uma fração do pior índice de aptidão obtido por um cromossomo sadio na corrente população. Essa fração varia linearmente entre 0,95 a 0,5 dependendo do número de barras que violam os limites de tensão (Fig. 5.1) ou do número de bancos que ultrapassam o limite máximo de bancos estabelecidos (caso as duas restrições ocorram em um mesmo indivíduo escolhe-se o maior valor). Considerando a variável v_out como sendo o número barras que violam a tensão ou o número de bancos que ultrapassa o seu número máximo, tem-se que $v_out = 1$ equivale a uma punição de 0,95 e $v_out = X$ tem-se 0,5. A maior punição quanto a restrições de tensão ocorre quando todas as barras do alimentador estão violando a tensão estabelecida ($X=N$). O dobro do número máximo de bancos instalados é considerado como o limite para sofrer a maior punição ($X= 2 * \text{número_máximo_de_bancos}$).



Número de violações da tensão ou do valor máximo de bancos de capacitores

Figura 5.1. Penalidade aplicada a um cromossomo defeituoso.

No problema de compensação de reativos as regras da lógica difusa são estabelecidas para determinar a conveniência de uma barra ter um banco instalado ou não. As variáveis usadas para estabelecer o conjunto de regras difusas são tensão de barra (TB) e economia máxima obtida em cada barra (EMB). TB são as tensões em p.u. vistas no alimentador original (sem bancos instalados pelo algoritmo) tendo como base a tensão da subestação. Através de TB pode-se identificar as barras em que a queda de tensão é maior, onde naturalmente bancos de capacitores teriam maior possibilidade de ser instalados. EMB está relacionada com a redução das perdas e a economia obtida com a instalação de bancos de capacitores em cada uma das barras do alimentador. O valor de EMB é a máxima economia obtida com a instalação de bancos de capacitores em uma única barra. Por exemplo, o valor de EMB da barra i de um alimentador é obtido da seguinte forma :

1. Considera o alimentador sem novos bancos instalados (configuração original);
2. Aloca-se na barra i um banco de capacitor fixo considerando o nível de carga leve, verificando-se a economia obtida com a sua instalação;
3. Repete-se o passo 2 até que a alocação de mais um banco de capacitor não produza um aumento na economia (comparado com o valor anterior);
4. O alimentador original com a compensação reativa definida nos passos 2 e 3 é utilizado;
5. Repete os passos de 2 a 4 utilizando agora bancos de capacitores chaveados considerando inicialmente o nível de carga intermediário e depois o de pico;
6. O valor da variável EMB da barra é a economia final.

O fluxograma utilizado para o cálculo de EMB é mostrado na figura 5.2. Os bancos de capacitores utilizados para determinar EMB têm as mesmas características dos que são instalados pelo algoritmo. O seu valor é dado em p.u. da maior EMB determinada. Com essas duas variáveis pode-se avaliar cada barra quanto a sua potencialidade de ter bancos de capacitores instalados. Por exemplo, se numa barra a tensão é baixa e uma boa economia é obtida com bancos instalados, pode-se concluir que esta barra tem grandes chances de ter bancos instalados na solução ótima.

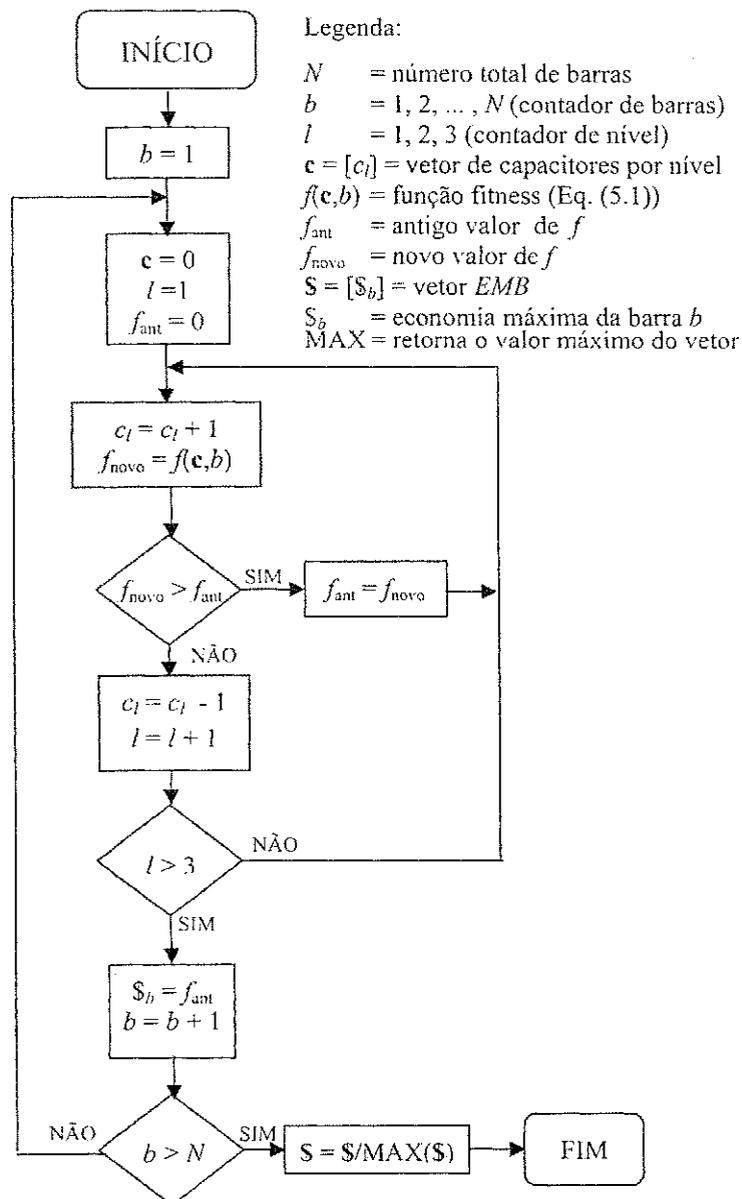
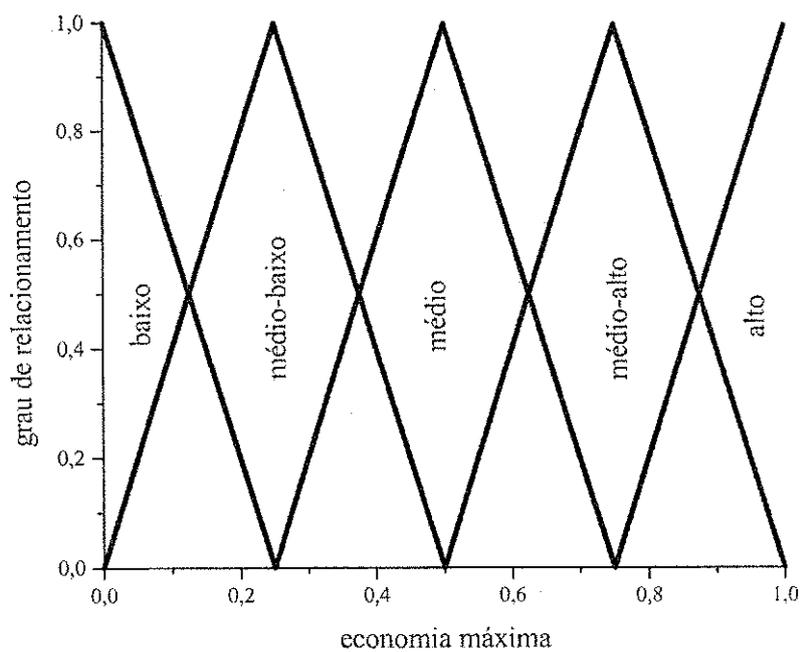
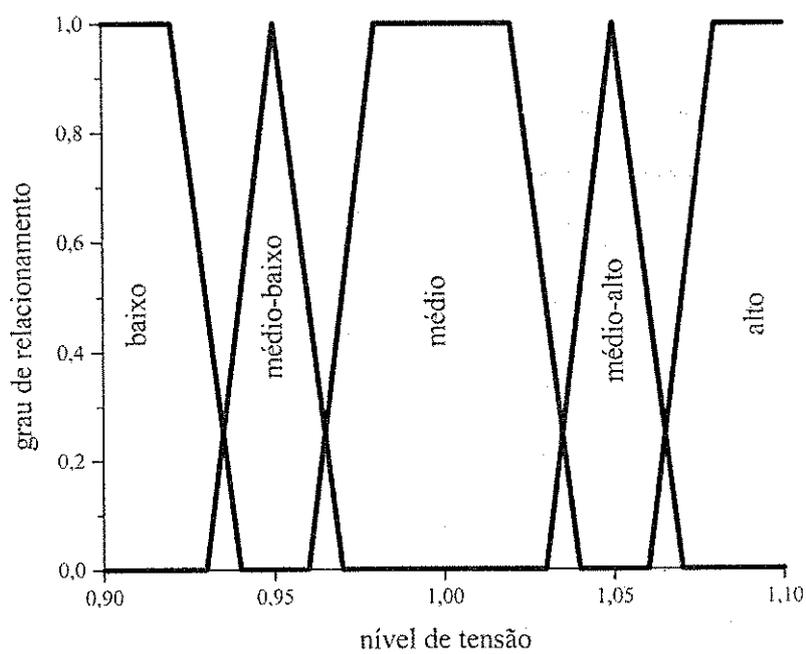


Figura 5.2. Determinação da economia máxima EMB .

As funções de relacionamento de TB e EMB são mostradas na figura 5.3. Essas variáveis buscam mapear a rede de distribuição em relação às carências de injeção de reativo capacitivo e determinam o grau de sensibilidade para alocação de cada barra (Fig. 5.4). A matriz decisão é mostrada na tabela 5.1. A técnica de inferência max-prod e o decodificador centróide foram experimentados e se mostraram adequados.



(a)



(b)

Figura 5.3. Funções de relacionamento (a) economia máxima e (b) tensão de barra.

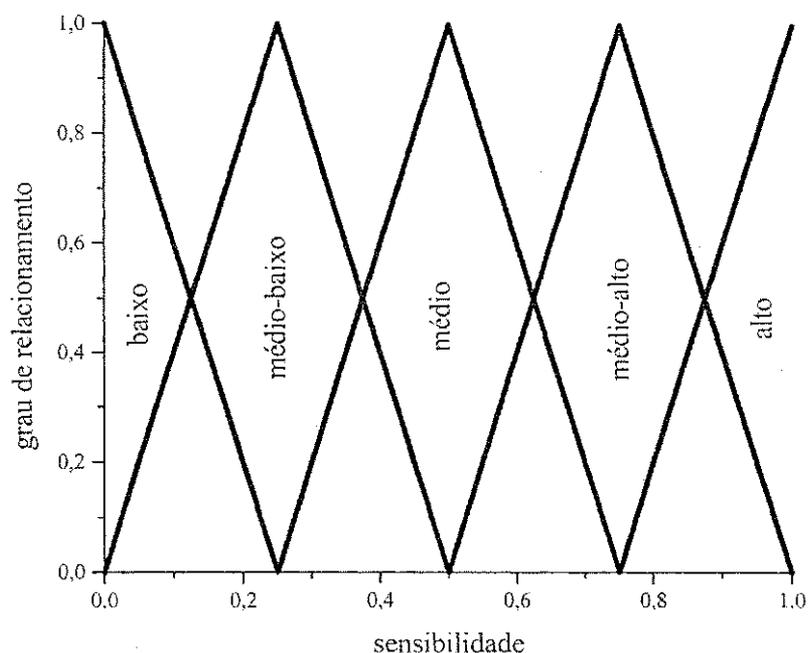


Figura 5.4. Função de relacionamento sensibilidade de alocação na barra.

Tabela 5.1. Matriz decisão das regras difusa.

Tensão \Leftrightarrow Economia \Downarrow	Baixa	Média Baixa	Média	Média Alta	Alta
Baixa	Média Baixa	Média Baixa	Baixa	Baixa	Baixa
Média Baixa	Média	Média Baixa	Média Baixa	Baixa	Baixa
Média	Média	Média	Média Baixa	Baixa	Baixa
Média Alta	Média Alta	Média Alta	Média	Média Baixa	Baixa
Alta	Alta	Média Alta	Média	Média Baixa	Média Baixa

As barras escolhidas pela lógica difusa são determinadas com base em *TB* e *EMB* que só leva em conta a economia obtida com bancos instalados em uma única barra. Para avaliar se outras barras, além das já escolhidas, têm potencialidade de alocação quando consideradas não mais isoladas, mas considerando várias barras com bancos alocados ao mesmo tempo, utiliza-se um algoritmo microgenético modificado. Esta modificação é feita na criação de cada nova população, em que um dos cromossomos gerados não é obtido aleatoriamente, mas é definido através de um mecanismo simples de busca chamado de *Programação Discreta Ascendente* que tem sido utilizado com sucesso em problemas de sistemas de potência [SOUZA et al., 2003c]. Este mecanismo consiste em buscar

seqüencialmente em todas as barras onde a instalação de um banco de capacitores produz a maior economia. Nesta barra instala-se o banco e repete-se a operação para instalação de um novo banco. Este processo se repete até alcançar um valor máximo de economia (quando a instalação de um novo banco não mais produzir um aumento na economia). Esta pesquisa é bem simples, mas possibilita que desde o começo do processo já se tenha um cromossomo evoluído, de tal maneira a acelerar a busca. Nesta fase, o número limite de gerações é pequeno (em torno de 10% do limite de geração utilizado no segundo estágio) visto que o seu objetivo não é fazer uma busca exaustiva para encontrar uma solução próxima da ótima global, mas complementar a avaliação feita pela lógica difusa quanto à potencialidade de barras de um alimentador terem bancos de capacitores alocados. O melhor cromossomo obtido nesta fase já realiza a primeira migração para o próximo estágio.

Verifica-se que o algoritmo microgenético modificado e a lógica difusa escolhem algumas barras iguais, mas também cada uma delas obtém grupos exclusivos. As barras exclusivas do algoritmo microgenético modificado são também consideradas com potencial para instalação de bancos. O grupo de barras escolhido (definido por n) determina o espaço de busca do algoritmo microgenético utilizado no segundo estágio.

O algoritmo microgenético utiliza um vetor de bytes de tamanho n (grupo de barras escolhidas no estágio anterior) como cromossomo e as suas informações são codificadas no alfabeto binário. As informações de cada barra são codificadas em um byte (uma posição do vetor). Os dois bits mais baixos são relativos ao nível de carga de pico, os três subseqüentes ao nível de carga intermediária e os três restantes ao nível de carga leve. Um exemplo do cromossomo é mostrado na figura 5.5. Na primeira barra selecionada não existem bancos; na segunda barra selecionada há dois bancos chaveados na carga intermediária e três bancos chaveados na carga de pico e na n -ésima barra existem dois bancos fixos, cinco bancos chaveados na carga intermediária e dois bancos chaveados na carga de pico.

1ª barra selecionada			2ª barra selecionada			}	n -ésima barra selecionada													
1	2	3	1	2	3		1	2	3											
0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0

Figura 5.5. A estrutura cromossômica.

As n barras selecionadas, que constituem o cromossomo, são mapeadas através de ponteiros que ligam cada elemento do vetor (um byte) a uma das barras selecionadas. Por exemplo, considerando que as barras i , j e k são selecionadas ($n=3$) entre as N barras do alimentador, o algoritmo associa o cromossomo a essas barras como mostrado na figura 5.6.

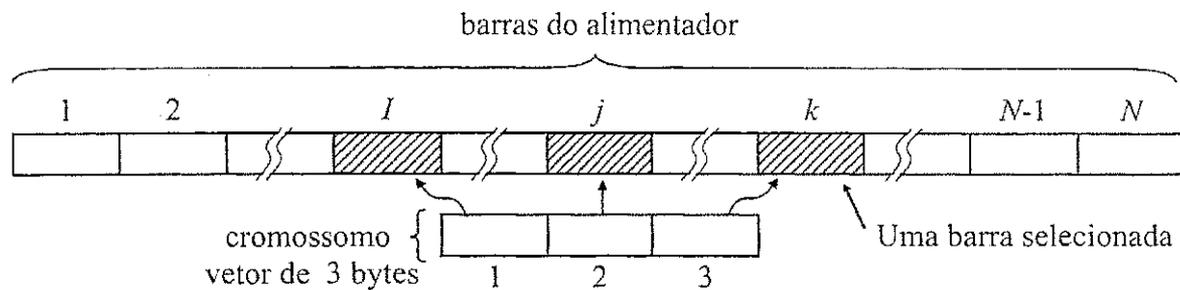


Figura 5.6. Mapeamento pelo cromossomo das barras escolhidas.

A taxa de cruzamentos utilizada neste trabalho foi de 100%, ou seja, todos os S indivíduos que compõe a população são escolhidos aleatoriamente em cada geração para participar da reprodução. Estes indivíduos são selecionados através do método do torneio (seção 4.3.5). Para participar dos cruzamentos $S/2$ duplas são escolhidas aleatoriamente sem reposição (cada indivíduo só pode participar de uma dupla) e estes participam de um torneio em que o indivíduo mais evoluído será o vencedor. Este procedimento é repetido e os vencedores das duas etapas formarão os pares que participarão do cruzamento. O tipo de cruzamento utilizado é o uniforme, ou seja, cada bit dos pais poderá ser permutado na formação dos filhos (seção 4.3.6). Uma máscara lógica de tamanho do número de bits do cromossomo é criada aleatoriamente e esta definirá os genes que formarão cada filho. Este processo não garante que os filhos terão melhor aptidão que os pais. Neste ponto uma estratégia de elitismo é utilizada (seção 4.3.7). Depois da reprodução, pais e filhos são avaliados e os piores indivíduos são eliminados mantendo o tamanho da população constante. Dessa forma tem-se a garantia que os indivíduos mais evoluídos continuarão na próxima geração. Depois do elitismo a convergência da população é examinada. Se a diferença entre os bits de cada indivíduo da população for menor que uma tolerância previamente estabelecida, considera-se então que a população tornou-se homogênea. Quando isto acontece o melhor indivíduo migra para uma nova população de tamanho $S-1$ criada aleatoriamente.

Como foi mostrado o algoritmo proposto tem os seguintes passos:

1. Calcular as tensões de barra, as perdas de potência e perdas de energia no alimentador com a configuração original, ou seja, sem os capacitores que se cogitam instalar;
2. Calcular para cada uma das barras do alimentador a economia máxima obtida com instalação de capacitores exclusivamente nelas (figura 5.2);
3. Aplicar lógica difusa e um algoritmo microgenético modificado para determinar um subgrupo n de barras nas quais a instalação de bancos seja mais proveitosa;
4. Adotar a economia líquida expressa pela equação (5.1) como função de aptidão;
5. O melhor indivíduo obtido pelo algoritmo microgenético modificado migra para o segundo estágio;
6. Com base no subgrupo de barras determinado no passo 3, gerar aleatoriamente uma população de tamanho $S-1$ e acrescentar a ela o melhor cromossomo da geração anterior;
7. Determinar a aptidão de cada cromossomo;
8. Escolher para reprodução os cromossomos da população atual utilizando o método do torneio. Fazer o cruzamento de pares de cromossomos;
9. Calcular a aptidão dos novos cromossomos;
10. Determinar a nova população de tamanho S a partir dos cromossomos mais adaptados da atual população e dos novos cromossomos gerados;
11. Repetir os passos 8 a 10 até a população ter um grau de homogeneidade pré-estabelecido.
12. Determinar o melhor cromossomo e preservá-lo, descartando os outros;
13. Repetir os passos de 6 a 12 h vezes ou até que o mesmo indivíduo seja o melhor por g migrações consecutivas.

Os parâmetros g e h são utilizados para finalizar o algoritmo. O parâmetro h indica o número máximo de gerações que o algoritmo pode realizar e o parâmetro g indica o número máximo de vezes que o mesmo indivíduo poderá migrar para uma nova população. A homogeneidade exigida dentro da população variou de 95% a 100%.

CAPITULO 6

Estudo de Casos

Neste capítulo os resultados alcançados pelo algoritmo proposto são apresentados. O algoritmo foi desenvolvido na linguagem FORTRAN 90 em um microcomputador de 800 MHz. Um alimentador encontrado na literatura e dois outros obtidos de concessionárias de energia são utilizados. Para efeito de validação os mesmos problemas também são resolvidos por um algoritmo genético e um microgenético. Nos dois primeiros sistemas supõe-se que a curva de duração de carga nas barras é modelada com base na curva de carga medida na subestação. No terceiro sistema as curvas de duração de carga nas barras são modeladas com base em curvas típicas de carga dos consumidores.

6.1 Sistema de Teste 1

O algoritmo proposto é aplicado ao alimentador radial de 69 barras e 7 ramais que se vê na figura 6.1. A tensão na subestação é de 12,66 kV. Os níveis de carga, o tempo de atuação anual (360 dias) e o custo da energia são dados na tabela 6.1 e os dados de linha e carga são mostrados na tabela 6.2. A compensação reativa desse alimentador foi estudada originalmente por HUANG et al. [1996] que considerou o planejamento em um horizonte de 10 anos e usou busca tabu para encontrar a melhor estratégia de alocação de bancos. Os resultados desse estudo são tomados como referência. Nos primeiros três anos são admitidos aumentos anuais de 9,55% na carga e depois os valores ficam constantes. O custo do banco de capacitor utilizado é de \$56.300,00/banco para os fixos e de \$ 74.900,00/banco para os chaveados, considerando bancos de 300 kvar. Os custos das perdas de potência em horário de pico não são valorados diretamente. Uma restrição

adicional é imposta: os bancos de capacitores fixos só são instalados se não houver bancos chaveados na mesma barra, caso contrário todos os bancos de capacitores são chaveados. Não foram aplicadas restrições de tensão no sistema, bem como a amortização nos custos dos bancos de capacitores a fim de ter as mesmas condições de operação do trabalho de referência.

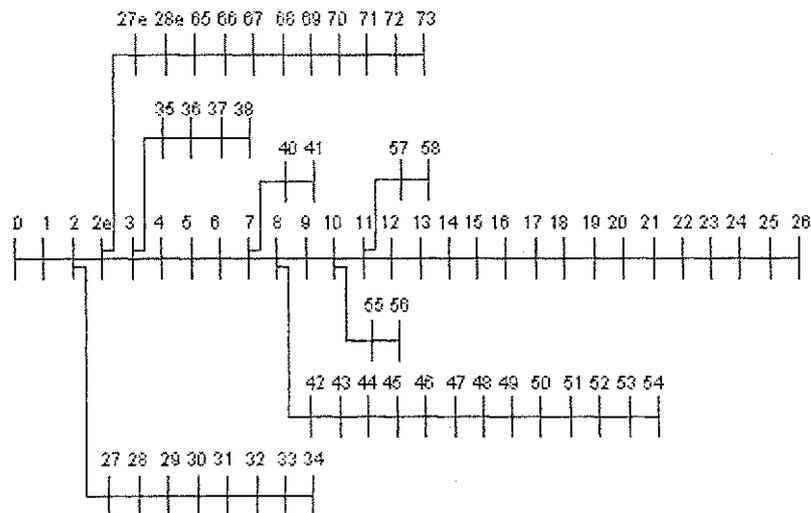


Figura 6.1. Diagrama do alimentador radial de 69 barras

No algoritmo genético básico a população é de 80 cromossomos, com taxas de cruzamento e mutação de 60% e 2% respectivamente. No algoritmo microgenético e no híbrido a taxa de cruzamento é de 100% com uma população de 5 cromossomos. O grau de homogeneidade utilizado é de 98% para os três algoritmos. Nos três sistemas de testes mostrados neste capítulo a saída do algoritmo híbrido, microgenético e genético sempre ocorre no número limite de gerações. O algoritmo genético realiza 1000 gerações, o algoritmo microgenético realiza 1500 e o híbrido realiza 500.

Tabela 6.1. Dados relativos aos níveis da carga e do custo de energia.

	Nível de carga (primeiro ano)			Intervalo de tempo (h)			Custo da perda de energia (\$/kWh)		
Nível	L ₁	L ₂	L ₃	T ₁	T ₂	T ₃	Ke ₁	Ke ₂	ke ₃
Valor	0,5	0,8	1,0	1000	6760	1000	0,7	1,78	2,95

Tabela 6.2. Dados de linha e carga do alimentador de 69 barras.

Seção	N	Impedância		Carga		Seção	N	Impedância		Carga	
		(mΩ)		P (kW)	Q (kvar)			(mΩ)		P (kW)	Q (kvar)
		R	X					R	X		
00-01	1	0.5	1.2	0.00	0.00	02e-27e	5	4.4	10.8	26.00	18.55
01-02		0.5	1.2	0.00	0.00	27e-28e	9	64.0	156.5	26.00	18.55
02-02e	2	0.0	0.0	0.00	0.00	28e-65	13	105.3	123.0	0.00	0.00
02e-03	3	1.5	3.6	0.00	0.00	65-66	17	30.4	35.5	24.00	17.00
03-04	6	25.1	29.4	0.00	0.00	66-67	21	1.8	2.1	24.00	17.00
04-05	10	366.0	186.4	2.6	2.2	67-68	25	728.3	850.9	1.20	1.00
05-06	14	381.1	194.1	40.40	30.00	68-69	30	310.0	362.3	0.00	0.00
06-07	18	92.2	47.0	75.00	54.00	69-70	34	41.0	47.8	6.00	4.30
07-08	22	49.3	25.1	30.00	22.00	70-88	38	9.2	11.6	0.00	0.00
08-09	26	819.0	270.7	28.00	19.00	88-89	43	108.9	137.3	39.22	26.30
09-10	31	187.2	61.9	145.00	104.00	89-90	47	0.9	1.2	39.22	26.30
10-11	35	711.4	235.1	145.00	104.00	03-35	7	3.4	8.4	0.00	0.00
11-12	39	1030.0	340.0	8.00	5.50	35-36	11	85.1	208.3	79.00	56.40
12-13	44	1044.0	345.0	8.00	5.50	36-37	15	289.8	709.1	384.70	274.50
13-14	48	1058.0	349.6	0.00	0.00	37-38	19	82.2	201.1	384.70	274.50
14-15	50	196.6	65.0	45.50	30.00	07-40	23	92.8	47.3	40.50	28.30
15-16	52	374.4	123.8	60.00	35.00	40-41	28	331.9	111.4	3.60	2.70
16-17	54	4.7	1.6	60.00	35.00	08-42	27	174.0	88.6	4.35	3.50
17-18	56	327.6	108.3	0.00	0.00	42-43	32	203.0	103.4	26.40	19.00
18-19	58	210.6	69.6	1.00	0.60	43-44	37	284.2	144.7	24.00	17.20
19-20	60	341.6	112.9	114.00	81.00	44-45	42	281.3	143.3	0.00	0.00
20-21	62	14.0	4.6	5.30	3.50	45-46	46	1590.0	533.7	0.00	0.00
21-22	64	159.1	52.6	0.00	0.00	46-47	49	783.7	263.0	0.00	0.00
22-23	65	346.3	114.5	28.00	20.00	47-48	51	304.2	100.6	100.00	72.00
23-24	66	748.8	247.5	0.00	0.00	48-49	53	386.1	117.2	0.00	0.00
24-25	67	308.9	102.1	14.00	10.00	49-50	55	507.5	258.5	1244.00	888.00
25-26	68	173.2	57.2	14.00	10.00	50-51	57	97.4	49.6	32.00	23.00
02-27	4	4.4	10.8	26.00	18.60	51-52	59	145.0	73.8	0.00	0.00
27-28	8	64.0	156.5	26.00	18.60	52-53	61	710.5	361.9	227.00	162.00
28-29	12	397.8	131.5	0.00	0.00	53-54	63	1041.0	530.2	59.00	42.00
29-30	16	70.2	23.2	0.00	0.00	10-55	36	201.2	61.1	18.00	13.00
30-31	20	351.0	116.0	0.00	0.00	55-56	41	4.7	1.4	18.00	13.00
31-32	24	839.0	281.6	14.00	10.00	11-57	40	739.4	244.4	28.00	20.00
32-33	29	1708.0	564.6	19.50	14.00	57-58	45	4.7	1.6	28.00	20.00
33-34	33	1474.0	487.3	6.00	4.00						

Os resultados obtidos com os algoritmos implementados e os resultados de HUANG et al. [1996], bem como as configurações ótimas definidas por cada método são mostradas na tabela 6.3. Os índices utilizados nesta tabela são relativos aos tipos de capacitores: 1 para os fixos, 2 para os chaveados no nível intermediário de carga e 3 para os chaveados no pico de carga.

Tabela 6.3. Resultado obtido na alocação de bancos de capacitores fixos e chaveados.

Método de otimização aplicado	Número de barras utilizadas	Barras com bancos	Número de capacitores por tipo			Ganho obtido (\$)	Execução (min)
			1	2	3		
Busca Tabu HUANG et al. [1996]	3	11	1	1	0	12,44x 10 ⁶	
		50	1	1	1		
		53	1	0	0		
Algoritmo genético	6	10	1	0	0	13,39 x 10 ⁶	63,6
		20	1	0	0		
		37	1	0	0		
		49	0	0	1		
		50	3	0	0		
Algoritmo microgenético	6	53	1	0	0	13,41 x 10 ⁶	9,6
		10	1	0	0		
		22	1	0	0		
		38	1	0	0		
		50	3	0	0		
Algoritmo híbrido	6	52	0	0	1	13,44 x 10 ⁶	3,1
		53	0	1	0		
		10	1	0	0		
		17	1	0	0		
		38	1	0	0		
		49	0	0	1		
		50	3	0	0		
		53	0	1	0		

O tempo de processamento mostrado do método híbrido engloba somente a segunda parte do algoritmo (algoritmo microgenético), visto que, a primeira parte (lógica difusa e o algoritmo microgenético modificado) é feita somente uma vez para escolher o subgrupo de barras do alimentador. Esses dados ficam disponíveis para serem processados diversas vezes na segunda parte do algoritmo em busca da melhor solução. Desse modo o tempo gasto na primeira parte do algoritmo se dilui dentro do processamento do método híbrido. O tempo gasto no primeiro estágio do algoritmo híbrido é de 1,94 min. É importante salientar que a solução dada pela busca tabu foi inserida como entrada nos três algoritmos utilizados neste trabalho e os resultados obtidos coincidem com os apresentados por HUANG et al. [1996].

O algoritmo híbrido se mostra o mais eficiente no item tempo de processamento. Também quanto à economia obtida, o algoritmo híbrido é melhor que os outros. Das 69 barras, 14 são pré-selecionadas para eventual instalação de banco de capacitores (20%).

Na figura 6.2 é mostrado o perfil de tensão do alimentador antes e depois da instalação de bancos conforme determinado pelo algoritmo híbrido no nível de carga de pico no décimo ano de planejamento. A numeração das barras mostradas na figura 6.2 é baseada na coluna N da tabela 6.2.

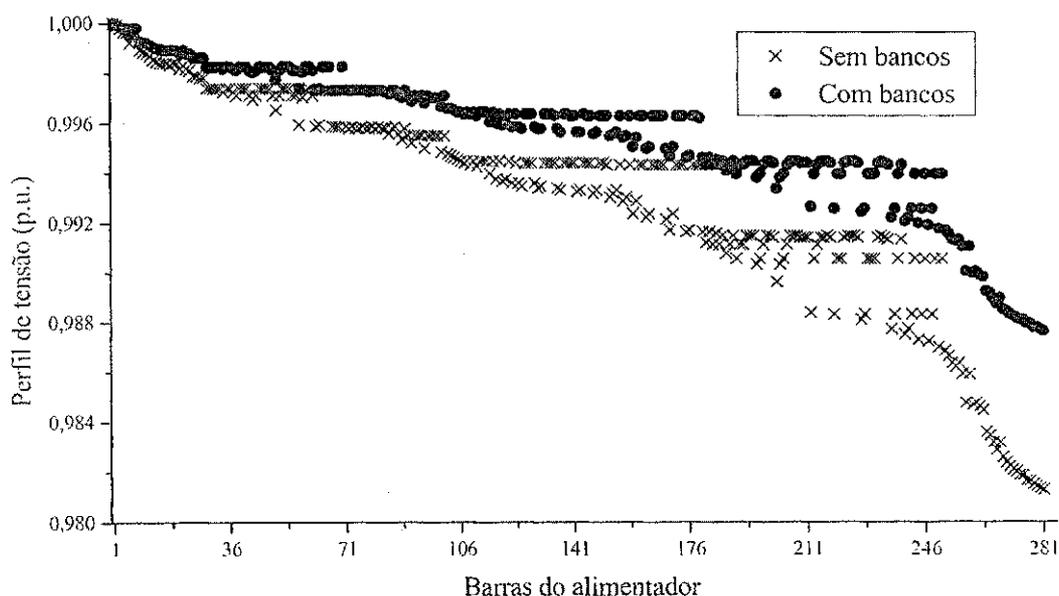


Figura 6.2. Perfil de tensão do alimentador de 69 barras.

6.2 Sistema de Teste 2

O segundo teste é levado a efeito com um alimentador primário de 103 barras (figura 6.3) da subestação de Bela Vista pertencente à Companhia Energética da Borborema. O alimentador, trifásico de tensão 13,8 kV, tem 14,5 km de extensão e atende uma área urbana predominantemente residencial da cidade de Campina Grande. Um fator de potência único, constante e igual a 0,80 foi adotado. O planejamento foi realizado em um horizonte de 3 anos com aumentos anuais de 20,00% na carga. A faixa de tensão permissível é $\pm 5\%$ e a taxa de amortização considerada para depreciação dos bancos de capacitores é de 5%.

Tabela 6.6. Dados de linha e carga do alimentador de 103 barras.

trecho			c a b o	Comprimento (km)	carga kVA	Trecho			c a b o	Comprimento (km)	carga kVA	Trecho			c a b o	Comprimento (km)	carga kVA
de	Para	N				de	para	N				de	para	N			
SF	4512	1	1	0,278	45	2528	2529	46	2	0,066	75	827	828	70	3	0,098	45
4512	3440	2	1	0,384	75	883	882	26	1	0,144	45	828	825	72	3	0,126	112
3440	897	3	1	0,08	75	882	1594	28	3	0,09	30	825	822	73	3	0,106	75
897	3690	5	2	0,178	30	1594	881	30	3	0,058	30	822	4013	74	2	0,17	45
3440	4009	4	1	0,246	45	881	2725	32	3	0,162	45	4013	824	76	2	0,198	15
4009	895	6	2	0,072	75	2725	4839	34	2	0,254	15	822	821	75	3	0,106	45
895	896	8	2	0,194	45	4839	3130	38	2	0,034	225	821	4211	77	3	0,1	45
896	4010	11	2	0,06	75	2725	4220	35	3	0,19	45	4211	2941	78	3	0,048	45
4009	4522	7	1	0,198	75	4220	880	39	3	0,044	0	2941	820	80	2	0,316	75
4522	1236	9	2	0,182	75	880	4441	42	3	0,084	45	2941	819	81	2	0,15	75
1236	2519	12	2	0,124	75	4441	2989	45	3	0,094	0	4211	816	79	3	0,158	45
1236	4931	13	2	0,068	45	2989	2992	47	2	0,224	150	816	817	82	2	0,11	112
4931	4932	15	2	0,128	75	2992	3934	49	2	0,054	0	817	4023	84	2	0,064	45
4522	4460	10	1	0,442	45	3934	3877	52	2	0,07	45	816	807	83	3	0,038	112
4460	3741	14	1	0,042	75	3877	4085	56	2	0,148	15	807	1275	85	3	0,322	75
3741	3833	16	2	0,132	45	3877	3878	57	2	0,108	150	1275	4766	87	3	0,156	45
3741	889	17	2	0,154	75	3878	3920	61	2	0,03	150	4766	4275	89	2	0,348	45
889	4414	19	2	0,106	75	3920	3921	66	2	0,036	75	4275	4276	91	2	0,14	45
4414	2676	22	2	0,072	45	3934	2995	53	2	0,068	150	4276	4684	93	2	0,148	45
2676	891	24	2	0,342	75	2995	3780	58	2	0,108	45	4684	4278	95	2	0,196	45
3741	887	18	1	0,148	112	3780	4388	62	2	0,21	45	4278	4279	99	2	0,306	45
887	886	20	2	0,248	75	4388	4702	67	2	0,134	53	807	808	86	2	0,048	75
887	884	21	1	0,062	45	4388	3995	68	2	0,254	45	808	809	88	2	0,146	45
884	883	23	1	0,196	45	3995	3996	71	2	0,184	45	809	810	90	2	0,164	75
883	2511	25	2	0,038	75	2989	879	48	3	0,186	15	810	811	92	2	0,08	75
2511	2514	27	2	0,018	75	879	3738	50	2	0,13	45	811	813	94	2	0,138	75
2514	2943	29	2	0,072	112	879	4206	51	3	0,076	30	813	4924	96	2	0,142	45
2943	3410	31	2	0,034	75	4206	1553	54	2	0,074	15	813	812	97	2	0,068	15
3410	3429	33	2	0,182	112	4206	876	55	3	0,106	45	813	815	98	2	0,236	112
3429	2525	36	2	0,072	75	876	877	59	2	0,118	45	815	3110	100	2	0,188	45
2525	2526	40	2	0,078	75	877	878	63	2	0,148	45	815	4262	101	2	0,2	45
2526	2524	43	2	0,062	30	878	1264	69	2	0,148	45	4262	4263	102	2	0,204	45
3429	3430	37	2	0,04	75	876	3431	60	3	0,498	45	4263	4264	103	2	0,22	75
3430	2527	41	2	0,02	75	3431	829	64	3	0,02	75						
2527	2528	44	2	0,09	75	3431	827	65	3	0,086	45						

Tabela 6.7. Impedância dos condutores do alimentador de 103 barras

código	condutor	Resistência (Ω /km)	reatância (Ω /km)
1	336,4 MCM	0,1904	0,3766
2	4 CA	1,5325	0,4705
3	4/0 CAA	0,3687	0,4574

No algoritmo genético básico a população é de 80 cromossomos, com taxas de cruzamento e mutação de 60% e 2% respectivamente. No algoritmo microgenético e no

híbrido a taxa de cruzamento é de 100% com uma população de 5 cromossomos. O grau de homogeneidade utilizado é de 98% para os três algoritmos. O algoritmo genético realiza 1000 gerações, o algoritmo microgenético realiza 1500 e o híbrido realiza 500.

O resultado do estudo é consolidado nas tabela 6.8 e 6.9. O tempo gasto no primeiro estágio do algoritmo híbrido é de 4,5 min. Mais uma vez o algoritmo híbrido se mostra mais eficiente que os outros com respeito ao tempo de processamento e economia obtida. No algoritmo híbrido, das 103 barras, 65 são pré-selecionadas para eventual instalação de banco de capacitores (61%).

Tabela 6.8. Configuração de alocação obtidos nos três algoritmos.

Algoritmo genético			Algoritmo microgenético			Algoritmo híbrido					
Barras com bancos	Número de capacitores por tipo			Barras com bancos	Número de capacitores por tipo			Barras com bancos	Número de capacitores por tipo		
	1	2	3		1	2	3		1	2	3
4009	1	0	0	4009	1	0	0	3440	1	0	0
895	0	1	0	895	1	0	0	895	1	0	0
4522	1	0	0	4931	1	0	0	1236	1	0	0
1236	1	0	0	2676	0	1	0	4931	0	0	1
3741	1	0	0	887	2	0	0	3741	0	0	1
4414	0	1	0	883	2	0	0	2676	1	0	0
886	0	0	1	2943	0	0	1	884	0	2	1
884	2	0	0	3410	0	2	0	2511	1	0	0
2511	0	0	1	2525	1	0	0	3410	1	0	0
2524	0	1	0	2529	1	0	0	3429	0	1	0
2527	2	0	0	2725	0	1	0	2525	0	0	1
2725	0	2	0	4839	0	1	0	2529	1	0	0
4839	1	0	0	4441	0	0	1	881	1	0	0
2992	0	0	1	3877	0	2	0	3130	1	0	0
3934	0	1	0	3920	0	0	1	4220	0	0	1
3877	0	1	0	2995	2	0	0	4441	1	0	0
3920	2	0	0	4702	0	0	1	3934	0	2	0
3995	0	0	1	876	1	0	0	3878	1	0	1
879	2	0	0	3431	1	0	0	4388	1	0	0
878	0	0	1	821	1	0	0	3431	1	1	0
828	1	0	0	4211	0	1	0	825	0	0	1
825	0	0	1	816	2	0	0	822	1	0	1
4211	0	1	1	1275	0	1	0	817	1	0	0
807	2	0	0	4278	1	0	0	807	1	0	0
4684	0	1	0	808	0	0	1	1275	0	1	0
809	1	0	0	810	0	0	2	4684	1	0	0
813	1	0	1	812	1	0	0	810	1	0	0
4262	1	0	0	4264	1	0	0	813	0	1	0
								815	0	0	1
								4263	1	0	0

Tabela 6.9. As soluções para o alimentador de 103 pelos diferentes métodos.

Algoritmo	Economia líquida	Execução, min	Capacitores		
			1	2	3
Genético básico	\$ 241712	33,20	19	9	8
Microgenético	\$ 241635	5,50	19	9	7
Híbrido	\$ 242498	4,00	19	8	9

Na figura 6.4 é mostrado o perfil de tensão do alimentador antes e depois da instalação de bancos conforme determinado pelo algoritmo híbrido no nível de carga de pico. A numeração das barras mostradas na figura 6.4 é baseada na coluna N da tabela 6.6.

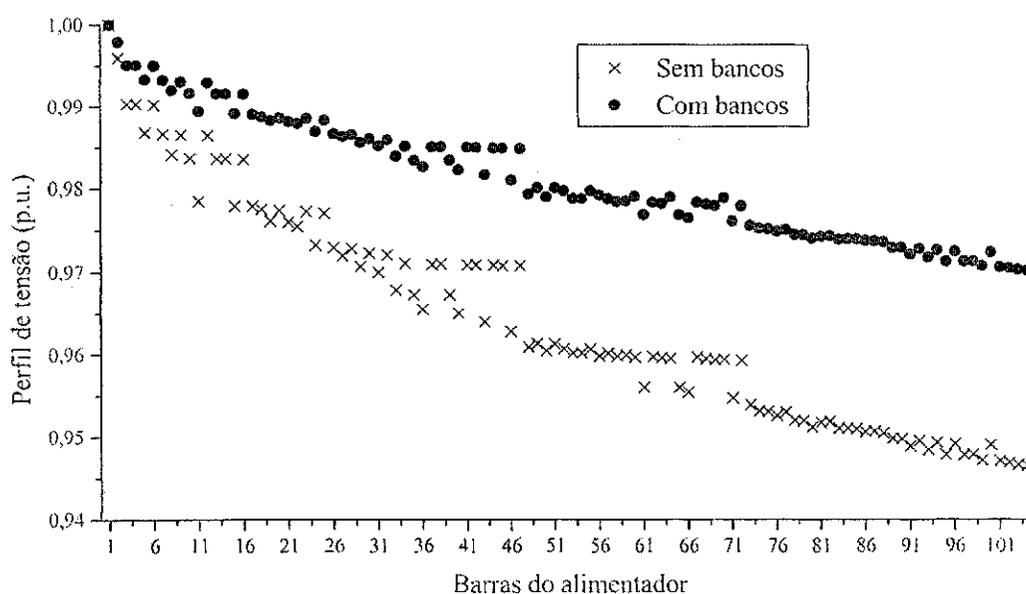


Figura 6.4. Perfil de tensão do alimentador de 103 barras.

6.3 Sistema de Teste 3

O sistema de teste 3 é um alimentador de 282 barras cujos dados de linha e de carga são mostrados nas tabelas 6.10 e 6.11. Este sistema é derivado de um sistema de distribuição do sudeste do Brasil. A tensão na subestação é de 13.8 kV. Um planejamento no horizonte de dois anos foi considerado, com um aumento anual de carga de 20%. A faixa de tensão permissível é $\pm 5\%$ e a taxa de amortização considerada para depreciação dos bancos de capacitores é de 5%. A tabela 6.12 mostra as curvas de duração de carga segmentadas em quatro níveis para cada barra baseadas nas curvas típicas de carga obtidas segundo JARDINI et al [2000].

Tabela 6.11. Impedância dos condutores do alimentador de 282 barras

Cabo	$R (\Omega/\text{km})$	$X (\Omega/\text{km})$
1	2.67690	0.46179
2	0.37970	0.38283
3	0.20320	0.36025
4	0.20630	0.37140
5	1.04390	0.43676
6	0.32810	0.39294

Tabela 6.12. Curvas de duração de carga segmentada em 4 níveis baseadas nas curvas típicas de carga dos consumidores.

Barra	LP_1	LP_2	LP_3	LP_4	LQ_1	LQ_2	LQ_3	LQ_4	kVA
1357	0.021	0.037	0.038	0.043	0.009	0.016	0.016	0.018	30.0
1362	0.032	0.067	0.070	0.092	0.014	0.028	0.030	0.039	75.0
1369	0.036	0.073	0.130	0.170	0.015	0.031	0.055	0.072	45.0
1375	0.050	0.075	0.121	0.127	0.021	0.032	0.052	0.054	150.0
1380	0.008	0.012	0.019	0.020	0.003	0.005	0.008	0.008	75.0
1389	0.020	0.039	0.056	0.077	0.009	0.016	0.024	0.033	75.0
1391	0.064	0.112	0.126	0.146	0.027	0.048	0.054	0.062	75.0
1394	0.065	0.100	0.103	0.127	0.028	0.043	0.044	0.054	75.0
1397	0.036	0.070	0.072	0.094	0.015	0.030	0.031	0.040	45.0
1400	0.020	0.027	0.028	0.032	0.008	0.011	0.012	0.014	30.0
1408	0.041	0.080	0.100	0.131	0.017	0.034	0.042	0.056	45.0
1412	0.022	0.032	0.041	0.045	0.009	0.013	0.018	0.019	30.0
1416	0.007	0.007	0.014	0.019	0.003	0.003	0.006	0.008	30.0
1651	0.017	0.025	0.040	0.042	0.007	0.011	0.017	0.018	75.0
1656	0.025	0.057	0.059	0.065	0.011	0.024	0.025	0.028	112.5
1659	0.027	0.035	0.036	0.043	0.012	0.015	0.015	0.018	75.0
1660	0.049	0.062	0.072	0.097	0.021	0.026	0.031	0.041	45.0
1428	0.015	0.023	0.037	0.038	0.007	0.010	0.016	0.016	150.0
1621	0.048	0.062	0.081	0.102	0.021	0.027	0.035	0.043	75.0
1622	0.086	0.109	0.140	0.182	0.037	0.047	0.060	0.077	45.0
1623	0.071	0.111	0.134	0.140	0.030	0.047	0.057	0.060	75.0
1630	0.044	0.048	0.062	0.090	0.019	0.021	0.026	0.038	15.0
1632	0.019	0.035	0.037	0.043	0.008	0.015	0.016	0.018	30.0
1668	0.006	0.008	0.009	0.010	0.003	0.004	0.004	0.004	75.0
1442	0.088	0.114	0.117	0.138	0.038	0.049	0.050	0.059	30.0
1445	0.042	0.054	0.069	0.090	0.018	0.023	0.029	0.038	15.0
1601	0.003	0.005	0.010	0.013	0.001	0.002	0.004	0.006	45.0
1602	0.087	0.132	0.207	0.215	0.037	0.056	0.088	0.092	45.0
1626	0.034	0.046	0.054	0.066	0.014	0.020	0.023	0.028	45.0
1627	0.242	0.318	0.364	0.384	0.103	0.135	0.155	0.164	30.0
1637	0.022	0.033	0.044	0.047	0.009	0.014	0.019	0.020	30.0
1639	0.081	0.105	0.108	0.128	0.035	0.045	0.046	0.054	45.0
1529	0.009	0.019	0.022	0.025	0.004	0.008	0.009	0.010	45.0
1530	0.085	0.113	0.146	0.180	0.036	0.048	0.062	0.077	15.0
1531	0.070	0.093	0.120	0.148	0.030	0.040	0.051	0.063	30.0
1535	0.085	0.109	0.142	0.179	0.036	0.046	0.060	0.076	30.0
1536	0.046	0.064	0.085	0.096	0.019	0.027	0.036	0.041	30.0
1539	0.027	0.032	0.044	0.061	0.012	0.013	0.019	0.026	30.0
1545	0.097	0.145	0.233	0.241	0.042	0.062	0.099	0.103	45.0
1564	0.012	0.018	0.028	0.029	0.005	0.008	0.012	0.012	75.0
1606	0.003	0.005	0.007	0.010	0.001	0.002	0.003	0.004	45.0
1491	0.035	0.047	0.050	0.056	0.015	0.020	0.021	0.024	30.0
1496	0.017	0.034	0.036	0.048	0.007	0.015	0.015	0.020	30.0
1499	0.011	0.014	0.018	0.024	0.005	0.006	0.008	0.010	30.0
1500	0.017	0.020	0.028	0.039	0.007	0.009	0.012	0.017	30.0
1503	0.003	0.004	0.005	0.007	0.001	0.002	0.002	0.003	30.0
1506	0.016	0.023	0.030	0.033	0.007	0.010	0.013	0.014	30.0
1548	0.074	0.125	0.136	0.147	0.031	0.053	0.058	0.063	45.0
1551	0.105	0.151	0.197	0.220	0.045	0.065	0.084	0.094	15.0
1525	0.233	0.298	0.298	0.298	0.068	0.087	0.087	0.087	3000.0
1558	0.022	0.030	0.038	0.046	0.009	0.013	0.016	0.020	45.0
1559	0.023	0.030	0.038	0.049	0.010	0.013	0.016	0.021	30.0

No algoritmo genético básico a população é de 80 cromossomos com taxas de cruzamento e mutação de 60% e 2% respectivamente. No algoritmo microgenético e no híbrido a taxa de cruzamento é de 100% com uma população de 5 cromossomos. O grau de homogeneidade utilizado é de 98% para os três algoritmos. O algoritmo genético realiza 200 gerações, o algoritmo microgenético realiza 1000 e o híbrido realiza 500. Admite-se instalação de capacitores até o limite de 1 Mvar em unidades de 50 kvar, respeitando-se o teto de 150 kvar por barra. Os custos dos bancos fixos e chaveados são mostrados na tabela 6.13. O tempo de atuação anual (360 dias) e o custo da energia e potência são dados na tabela 6.14. O resultado do estudo é consolidado nas tabela 6.15.

Tabela 6.13. Custo dos bancos de capacitores.

Tipo	Valor (\$/kvar)
Fixo	1,0
Chaveado	1,3

Tabela 6.14. Dados relativos aos custos de energia e duração por nível de carga.

Nível	Intervalo de tempo (h)				Custo da perda de energia (\$/kWh)			
	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	ke ₁	ke ₂	ke ₃	ke ₄
Valor	2160	2160	2160	2160	0,4	0,4	0,4	1,0

Tabela 6.15. Alocação ótima de bancos de capacitores fixos e chaveados com base no modelo de carga de curvas típicas de carga.

Método de otimização aplicado	Número de barras utilizadas	Barras com bancos	Número de capacitores por tipo				Ganho obtido (\$)	Execução (min)
			1	2	3	4		
Algoritmo genético	5	1419	0	0	1	0	9940,5	43,8
		1492	0	1	0	0		
		1521	1	0	0	0		
		1523	2	0	0	0		
		1524	2	0	0	0		
Algoritmo microgenético	5	1447	1	0	0	0	9952,5	11,0
		1480	1	0	0	0		
		1522	0	1	0	0		
		1523	0	1	0	0		
		1524	3	0	0	0		
Algoritmo híbrido	4	1406	1	0	0	0	10042,3	8,5
		1467	1	0	0	0		
		1524	2	0	0	0		
		1525	2	1	0	0		

O tempo gasto na primeira parte do algoritmo híbrido é de 22,1 min. Os resultados obtidos pelo algoritmo híbrido se mostram melhores que os outros dois algoritmos. No algoritmo híbrido, das 282 barras, 35 são pré-selecionadas para eventual instalação de banco de capacitores (12,4%). Na figura 6.5 é mostrado o perfil de tensão do alimentador antes e depois da instalação de bancos conforme determinado pelo algoritmo híbrido no nível de carga de pico.

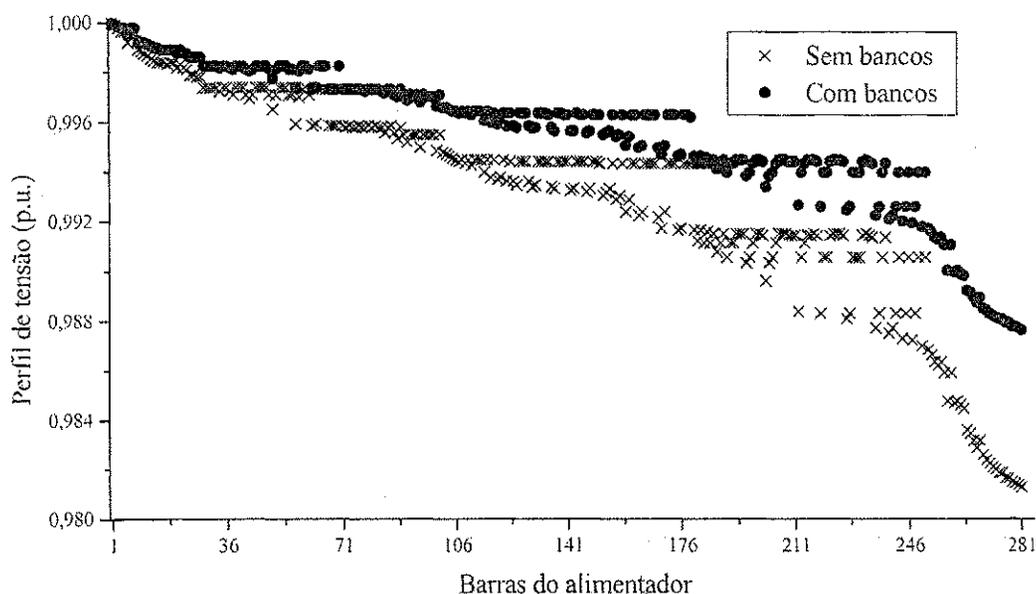


Figura 6.5. Perfil de tensão do alimentador de 282 barras.

No intuito de avaliar as diferenças de resultados quanto à modelagem de carga, o mesmo problema é resolvido considerando a carga nas barras modeladas pela curva de carga da subestação. Os níveis de carga com base na curva de carga da subestação são mostrados na tabela 6.16. O resultado obtido pelo algoritmo híbrido para essa modelagem é mostrado na tabela 6.17. A economia obtida em ambos os casos (tabela 6.15 e 6.17) pelo algoritmo híbrido são muito diferentes devido à modelagem de carga. Considerando que a modelagem de carga baseada nas curvas típicas representa com mais exatidão a real condição de carga de cada barra, pode-se então tomar a solução da tabela 6.15 como referência e chamá-la de estratégia ótima A. Dessa forma pode-se fazer uma melhor avaliação de quão boa foi a configuração mostrada na tabela 6.17 (estratégia ótima B) se a inseri-la no algoritmo cuja carga é modelada pela curvas típicas de carga. O resultado dessa operação é mostrado na tabela 6.18 juntamente com o resultado da tabela 6.15.

Tabela 6.16. Dados relativos aos níveis da carga baseados na curva da subestação.

Nível de carga				
Nível	L ₁	L ₂	L ₃	L ₄
Valor	0,152	0,199	0,206	0,212

Tabela 6.17. Alocação ótima de bancos de capacitores fixos e chaveados com base no modelo de carga da curva de carga da subestação.

Método de otimização aplicado	Número de barras utilizadas	Barras com bancos	Número de capacitores por tipo				Ganho obtido (\$)
			1	2	3	4	
Algoritmo híbrido	4	1406	1	0	0	0	6699,0
		1447	1	0	0	0	
		1524	0	1	0	0	
		1525	3	0	0	0	

Tabela 6.18. Configurações ótimas obtidas em modelagens de cargas diferentes aplicadas ao modelo de carga de curvas típicas (referência).

Configurações ótimas	Número de barras utilizadas	Barras com bancos	Número de capacitores por tipo				Ganho obtido (\$)
			1	2	3	4	
Estratégia A	4	1406	1	0	0	0	10042,3
		1467	1	0	0	0	
		1524	2	0	0	0	
		1525	2	1	0	0	
Estratégia B	4	1406	1	0	0	0	9596,2
		1447	1	0	0	0	
		1524	0	1	0	0	
		1525	3	0	0	0	

Analisando esses resultados percebe-se que a economia vista na tabela 6.17 que é baseada no modelo de carga da curva da subestação não é muito realista, visto que contabiliza uma diferença de 30,2% para o valor real (tabela 6.18 – estratégia B). Os resultados da tabela 6.18 também mostram que a estratégia B produz uma economia um pouco menor que a obtida na estratégia A (4,4%). Pode-se concluir que a modelagem de carga baseada na curva da subestação, apesar de não produzir uma economia líquida real, define uma estratégia que produz valores muito bons quando empregado juntamente com um modelo de carga mais realista. É necessário fazer esse mesmo estudo para outros sistemas de distribuição, a fim de se confirmar essas conclusões.

Conclusões

Neste trabalho foram apresentadas a importância técnica e econômica da compensação reativa de sistemas de distribuição de energia elétrica. Mostrou-se justificável e de grande utilidade para concessionárias de energia a realização de um estudo detalhado visando adequar técnicas meta-heurísticas para que de uma forma robusta, realista e rápida a compensação reativa seja definida. Para um estudo mais detalhado foram escolhidos os algoritmos genéticos e buscou-se incrementar a eficiência computacional desses algoritmos o suficiente para torná-los aplicáveis a sistemas de distribuição radial com várias centenas de barras. Um método híbrido para compensação reativa ótima de alimentadores radiais de energia elétrica foi proposto. Esse método incluiu um algoritmo microgenético, que é uma ferramenta poderosa para resolver problemas complexos de otimização combinatória, mas que inicialmente considera todo o universo de combinações possíveis como solução em potencial. O algoritmo proposto também aproveitou o conhecimento dos especialistas por meio da lógica difusa, que a priori elimina soluções consideradas inviáveis. Uma revisão bibliográfica com importantes contribuições nos estudos da compensação reativa para o trabalho foi abordada, delineando o estado da arte concernente ao tema proposto.

No método híbrido proposto há duas opções de modelo de carga para efeito do cálculo das perdas de energia e de potência: baseado na curva de carga da subestação e baseado nas curvas típicas de cargas de consumidores. O primeiro modelo tem muitas aproximações, mas possibilita com facilidade o estudo da maioria dos sistemas de

distribuição. O segundo modelo de carga é mais real, mas tem como principal desvantagem a necessidade de extenso conhecimento do sistema e dos seus consumidores.

No método híbrido é permitida a imposição de restrições de tensão, número máximo de bancos de capacitores que pode ser instalado no sistema e por barra. Considerou-se a depreciação anual dos custos dos bancos de capacitores e ele foi concebido de tal forma a ser utilizado para qualquer sistema real de distribuição radial com centenas de barras. O estudo foi feito para alocação de bancos de capacitores fixos e chaveados com a segmentação da curva de duração de carga podendo ter um número qualquer de níveis. O horizonte de planejamento foi livre (número qualquer de anos) em uma formulação de estágio único.

O algoritmo microgenético mostrou-se mais eficiente que o algoritmo genético básico para resolver o problema de compensação reativa visto que ele foi mais rápido e em geral obteve soluções mais próximas do ótimo global. A inclusão do conhecimento do especialista sobre compensação reativa através da lógica difusa tornou o algoritmo microgenético ainda mais eficiente. Isso foi possível porque ao se reduzir o espaço de busca e conseqüentemente diminuir o tempo de processamento, se aumentou a chance de alcançar o ótimo global.

7.1 Propostas para trabalhos futuros

Algumas possibilidades de continuação deste trabalho são as seguintes:

- Realizar o planejamento anual levando em conta uma formulação de múltiplos estágios;
- Estudar a alocação e coordenação ótima de bancos de capacitores e reguladores de tensão em sistemas de distribuição radiais;
- Inserir no presente estudo uma avaliação do efeito que os transitórios eletromagnéticos causados pelo chaveamento dos bancos de capacitores causam no sistema elétrico, inclusive o problema de distorções harmônicas.

Referências Bibliográficas

- ABDEL-SALAM, T.S., CHIKHANI, A. Y., e HACKAM, R. "A New Technique for Loss Reduction Using Compensating Capacitors Applied to Distribution Systems with Varying Load Condition" *IEEE Trans. Power Delivery*, Vol. 9, No. 2, pp. 819-827, abril de 1994.
- ALVES, H. N. SOUZA, B. A., BRAZ, H. D. M., KAGAN, N. "Optimal Capacitor Allocation in Electrical Distribution Systems Based on Typical Load Profiles", *Latin America IEEE/PES T&D 2004*, São Paulo, 8-11 de novembro de 2004, paper 185.
- ALVES, H. N., SOUZA, B. A., FERREIRA, H. A. "Algoritmos microgenéticos e lógica fuzzy aplicados ao controle de bancos de capacitores em redes de distribuição", *Anais do XIV Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 855-860. Natal, 2 a 5 de setembro, 2002.
- ANANTHAPADMANADHA, T.; KULKARNI, A. D., GOPALA RAO, A. S. e RAGHAVENDRA RAO, K. "Knowledge-based Expert System for Optimal Reactive Power Control in Distribution System" *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 18, No. 1, pp. 27-31, 1996.
- BARAN, M. E. e WU, F. F. "Optimal capacitor placement on radial distribution systems". *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 4, No. 1, pp. 725-734, Jan. 1989.
- CHIANG, H.D., MIU, K.N. "Capacitor Placement, Replacement And Control In Large-Scale Distribution Systems By A Ga-Based Two-Stage Algorithm." *IEEE Transactions On Power Systems*, Vol. 12, pp. 1160-1165, Agosto de 1997.

- COOK, R. F. "Analysis of Capacitor Application as Affected by Load Cycle.", *AIEE Transactions*, Vol. 78, No. 10, pp. 950-957, 1959.
- COOK, R. F. "Optimizing the Application of Shunt Capacitor for Reactive-Volt-Ampere Control and Loss Reduction." *AIEE Transactions*, Vol. 80, pp. 430-444, Agosto, 1961.
- CORDÓN, O., HERRERA, F., HOFFMANN, F., e MAGDALENA, L. "Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Turning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases", *World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd.*, 2001.
- CRIS, M., SALAMA M.M.A., JAYARAM, S., "Capacitor placement in distribution systems using heuristic search strategies.", *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 144 No. 2, pp. 225-230, Maio, 1997.
- CUTTINO, W.H. "Extending the Use of Shunt Capacitors by Means of Automatic Switching", *AIEE Transactions*, Vol. 63, pp. 674-678, 1944.
- DAS, D., KOTHARI, D.P., KALAM, A. "Simple and efficient method for load flow solution of radial distribution networks", *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 17, No. 5, pp.335-346, 1995.
- DELBEM, A. C. B., BRETAS, N.G., CARVALHO, A. O. "Um Algoritmo de Inteligência Artificial com Heurísticas Fuzzy para Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição Radiais." *XII Congresso Brasileiro de Automática*. 1703-1708, 2000.
- DELFANTI, M., GRANELLI, P. G., MARANNINO, P., MONTAGNA, M. "Optimal Capacitor Placement Using Deterministic and Genetic Algorithms.", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 15, No. 3, pp. 1041-1046, 2000.
- DORNELLAS, C. R. R., FALCÃO, D. M. "Reactive Power Optimization Using Genetic Algorithms." *XI Congresso Brasileiro de Automática*, Setembro, 1996.
- DURAN, H. "Optimum Number, Location and Size of Shunt Capacitors in Radial Distribution Feeders, A Dynamic Programming Approach.", *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. 87, No.9, pp.1769-1774, 1968.
- EKEL, P., PEDRYEZ, W., SCHINZINGER, R., "A general approach to solving a wide class of fuzzy optimization problems", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 97, pp. 49-66, Julio, 1998.

- EL-KEIB, A. A., CARLISLE, J. C. "A Graph Search Algorithm for Optimal Placement of Fixed and Switched Capacitors on Radial Distribution Systems.", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 15, No. 1, Janeiro, 2000.
- FERREIRA, H. A., SOUZA, B. A., ALVES, H. N. "Optimal Capacitor in Electrical Distribution Systems Using a Genetic Algorithm", *Latin America IEEE/PES T&D 2002*, São Paulo, 18-22 de março de 2002, paper 188.
- GOLDBERG, D., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- GÖNEN, T. *Electric Power Distribution Systems Engineering*, New York, McGraw-Hill Book Company, 1986.
- GRAINGER, J. J., LEE, S. H. e EL-KIB, A.A. "Design of a Real -Time Swithing Control for Capacitive Compensation of Distribution Feeders", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. 101, pp. 2420-2428, agosto de 1982.
- HAPP, H. H. *Piecewise Methods and Applications to Power Systems*, Wiley-Interscience Publication, John Wiley, New York, 1980.
- HERRERA, F., e LOZANO, M. "Adaptive genetic operators based on coevolution with fuzzy behaviors", *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, Vol. 5, No. 2, pp. 149-165, 2001.
- HOLLAND, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- HUANG, P.H. "Analysis of Power Systems Dynamic Stability via Fuzzy Concepts." In: Marks, R.J. (1994). *Fuzzy Logic Technology and Applications*. *IEEE Technical Activities Board*, pp. 239-244, 1992.
- HUANG, Y.C., YANG, H.T., HUANG, C.L. "Solving the Capacitor Placement Problem in a Radial Distribution System Using Tabu Search Approach". *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 4: pp. 1868-1873, Novembro de 1996.
- JARDINI, J. A., TAHAN C. M. V., GOUVÊA, M. R., AHN, S. U., FIGUEIREDO, F. M. "Daily Load Profiles for Residential, Commercial and Industrial Low Voltage Consumers". *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 15, no. 1, January 2000.

- KAGAN, N., OLIVEIRA, C.C.B. "Utilização de Algoritmos Genéticos para Minimização de Perdas em Redes de Distribuição de Energia Elétrica.", III CONLADIS, São Paulo, 8-10 Setembro, pp. 587-591, 1998.
- KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. "Optimization by Simulated Annealing", *Science* 220(4598): pp. 671-680, 1983.
- KRISHAKUMAR, K. "Micro-Genetic Algorithms for Stationary and non Stationary Function Optimization", *SPIE Intelligent Control And Adaptive System*, 1196, Philadelphia, pp. 289-296, 1989.
- LEE, S. H., GRAINGER, J. J. "Optimum Placement of Fixed and Switched Capacitors on Primary Distribution", *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-100, pp. 345-352, janeiro de 1981.
- LEVITIN G., KALYUZHNY, A., SHENKMAN, A. "Optimal Capacitor Allocation in Distribution Systems Using a Genetic Algorithm and a Fast Energy Loss Computation Technique." *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 15, No. 2, Abril, 2000.
- MENDES, A., PISSARA, C., FRANÇA, P., LYRA, C., CAVELUCCI, C. "Instalação de capacitores para redução de perdas em redes de distribuição", *Anais do XIV CBA*, pp. 867-873. Natal, 2-5 setembro, 2002.
- NG, H. N., SALAMA, M. M. A., CHIKHANI, A. Y. "Classification of Capacitor Allocation Techniques.", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 15, No. 1, pp. 387-392, Janeiro, 2000a.
- NG, H. N., SALAMA, M. M. A., CHIKHANI, A. Y. "Capacitor Allocation by Approximate Reasoning: Fuzzy Capacitor Placement", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 15, No. 1, pp. :393-398., Janeiro, 2000b.
- OLIVEIRA, C. C. B., KAGAN, N., MEFFE, A., JONATHAN, S., CAPARROZ, S., CAVARETTI, J. L. "A New Method for the Computation of Technical Losses in Electrical Power Distribution Systems", 16º International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, 18 a 21 de junho de 2001.
- PENHA, F. D. Contribuição ao Planejamento e Controle da Compensação Reativa em Alimentadores Primários, Dissertação de Mestrado, Campina Grande, UFPB, 1991.

- PEREIRA, M. A. MURARI, C. A. F. "Aplicação de Algoritmos Genéticos em Redes de Distribuição de Energia Elétrica.", III CONLADIS, São Paulo, 8-10 Setembro, 1998.
- ROSS, T. J. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, New York – NY: McGraw-Hill, 1995.
- RUDNICK, H., MUNOZ, M. "Three phase load flow analysis in radial power systems", 1º SIDEE, 1990.
- SANTOSO, N. L., TAN, O. T. "Neural-net based real-time control of capacitors installed on distribution systems", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 5, No. 1, pp. 266-272, Janeiro, 1990.
- SCHMILL, J. V., "Optimum Size and Location of Shunt Capacitors on Distribution Feeders.", *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. 84, No. 9, pp. 825-832, 1965.
- SOUZA, B. A., ALVES, H. N., BRAZ, H. D. M., "Efeitos da Segmentação da Curva de Duração de Carga na Compensação Reativa em Redes de Distribuição" 6º. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, Bauru, 14-17 setembro de 2003a.
- SOUZA, B. A., ALVES, H. N., FERREIRA, H. A. "Microgenetic Algorithms and Fuzzy Logic Applied to the Optimal Placement of Capacitor Banks in Distribution Networks", *IEEE Transaction Power Systems*, vol. 19, no. 2, pp. 942-947, May 2004.
- SOUZA, B. A., ALVES, H. N., FERREIRA, H. A., CAVALCANTI, L. F. "Banks of Automatic capacitors in Electrical distribution Systems: A Genetic Algorithm of Control" Congreso Internacional de Distribucion Electrica, Buenos Aires - Argentina, 3 a 6 de dezembro de 2002.
- SOUZA, B. A., FERREIRA, H. A., ALVES, H. N., BRAZ, H. D. M. "Discrete Ascent Optimal Programming Applied to Network Configuration in Electrical Distribution Systems", 17º International Conference and Exhibition on Electricity Distribution, Barcelona – Espanha, 12 a 15 de maio de 2003c.
- SU, C.T., LII, G.R., TSAI, C.C. "Optimal Capacitor Allocation Using Fuzzy Reasoning and Genetic Algorithms for Distribution Systems", *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 33, pp. 745-757, 2001.

WHITE, J. A., CASE, K. E., PRATT, D. B., AGEE, M. H. *Principles of Engineering Economic Analysis*, 4th Edition, Wiley, 1998.

ZADEH, L. A. Fuzzy Sets, *Information and Control*, Vol. 8, pp.338-353, 1965.