
Helvio Alves Ferreira

Sistemas de Distribuição de Energia
Elétrica: Um Algoritmo Genético para
Alocação Ótima de Capacitores

*Dissertação 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 Mestre
em Ciências no Domínio da Engenharia
Elétrica.*

Área de Concentração: Processamento da Energia

Benemar Alencar de Souza, D.Sc.
Orientador

Campina Grande - Paraíba – Brasil

Julho de 2002



F383s Ferreira, Helvio Alves
2002 Sistemas de distribuição de energia elétrica: um algoritmo genético para alocação ótima de capacitores/
Helvio Alves Ferreira.- Campina Grande: UFCEM, 2002.

74 p.

Inclui Bibliografia.

Dissertação (mestrado) UFCEM / CCT.

1. Engenharia Elétrica - Sistemas de Distribuição
2. Algoritmos Genéticos
3. Alocação de Capacitores

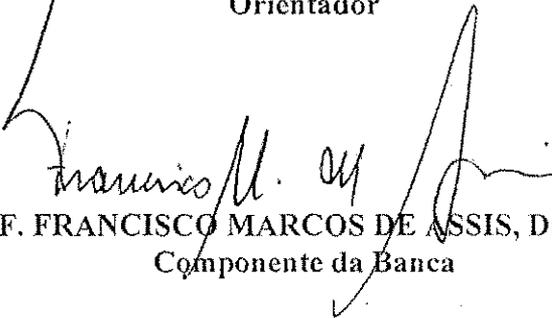
CDU: 621.3.016.4

SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA: UM ALGORITMO
GENÉTICO PARA ALOCAÇÃO ÓTIMA DE CAPACITORES

HÉLVIO ALVES FERREIRA

Dissertação Aprovada em 24.07.2002


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


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


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

CAMPINA GRANDE - PB
Julho - 2002

A Humberto e Iêda,
meus pais, com muito carinho,

DEDICO.

Agradecimentos

Agradeço a Deus, por ter sempre me conduzido a bons caminhos.

À COPELE e à CAPES, pela oportunidade em poder realizar este trabalho.

Ao Prof. Benemar Alencar de Souza, por ser um excelente orientador, além de grande incentivador e amigo.

Ao Prof. Washington L. A. Neves, com quem tive chance de realizar um trabalho de iniciação científica muito enriquecedor.

Aos demais professores e funcionários do Laboratório de Alta Tensão.

Aos funcionários da Miniblio e COPELE, especialmente Eleonôra, Pedro, Marcos e Ângela.

A Alexandre e Helton, pelas discussões técnicas e por me encorajar no tema desta dissertação.

Aos colegas de trabalho Alécio, Cida, Diana, Eduardo, Fabiano, Franklin e Núbia, pela amizade e convivência.

Agradecimentos especiais a Damásio e Luciano que me acompanharam com sua amizade durante todo este período.

À querida Anastácia, por todo o apoio, compreensão e carinho dedicados sempre.

Aos meus estimados irmãos Humberto Jr. e Ludmila, por todo incentivo e apoio recebidos.

E a tantos outros que participaram da realização deste trabalho, digo sinceramente,

Muito obrigado.

Sumário

Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	x
Resumo	xii
Abstract	xiii
Capítulo 1 – Introdução	01
1.1 Considerações Iniciais	01
1.2 Perdas em Sistemas de Distribuição	02
1.3 Aplicação de Capacitores em Sistemas de Distribuição	03
1.4 Revisão Bibliográfica	05
1.5 Objetivos	09
1.6 Organização do Trabalho	10
Capítulo 2 – Algoritmos Genéticos	12
2.1 Uma Breve Introdução	12
2.2 Os Algoritmos Genéticos e a Biologia Evolucionária	14
2.3 Operações Básicas: Seleção Natural, Cruzamento e Mutação	16
2.4 O Algoritmo Genético Implementado	20
2.5 Sobre a Convergência do Método	23
2.6 Um Exemplo de Aplicação	24
Capítulo 3 – A Implementação Computacional	30
3.1 Programas Computacionais Implementados	30

3.2 Função Objetivo: Inclusão de Custos.....	32
3.3 Modelo de Carga Utilizado.....	33
3.4 Cálculo de Perdas: O Método da Soma de Potência.....	34
3.5 Cromossomo Utilizado para Alocação em Três Níveis.....	37
Capítulo 4 – Curvas de Carga.....	38
4.1 Considerações sobre Curvas de Carga.....	38
4.2 Aspectos Históricos.....	40
4.3 Segmentação da Curva de Duração de Carga.....	40
4.4 O Critério de Ajuste.....	43
4.5 Segmentação em Diversos Níveis.....	44
4.6 Sobre o Algoritmo Implementado.....	45
4.7 Resultados Obtidos.....	46
Capítulo 5 – Apresentação e Análise dos Resultados.....	50
5.1 Validação do Algoritmo Implementado.....	50
5.2 Exemplo de Aplicação: Sistema de Distribuição Local.....	54
Capítulo 6 – Conclusões.....	58
Referências Bibliográficas.....	61
Apêndice A – Formulação Matemática do Método da Soma de Potência.....	65
Apêndice B – Cálculo de Datas.....	67
Apêndice C – Medições Realizadas na Subestação Bela Vista.....	69
Apêndice D – Dados do Sistema Usado para Validação.....	71
Apêndice E – Dados do Sistema Usado como Exemplo de Aplicação.....	73

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Diagramas fasoriais para o circuito de um alimentador com fator de potência atrasado. (a) e (c) Sem capacitores. (b) e (d) Com capacitores.	04
Figura 2.1 – Representação do método da roleta.	17
Figura 2.2 – Exemplo de cromossomo utilizado para alocação de capacitores.	18
Figura 2.3 – Cruzamento entre dois indivíduos utilizando dois pontos de corte.	19
Figura 2.4 – As operações de cruzamento e mutação na busca de uma solução ótima.	24
Figura 2.5 – Alimentador simplificado de 12 barras.	25
Figura 2.6 – Circuito equivalente de um alimentador.	26
Figura 2.7 – Solução ótima obtida com a aplicação de 10 módulos de capacitores.	27
Figura 2.7 – Função adequabilidade do melhor indivíduo de cada geração.	28
Figura 3.1 – Trecho de um alimentador radial.	35
Figura 3.2 – Cromossomo utilizado para alocação em três níveis de carga.	37
Figura 4.1 – Exemplo de uma curva de carga.	41
Figura 4.2 – Curva de duração de carga correspondente.	41
Figura 4.3 – Segmentação em dois níveis de carga.	42
Figura 4.4 – Cromossomo para segmentação em cinco níveis.	46
Figura 4.5 – Cruzamento entre dois indivíduos.	46
Figura 4.6 – Curva de carga coletada na subestação Bela Vista.	47
Figura 4.7 – Segmentação em diversos níveis. (a) Três níveis. (b) Quatro níveis. (c) Cinco níveis.	47

Figura 5.1 – Sistema utilizado na validação do algoritmo implementado.....	51
Figura A.1 – Trecho de um alimentador radial.....	65

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Função de aptidão e função de aptidão acumulada.....	21
Tabela 2.2 – Comprimento dos trechos e cargas reativas.....	25
Tabela 2.3 – Solução ótima encontrada pelo algoritmo genético.....	28
Tabela 4.1 – Resumo dos resultados obtidos.....	49
Tabela 5.1 – Custo dos capacitores fixos e chaveados.....	52
Tabela 5.2 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.....	52
Tabela 5.3 – Comparação entre resultados obtidos com a alocação de capacitores fixos.....	53
Tabela 5.4 – Comparação entre resultados obtidos com a alocação de capacitores fixos e chaveados.....	53
Tabela 5.5 – Parâmetros do algoritmo genético e tempo computacional gasto.....	54
Tabela 5.6 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.....	55
Tabela 5.7 – Resultados obtidos para o alimentador 01M1 da CELB.....	55
Tabela 5.8 – Custo da perda de potência de pico e de capacitores segundo Penha (1991).	56
Tabela 5.9 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.....	56
Tabela 5.10 – Resultados obtidos para o alimentador 01M1 da CELB em um cenário fictício.....	56
Tabela 5.11 – Resultados obtidos considerando custos de instalação.....	57
Tabela 5.12 – Parâmetros do algoritmo genético e tempo computacional gasto.....	57
Tabela C.1 – Medições realizadas na subestação Bela Vista.....	70

Tabela D.1 – Dados do sistema usado para validação.....	72
Tabela E.1 – Dados do sistema usado como exemplo de aplicação.....	74

Resumo

Esta dissertação trata da alocação ótima de capacitores fixos e chaveados em alimentadores radiais primários. Isto é feito através de um Algoritmo Genético que maximiza a economia realizada com a redução de perdas em contraste com os custos de aquisição e instalação desses equipamentos. O valor dos capacitores e suas localizações são tomados como variáveis discretas. O cálculo de fluxo de carga é feito utilizando-se o Método da Soma de Potência. O modelo de carga usado é o da potência constante. Curvas de carga são trabalhadas de modo a serem definidos níveis específicos para o cálculo das perdas de energia. O algoritmo implementado é validado por meio do estudo de um sistema conhecido na literatura. Adicionalmente, é feita uma análise de um sistema local de distribuição.

Abstract

This dissertation deals with optimal allocation of fixed and switched capacitors in primary radial feeders. That is done through a Genetic Algorithm which maximizes the economy accomplished with losses reduction in contrast with the acquisition and installation costs of those equipments. The capacitor sizes and their locations are taken as discrete variables. Load flow calculation is made by using the Power Summation Method. The load is represented by constant power model. Load curves are worked in order to define specific levels for energy losses calculations. A well-known system in literature is used to validate the implemented algorithm. In addition, a local distribution system is analyzed.

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações Iniciais

A época atual é marcada por profundas transformações no setor elétrico nacional. Nos últimos cinco anos, as características administrativas e operacionais deste setor foram modificadas consideravelmente. As empresas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica que eram predominantemente estatais, entraram em um grande processo de privatização ainda inacabado. O antigo *Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica*, então vinculado ao *Ministério de Minas e Energia*, foi extinto e em seu lugar foi instituída a *Agência Nacional de Energia Elétrica* que tem por finalidade regular e fiscalizar a produção, transmissão e comercialização de energia elétrica. Foi criado o *Operador Nacional do Sistema Elétrico*, uma entidade de direito privado, cujo objetivo é coordenar e operar o *Sistema Interligado Nacional* que engloba aproximadamente 97% das empresas geradoras de energia do país (ONS, 2001). A *Centrais Elétricas Brasileiras S.A.*, empresa pública de propriedade do governo federal que

dá sustentação às concessionárias de geração e transmissão, tem operado programas para redução de desperdícios na produção e na utilização de energia, bem como para eletrificação rural em larga escala e para reestruturação da iluminação pública urbana.

Dentre estes, o *Programa Nacional de Conservação de Energia Elétrica* tem como uma de suas principais metas a redução de perdas de energia em sistemas de transmissão e distribuição. Espera-se que em 2015 as perdas nestes sistemas, que atualmente representam 17% do total da energia gerada, sejam reduzidas para 10% (PROCEL, 2001). É dentro deste contexto, o de redução de perdas em sistemas de distribuição, que se encaixa esta dissertação.

1.2 Perdas em Sistemas de Distribuição

Existem dois tipos de perdas em um sistema de distribuição: *fixas e variáveis* (Souza, 1997). As perdas fixas são aquelas essencialmente constantes, inerentes ao funcionamento dos equipamentos que compõem o sistema. Portanto, para compensá-las deve ser reservada uma parte da capacidade instalada. Em geral, o custo associado às perdas fixas é baixo. As perdas variáveis modificam-se de acordo com a carga, sendo mais preocupantes do que as perdas fixas. Para fins de estudo, as perdas variáveis podem ser divididas em duas: *perdas de potência e perdas de energia*.

As perdas de potência, especialmente nos horários de maior consumo (ditos como horários de pico), são de grande importância para o sistema de distribuição. Reduzir as perdas de potência nos horários de pico significa aliviar o sistema e permitir que novos consumidores sejam atendidos. As perdas de energia são contabilizadas ao longo de um período de tempo que pode ser diário, semanal, mensal ou anual. A diminuição das perdas de energia representa um aumento no faturamento por parte das concessionárias de

distribuição, uma vez que uma parcela da energia que estava sendo perdida passa a ser efetivamente vendida. O consumidor também é beneficiado, pois com a redução das perdas de energia há uma melhoria nos níveis tensão ao longo do alimentador de distribuição.

Uma das formas mais eficientes para redução das perdas variáveis em sistemas de distribuição é a aplicação estratégica de capacitores em derivação (Souza, 1997).

1.3 Aplicação de Capacitores em Sistemas de Distribuição

A aplicação ótima de capacitores em derivação (paralelo) em sistemas de distribuição resulta nos seguintes benefícios:

- Redução das perdas de potência e perdas de energia;
- Melhoria do perfil de tensão do alimentador;
- Liberação de capacidade instalada;
- Aumento no faturamento das concessionárias.

Com relação ao agrupamento de capacitores para aplicação em um sistema de distribuição, têm-se as seguintes definições:

- Um grupo monofásico de unidades de capacitores que possui sistemas de proteção e controle é denominado *segmento* de capacitor;
- Um conjunto trifásico de segmentos de capacitores é denominado *módulo* de capacitores;
- Um grupo de módulos de capacitores eletricamente conectados uns aos outros forma um *banco* de capacitores.

Em geral, os bancos de capacitores são instalados em paralelo com cargas indutivas melhorando o fator de potência nos pontos onde são aplicados (Gönen, 1986). A

carga de um sistema de distribuição varia ao longo do tempo. A partir do conhecimento da *curva de carga* e da *curva de duração de carga* do sistema, é possível utilizar capacitores chaveados que entram em ação automaticamente em horários pré-estabelecidos, com o objetivo de minimizar as perdas de energia.

Os capacitores compensam o atraso de fase, com relação à tensão, da componente reativa da corrente drenada pela carga. Conforme pode ser visto na Figura 1.1, após a aplicação de capacitores em derivação no sistema, a amplitude da corrente no trecho diminui e conseqüentemente a queda de tensão entre o terminal emissor e o terminal receptor é reduzida. Contudo, capacitores em derivação não afetam a corrente ou modificam o fator de potência nos trechos seguintes aos seus pontos de instalação.

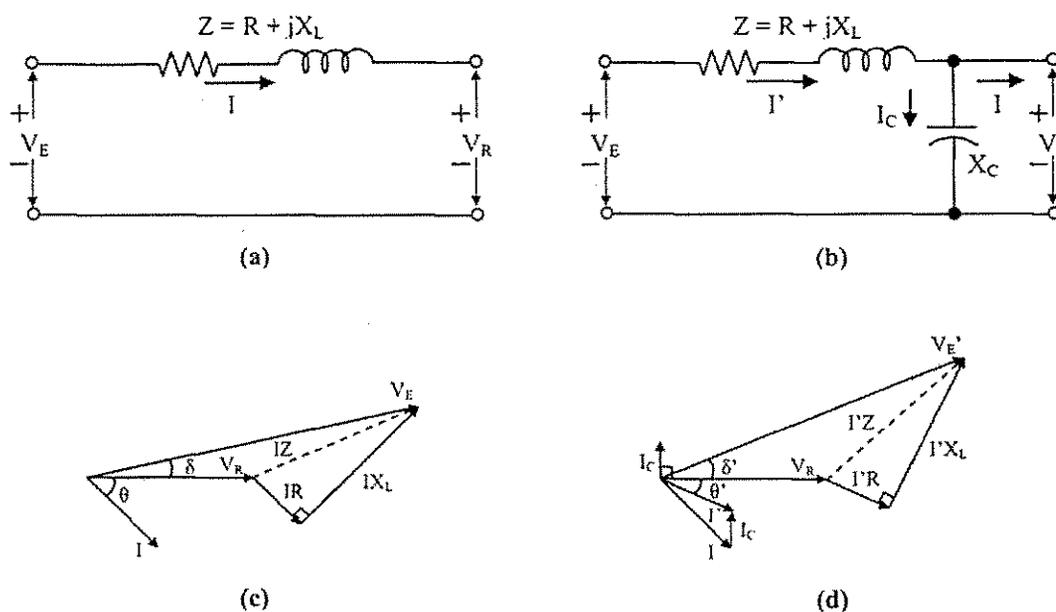


Figura 1.1 – Diagramas fasoriais para o circuito de um alimentador com fator de potência atrasado.

(a) e (c) Sem capacitores. (b) e (d) Com capacitores.

1.4 Revisão Bibliográfica

A aplicação de capacitores em redes de distribuição sempre despertou bastante interesse devido a sua importância técnica e econômica. Como resultado tem-se atualmente um grande número de publicações sobre este tema. De acordo com Ng et al (2000), contando todas as publicações realizadas pelos comitês do IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*) que tratam de controle de tensão e potência reativa, chega-se a uma lista com mais de 400 artigos, sendo que muitos destes tratam especificamente do problema da alocação ótima de capacitores.

O problema da alocação ótima de capacitores pode ser dividido em três subproblemas: planejamento, expansão e controle. A maioria das técnicas encontradas na literatura trata da questão do planejamento, contudo podem ser utilizadas para solucionar o subproblema da expansão se um estudo de previsão de carga for realizado e forem conhecidos os planos de crescimento da rede de distribuição. O subproblema de controle envolve o uso de capacitores chaveados para obter soluções mais viáveis do ponto de vista econômico e técnico. Poucos trabalhos lidam com o subproblema de controle.

Diversas técnicas vêm sendo propostas para realizar a alocação ótima de capacitores durante pelo menos as últimas cinco décadas. A evolução dos recursos computacionais permitiu a implementação de métodos cada vez mais sofisticados. Estes métodos podem ser classificados de acordo com o processo de otimização que utilizam. São divididos em quatro categorias, tendo evoluído cronologicamente nesta ordem:

- Métodos analíticos;
- Métodos de programação matemática;
- Métodos heurísticos;
- Métodos baseados em inteligência artificial.

As primeiras técnicas propostas tratavam de métodos analíticos e eram utilizadas em uma época em que os recursos computacionais eram escassos. Em geral, usavam o *Cálculo Diferencial* para determinar o máximo de uma função que envolvia os custos dos capacitores e a economia obtida após a aplicação dos mesmos na rede de distribuição. Apesar da simplicidade na formulação do problema, quando se usam métodos analíticos, as variáveis que indicam a localização e o valor dos capacitores, em geral, são contínuas. Isto acarreta dois problemas: o valor calculado para o capacitor pode não corresponder aos valores padronizados dos capacitores existentes, bem como os pontos indicados para localização dos bancos podem não coincidir fisicamente com uma barra real do sistema de distribuição. Os resultados eram então arredondados para mais ou menos, de acordo com os valores práticos mais próximos, o que poderia resultar em uma redução de perdas menor do que o esperado, ou até mesmo no aparecimento de sobretensões.

Nos anos quarenta, Cuttino (1944) já destacava os benefícios da aplicação de capacitores chaveados em redes de distribuição. Em seu estudo, fez a comparação entre capacitores controlados por tensão e capacitores controlados por corrente. Cook (1961) apresentou ferramentas para estudos analíticos e numéricos fazendo um trabalho bastante sofisticado para a época. Escreveu equações para um alimentador equivalente com carga uniforme que apresenta as mesmas perdas de energia e de potência de um alimentador com carga não uniforme. Contudo, as variáveis do problema foram consideradas contínuas. Foi nesta fase, de produção de diversos métodos analíticos, que ficou estabelecida a famosa regra dos “dois terços”. Segundo a regra dos “dois terços”, para a redução máxima de perdas, um banco de capacitores com capacidade igual a dois terços do pico de carga reativa deve ser instalado a dois terços do comprimento total do alimentador partindo-se da subestação. Apesar de ter sido comprovada a sua falta de precisão, algumas

concessionárias ainda utilizam a regra dos “dois terços” para aplicação de capacitores (Ng et al, 2000).

A evolução dos recursos computacionais tornou possível a utilização de métodos baseados em programação matemática. Estes métodos usam procedimentos iterativos para maximizar ou minimizar uma *função objetivo*. Esta função é composta de variáveis de decisão que devem satisfazer determinadas restrições. Tratando-se do problema de alocação de capacitores, a função objetivo informa o valor da economia líquida obtida, e as variáveis de decisão são as tensões nas barras, as correntes, o valor dos capacitores, sua quantidade e localização. Os métodos de programação matemática tornaram possível o uso de funções de custo mais elaboradas, levando em conta restrições para as tensões e para as cargas suportadas pelos alimentadores, além de considerar o valor discreto dos capacitores e a localização física das barras. Duran (1968) foi o primeiro a usar um método de programação matemática (técnica de *programação dinâmica*) para alocação de capacitores. Com seu trabalho, deu o primeiro passo para difusão dos métodos de programação matemática, entretanto tratou apenas da alocação de capacitores não chaveados (fixos). Alguns anos mais tarde, trabalhos como o de Baran & Wu (1989), que utilizaram o método de *programação inteira mista*, contemplaram o uso de capacitores fixos e chaveados.

Kaplan (1984) propôs um método heurístico para a solução dos problemas de planejamento e controle de capacitores em alimentadores radiais de distribuição. Os métodos heurísticos baseiam-se principalmente na intuição e experiência. São compostos de um conjunto de regras que formam estratégias rápidas e práticas. De forma sucinta, através da redução do espaço de busca, apresentam soluções que com um certo grau de confiança são próximas de alguma solução ótima. Em geral, os métodos heurísticos são de fácil entendimento e implementação se comparados aos métodos analíticos e métodos de

programação matemática. Contudo, as soluções obtidas através de métodos heurísticos não são garantidas como ótimas. Civanlar et al (1988) também utilizaram um procedimento heurístico para redução de perdas em sistemas de distribuição por meio da reconfiguração de alimentadores.

Ao longo da última década, a questão da alocação de capacitores em redes de distribuição passou a ser vista como um problema de otimização combinatória. Métodos baseados em inteligência artificial têm demonstrado grande eficiência quando aplicados a problemas desta natureza. Como exemplos de métodos baseados em inteligência artificial, podem ser citados: *algoritmos genéticos, resfriamento simulado, lógica fuzzy, sistemas especialistas e redes neurais artificiais.*

Chiang et al (1990) usaram a técnica de resfriamento simulado, considerando restrições de carga e de tensão. Esta técnica baseia-se em um conjunto de instruções inspiradas no processo de cristalização que ocorre em sistemas físicos. Boone & Chiang (1993) foram provavelmente os primeiros a utilizar um algoritmo genético para alocação ótima de capacitores em redes de distribuição. Em seu trabalho, consideraram apenas a aplicação de capacitores fixos. O método da busca de *tabu*, técnica baseada no uso flexível de memória computacional para encontrar uma solução ótima, foi utilizado por Huang et al (1996) que utilizaram a mesma rede de distribuição estudada por Baran & Wu (1989). Contudo, consideraram o crescimento da carga em um horizonte de planejamento de dez anos. Os resultados foram comparados com os obtidos pela técnica de resfriamento simulado, sendo encontradas soluções idênticas, porém com um esforço computacional reduzido. Miu et al (1997) utilizaram uma técnica mista: um algoritmo genético associado a um método heurístico. Inicialmente é aplicado o algoritmo genético para atingir a vizinhança de soluções de alta qualidade que servem de estimativas iniciais para a técnica heurística. Com isto, segundo Miu et al (1997), há uma redução no esforço computacional

associado. Mais recentemente, os trabalhos propostos na linha de inteligência artificial tentam incorporar considerações mais realistas. Por exemplo, Garcia et al (1999) apresentaram um algoritmo genético para alocação ótima de capacitores em sistemas de distribuição desequilibrados. Chung & Leung (1999) também propuseram um algoritmo genético para alocação de capacitores fixos, levando em consideração um limite para as distorções harmônicas provocadas pela interação dos capacitores com equipamentos não-lineares de eletrônica de potência. Kalyuzhny et al (2000) apresentaram um algoritmo genético que leva em consideração os transitórios causados pelo chaveamento dos capacitores, indicando desta forma os pontos mais adequados para sua instalação.

Constata-se que há uma grande variedade de técnicas de propostas para aplicação ótima de capacitores em sistemas de distribuição. Cada técnica possui suas particularidades em termos de restrições impostas ao processo de otimização ou em termos de condições específicas do sistema de distribuição ao qual foi aplicada.

1.5 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é obter a solução ótima ou quase ótima dos problemas de planejamento e controle de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica, utilizando um algoritmo genético que forneça a localização de bancos de capacitores fixos e chaveados, considerando a economia líquida realizada com a redução de perdas.

Os objetivos complementares são:

- Considerar os custos de aquisição e instalação dos capacitores na função objetivo do problema;

- Realizar a segmentação ótima da curva de duração de carga em diferentes níveis, utilizando um algoritmo genético, para fins de cálculo das perdas de energia;
- Disponibilizar um método que possa ser aplicado a qualquer sistema radial de distribuição de energia elétrica.

1.6 Organização do Trabalho

Este trabalho encontra-se dividido em 6 capítulos. Segue uma breve descrição do conteúdo dos capítulos seguintes.

O capítulo 2 trata da técnica de otimização utilizada neste trabalho: os algoritmos genéticos. É comentada a origem desses algoritmos, seus princípios de funcionamento e por fim apresentada uma primeira implementação computacional feita para um alimentador desprovido de ramais.

O capítulo 3 descreve em detalhes a implementação computacional realizada. Neste capítulo também é apresentada a técnica utilizada para o cálculo de fluxo de carga: *Método da Soma de Potência*.

O capítulo 4 trata da variação da carga ao longo do tempo em sistemas de distribuição. São trabalhadas as curvas de carga e curvas de duração de carga. É apresentado um algoritmo genético para realizar a segmentação ótima da curva de duração de carga.

No capítulo 5, são mostrados os resultados da aplicação da rotina computacional desenvolvida em casos reais de alimentadores de distribuição.

No capítulo 6, são apresentadas as conclusões desta dissertação nas quais procurou-se resumir as contribuições e limitações deste trabalho, bem como apontar possíveis pontos para pesquisas futuras.

Capítulo 2

Algoritmos Genéticos

2.1 Uma Breve Introdução

Durante as décadas de 60 e 70, *John Holland* juntamente com seus colegas de trabalho e seus alunos na *Universidade de Michigan*, desenvolveram uma série de estudos que culminaram com a criação de ferramentas de otimização conhecidas como algoritmos genéticos. *David Goldberg*, um dos alunos de *Holland*, talvez tenha sido o maior responsável pela divulgação destes algoritmos, pois escreveu um livro (*Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*) que é referência certa em qualquer trabalho que lide com o assunto.

A partir da década de 90, os algoritmos genéticos passaram a ser amplamente utilizados em diferentes áreas do conhecimento devido a sua eficiência na resolução de problemas de otimização combinatória. Para que haja garantia absoluta de que a solução ótima global seja encontrada, dado um problema de otimização combinatória, é necessário que todas as soluções possíveis sejam analisadas. Contudo, a

análise de todas as soluções possíveis é quase sempre impraticável. Os algoritmos genéticos podem encontrar soluções de alta qualidade em um tempo muito reduzido, se comparado ao tempo necessário para avaliar todas as soluções possíveis.

Provavelmente, o problema de otimização combinatória mais conhecido seja o do *Caixeiro Viajante*. Trata-se da dúvida de um vendedor que deve visitar um certo número de cidades para negociar suas mercadorias. O vendedor deseja saber qual o caminho mais curto que passa por cada cidade uma única vez e termina no seu ponto de partida. Caso o número de cidades a ser visitada seja n , então existem $(n-1)!/2$ percursos possíveis para a realização das visitas. Se for 8 o número de cidades, tem-se 2.520 possíveis soluções. Mas se forem 16 cidades, o número de soluções possíveis aumenta para 653.837.184.000. Neste caso, mesmo se um computador pudesse avaliar um único percurso em um milionésimo de segundo, seriam necessários quase 8 dias interrompidos para avaliar todas as soluções (Carnahan & Simha, 2001). Além do esforço computacional extremo, a solução encontrada serviria apenas para um único caso específico. Tão pouco, usar a intuição para encontrar a solução do problema seria eficaz. Simplesmente eleger a cidade mais próxima da cidade atual para continuar a seqüência de visitas, não necessariamente resulta em um percurso ótimo. Então, ao se tratar de problemas de otimização combinatória, como a aplicação de capacitores em redes de distribuição, é interessante aplicar uma técnica que facilite a obtenção de uma solução ótima.

Os algoritmos genéticos são baseados no mecanismo de seleção natural e na genética (Goldberg, 1989). Como o próprio nome sugere, estes algoritmos imitam o processo natural de evolução biológica das espécies para encontrar uma solução ótima. O primeiro passo ao se utilizar um algoritmo genético é a criação aleatória de um conjunto de soluções possíveis para o problema. Este conjunto forma a chamada *população inicial*, em que cada solução criada é denominada de *indivíduo*. Cada indivíduo é representado pelo

seu *cromossomo* equivalente. Cada cromossomo, por sua vez, é formado por um conjunto de *genes*. Pode-se observar que são muitos os termos importados da biologia, contudo a familiarização a estes termos geralmente leva pouco tempo. O princípio fundamental é que todos os indivíduos da população evoluam, por meio de determinadas operações, até que sejam todos iguais e representem uma solução ótima. É interessante perceber que a idéia envolvida na aplicação de algoritmos genéticos é simples, se comparada aos princípios dos métodos tradicionais de otimização. Talvez, por esta simplicidade, a técnica surpreenda ao apresentar resultados no mínimo satisfatórios.

2.2 Os Algoritmos Genéticos e a Biologia Evolucionária

A biologia evolucionária é a parte da biologia que estuda a evolução das espécies. Em 1859, o inglês *Charles Darwin*, estudioso da biologia evolucionária, publica o livro *Origem das Espécies*, apresentando idéias revolucionárias para sua época. Segundo *Darwin*, um dos preceitos fundamentais para evolução das espécies é explicado pela *doutrina gradualista* (Gleiser, 2001). Segundo esta doutrina, as mudanças que alteram uma determinada espécie são muito lentas e quase sempre resultam em uma nova espécie, distinta da espécie original. Em algumas situações, mudanças raras podem beneficiar uma espécie, facilitando sua adaptação em um ambiente hostil. Por exemplo, o pescoço longo das girafas permite que elas alcancem as folhas mais altas e desta forma tenham sua alimentação garantida. Logo, espécies mais bem adaptadas ao ambiente em que vivem, têm mais chances de sobrevivência. Este é exatamente o princípio da seleção natural que os algoritmos genéticos tentam imitar.

O ingrediente que faltava na teoria de *Darwin* era justamente a genética. A partir da identificação do DNA na década de 50 e da combinação da teoria da evolução

com a genética, chegou-se a conclusão que o processo evolutivo ocorre devido às falhas de transmissão de material genético de uma geração para outra. As inúmeras variações, que ocorrem durante a fusão de material genético dos pais, geram uma prole que apresenta características específicas. A maioria dessas variações é inofensiva. Por exemplo, todos os coelhos de uma ninhada são bastante parecidos, exceto por uma ou outra mancha, pela cor do pêlo ou dos olhos e assim por diante. Contudo, raramente, pode ocorrer que um gene da longa molécula de DNA sofra uma alteração em seu arranjo molecular. Esta alteração é a mutação que pode ser ocasionada por radiação de alta energia (raios X, raios gama, raios cósmicos, radioatividade natural) ou por contaminação química. Ocorrendo uma mutação, ela poderá ser repassada a prole, o que na maioria das vezes acarreta a morte ou danos físicos horríveis. Mas, em raras exceções, uma mutação pode ajudar o indivíduo em sua luta pela sobrevivência. Desta forma, quando o mutante se reproduz suas características específicas são repassadas aos seus descendentes. Em animais de maior porte, cuja taxa de reprodução é lenta, milhões de anos podem ser necessários para que a espécie conclua sua mutação. Conforme afirmou Gleiser (2001), “a mutação pode ser abrupta, mas a conversão da espécie é bem gradual”.

A mutação em um algoritmo genético, geralmente, não é tão destrutiva quanto a mutação que ocorre na natureza e desempenha um papel importante na medida que diversifica o material genético de uma população. É possível que uma mutação resulte em um indivíduo com excelentes características. Estas características podem se perpetuar ao longo das gerações e culminar em uma solução ótima.

2.3 Operações Básicas: Seleção Natural, Cruzamento e Mutação

Após a criação da população inicial, são realizadas operações específicas sobre esta população que tentam simular o que ocorre em um ambiente natural ao longo de vários anos. Como acontece na natureza, com o passar do tempo, a população se renova dando origem a uma nova *geração*. O tamanho da população de uma geração para outra, geralmente é fixo. As operações de *seleção natural*, *cruzamento* e *mutação* são responsáveis pela criação de uma nova geração. O princípio básico é que os indivíduos melhores adaptados ao ambiente tenham mais chances de perpetuar suas informações genéticas, passando-as adiante para as futuras gerações. Este processo, para saber qual indivíduo encontra-se melhor adaptado ao ambiente atribuindo-lhe maiores chances de perpetuar suas características, é a seleção natural.

Para identificar os indivíduos mais adaptados ao ambiente (considerados os mais “fortes”), é feita a atribuição de um valor a cada um deles, dado por uma fórmula denominada *adequabilidade*, que nada mais é do que a função objetivo do problema para a qual deseja-se encontrar um máximo ou um mínimo. Uma vez que cada indivíduo representa uma solução, é possível avaliá-lo por meio da função adequabilidade.

No caso da aplicação de capacitores em redes de distribuição, pode ser elaborada uma função adequabilidade que informe a redução de perdas. Neste caso, quanto maior a redução de perdas obtida por uma solução representada por um indivíduo, mais chances ele terá de se reproduzir e passar adiante suas informações genéticas. A seleção natural ocorre em cada geração, usualmente antes do processo de cruzamento, indicando os indivíduos mais aptos para reprodução. Esta atribuição de maiores chances aos indivíduos mais aptos é geralmente feita utilizando-se o procedimento conhecido como *método da roleta*. Consiste em representar as chances de cada indivíduo, que são diretamente

proporcionais à qualidade da solução que oferecem, em uma roleta comum de jogo. A Figura 2.1 é uma representação do método da roleta. Nela, todos os n indivíduos na população estão presentes. Para cada indivíduo é reservado um espaço na roleta proporcional as suas chances. Então, a roleta é girada e a seta pára em um ponto aleatório, indicando um indivíduo. A roleta é girada tantas vezes quantas forem necessárias para completar o número de indivíduos que participarão da próxima etapa: o cruzamento.

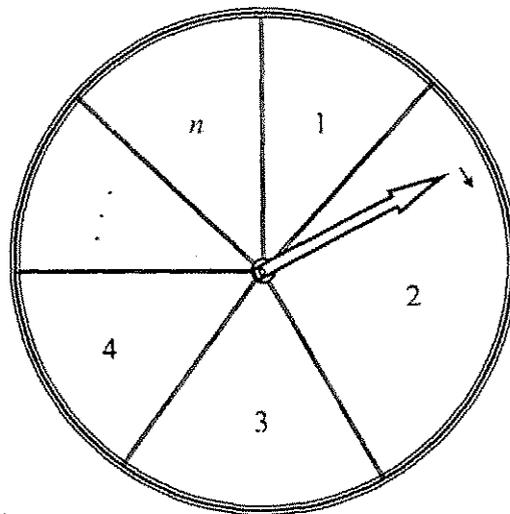


Figura 2.1 – Representação do método da roleta.

O número de cruzamentos que ocorre em cada geração é determinado pela taxa de cruzamento, um percentual da população que indica o número de indivíduos que participarão deste processo. Quase sempre este percentual situa-se entre 50% e 80% do número de indivíduos da população. Conforme descrito anteriormente, um indivíduo é representado pelo seu cromossomo equivalente. Um cromossomo é constituído por um conjunto de genes. Cada gene carrega uma informação específica. Por exemplo, um gene pode informar quantos módulos de capacitores serão instalados em uma determinada barra de um alimentador de distribuição. Um cromossomo, formado por genes que apresentam esta informação, encontra-se destacado na Figura 2.2.

Barra	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Número de Bancos	0	0	0	0	0	1	0	2	1	0	1	2

Figura 2.2 – Exemplo de cromossomo utilizado para alocação de capacitores.

A posição dos genes no cromossomo indica em quais barras serão instalados os módulos de capacitores. O cromossomo mostrado acima está representando um alimentador de 12 barras. Nas barras 6, 9 e 11 está sendo indicada a instalação de 1 módulo, enquanto que nas barras 8 e 12 estão sendo indicados 2 módulos. Em nível computacional o cromossomo é visto como um vetor. Um cruzamento é a mistura dos genes de dois cromossomos, ou a mistura de dois vetores, e usualmente resulta na criação de dois outros indivíduos que substituirão seus pais na geração seguinte. Comumente, um cruzamento é feito elegendo-se um *ponto de corte* de forma aleatória. Este ponto de corte divide cada um dos dois cromossomos participantes do cruzamento em duas partes. Estas partes recombinam-se formando dois novos indivíduos. Pela natureza aleatória dos cruzamentos, pode ocorrer que sejam gerados cromossomos *defeituosos*. Um cromossomo defeituoso é aquele que representa uma solução inviável ou infactível, como alocar mais módulos de capacitores do que o total disponível para solucionar o problema. São atribuídas menores chances de sobrevivência aos cromossomos defeituosos para que estes não se tornem dominantes na população. Contudo, não é recomendável exterminá-los por completo, uma vez que podem carregar características importantes em parte de sua estrutura. Em um processo de cruzamento envolvendo um cromossomo defeituoso, é possível que sejam gerados indivíduos normais, até mesmo melhores que do que aqueles gerados por cromossomos sadios. Outro tipo de cruzamento pode ser feito utilizando-se dois pontos de corte ao invés de um único. A Figura 2.3 ilustra um cruzamento deste tipo.

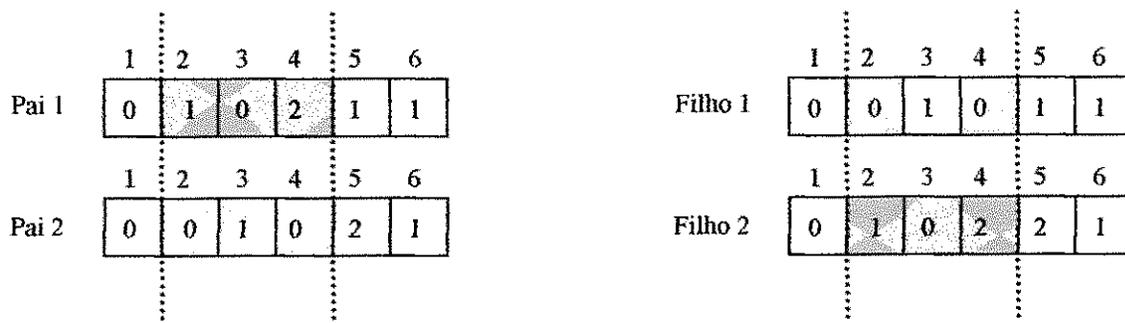


Figura 2.3 – Cruzamento entre dois indivíduos utilizando dois pontos de corte.

No cruzamento apresentado acima, de forma ilustrativa, os cromossomos são curtos, compostos apenas por 6 genes. Quando se tratam de cromossomos mais extensos, este tipo de cruzamento feito com dois pontos de corte torna-se mais eficiente do que aquele realizado com um único ponto. Isto se deve a um aumento das possibilidades de mistura entre os genes dos indivíduos participantes do cruzamento.

A etapa que conclui a formação de uma nova geração é a mutação. O número de indivíduos que participam deste processo é definido pela taxa de mutação que geralmente varia entre 2% e 5%. A mutação consiste em alterar um gene de um cromossomo. A escolha do cromossomo que sofrerá mutação e do gene a ser alterado é feita de forma aleatória. O novo valor que o gene assumirá também é escolhido aleatoriamente. É importante conservar a aleatoriedade em todas as operações básicas do algoritmo genético. Isto garante que o processo não se torne tendencioso e que as operações realizadas (seleção natural, cruzamento e mutação) aproximem-se do que realmente ocorre na natureza. Finalmente, após a aplicação das operações descritas, tem-se a formação de uma nova geração de indivíduos. Todo o processo é então repetido até que praticamente todos os indivíduos da população sejam idênticos e iguais a uma solução ótima. É como se ficasse estabelecido o domínio de um indivíduo muito forte (que representa a solução ótima) sobre os demais indivíduos da população. Este indivíduo, que possui grandes chances de perpetuar suas informações genéticas, acaba por espalhar, ao

longo das gerações, suas características em todos os indivíduos. A população, por fim, torna-se homogênea.

2.4 O Algoritmo Genético Implementado

Nas seções anteriores, procurou-se apresentar os aspectos fundamentais para elaboração de um algoritmo genético, contudo não existe uma “receita” definida. Muitas variações são possíveis e geralmente apresentarão bons resultados. Talvez por este motivo, esta técnica seja sempre referenciada no plural: “algoritmos genéticos” e não “algoritmo genético”. A seguir será descrita, mais detalhadamente, a implementação do algoritmo genético utilizado neste trabalho, que é baseada na metodologia usada por Pimentel et al (2001). Esta metodologia apresenta uma forma bastante simples de implementação do método da roleta.

Primeiramente, é criada a população inicial composta por n indivíduos. Ao longo das gerações o tamanho da população não é alterado. Após a criação da população inicial, é feita a avaliação de todos os indivíduos por meio da função adequabilidade. Em seguida, os indivíduos da população são arranjados em ordem crescente, de acordo com a avaliação realizada previamente, partindo-se do indivíduo mais forte para o mais fraco. Então, são elaboradas duas funções auxiliares: a *função de aptidão* e a *função de aptidão acumulada*.

A função de aptidão é dada por:

$$f_{ap}(i) = \frac{2(n-i)}{n-1}, \quad (2.1)$$

em que i varia de forma discreta de 1 a n . Os valores dados pela função de aptidão variam de 2 a 0. Estes valores são associados a lista de indivíduos ordenados anteriormente. O

próximo passo é o cálculo da função de aptidão acumulada. Esta função representa o valor acumulado da função de aptidão:

$$f_{ac}(i) = f_{ap}(i) + f_{ac}(i-1), \quad (2.2)$$

em que novamente i varia de 1 a n . Os valores dados pela função de aptidão acumulada variam de 2 a n e também são associados aos indivíduos da população. Esta associação está representada na Tabela 2.1, na qual um exemplo fictício é mostrado. Na situação representada, tem-se uma população de 10 indivíduos.

Tabela 2.1 – Função de aptidão e função de aptidão acumulada.

i	cromossomo	adequabilidade	$f_{ap}(i)$	$f_{ac}(i)$
1	0 0 0 2 0 1 2	25,2	2,00	2,00
2	0 1 0 1 2 0 1	21,7	1,78	3,78
3	0 0 0 0 1 0 3	18,3	1,56	5,33
4	0 1 0 2 0 1 1	17,9	1,33	6,67
5	0 0 1 1 0 2 1	14,5	1,11	7,78
6	0 0 0 0 1 2 0	11,2	0,89	8,67
7	0 1 1 0 1 0 2	10,1	0,67	9,33
8	0 0 0 0 2 0 1	9,8	0,44	9,78
9	0 0 1 2 0 1 0	7,7	0,22	10,00
10	0 1 0 0 0 2 1	7,2	0,00	10,00

Uma vez construídas as funções descritas acima, começam os sorteios de indivíduos para realização dos cruzamentos. São feitos n sorteios, da seguinte forma: é gerado para cada sorteio um número aleatório no intervalo $[0, n]$. Então, seleciona-se o primeiro cromossomo cuja aptidão acumulada for maior que o número aleatório gerado. É importante perceber que a não uniformidade da função de aptidão acumulada garante maiores chances de seleção para os indivíduos que estão no topo da lista, conforme prescreve o método da roleta. O penúltimo colocado possui poucas chances e o último colocado é simplesmente extinto. Para elaboração das funções de aptidão e aptidão

acumulada, é necessário apenas o conhecimento do número de indivíduos da população. Portanto, o cálculo destas funções é feito uma única vez no início do processo.

De volta ao exemplo apresentado, tendo sido sorteados os 10 indivíduos que participarão do cruzamento (um indivíduo pode ser sorteado mais de uma vez), é constituída uma população intermediária. Nesta população, os indivíduos são tomados dois a dois na sequência em que foram escolhidos, e é feito o *teste de cruzamento* para cada dupla formada. Este teste consiste em sortear um número no intervalo $[0, 1]$. Se o número sorteado for menor que a taxa de cruzamento, o cruzamento é realizado de acordo com o procedimento descrito na segunda seção deste capítulo (utilizando dois pontos de corte). Caso contrário, não há cruzamento e os dois filhos gerados são as cópias dos pais. A última operação realizada antes da formação de uma nova geração é a mutação. No algoritmo implementado, a mutação é feita do seguinte modo: calcula-se o número total de genes da população. Um número é sorteado no intervalo que vai de um ao total de genes, indicando o gene que sofrerá a mutação. São sorteados tantos genes quantos forem definidos pela taxa de mutação. É possível que um mesmo cromossomo sofra mutação em mais de um de seus genes.

Após a operação de mutação uma nova geração é formada e o todo processo se repete, chegando ao fim quando toda a população for composta por indivíduos idênticos que representam uma solução ótima. Para avaliar, a cada geração, o quão homogênea está se tornando a população, é calculada a média dos valores dados pela função adequabilidade e o seu respectivo desvio padrão. Quanto menor o desvio padrão, mais parecidos os indivíduos estão se tornando. No algoritmo implementado, este é o critério de parada: uma tolerância mínima é estabelecida para o desvio padrão, cerca de 10^{-4} .

2.5 Sobre a Convergência do Método

A convergência de um algoritmo genético depende de uma série de fatores, sendo os mais determinantes: o tamanho da população, a taxa de cruzamento e a taxa de mutação. O tamanho da população, usualmente, varia entre 60 e 100 indivíduos. Quanto maior o número de indivíduos na população, maior será a diversidade de material genético e mais gerações serão necessárias para que a população se torne homogênea. Utilizando uma população muito pequena, uma solução pode ser obtida rapidamente, porém possivelmente não tão boa quanto a obtida usando-se uma população maior. Contudo, aumentar a população indefinidamente não implica em melhora de desempenho.

As taxas de cruzamento e mutação interferem diretamente na velocidade com que o algoritmo converge. Quanto maior for a taxa de cruzamento, devido ao maior número de reproduções e conseqüente mistura de material genético, mais rapidamente a população se tornará homogênea. A mutação age no sentido contrário, como sendo uma perturbação no processo. Quanto maior a taxa de mutação, mais indivíduos com novas características são formados a cada geração. A mutação contribui para diversificar o material genético da população, realizando uma exploração mais ampla do espaço de busca. Contudo, atrasa o processo de tornar a população homogênea. Neste sentido, a mutação pode ser vista como um agente *inibidor*¹ do processo e o cruzamento como um agente *catalisador*².

Uma outra interpretação para as operações de cruzamento e mutação é entendê-las como mecanismos de busca local e global respectivamente. Enquanto que os cruzamentos conduzem o processo para encontrar um ótimo local, as mutações, se bem sucedidas, desviam a busca na direção de um possível ótimo global. Caso uma mutação

¹ Da *Cinética Química*: uma substância que diminui a velocidade de uma reação.

² Da *Cinética Química*: uma substância que aumenta a velocidade de uma reação.

seja mal sucedida, dificilmente as características do indivíduo que sofreu esta mutação se perpetuarão. Logo, a busca continua no mesmo sentido em que estava antes. Quando as mutações tornam-se ineficazes, tem-se um indicativo de que possivelmente o processo de busca está se dirigindo a um ótimo global. Na Figura 2.4 está apresentada uma função fictícia que ilustra estes conceitos.

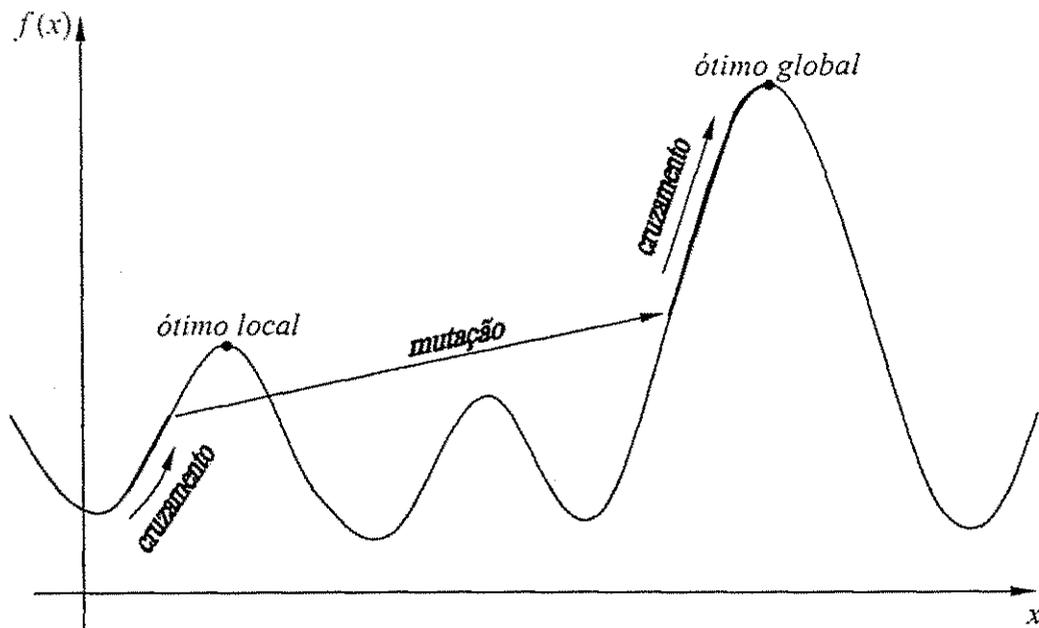


Figura 2.4 – As operações de cruzamento e mutação na busca de uma solução ótima.

É interessante estabelecer um número máximo de gerações para prevenir situações em que o processo prossiga indefinidamente. Em geral, este número pode variar entre 100 e 600 gerações.

2.6 Um Exemplo de Aplicação

A seguir, é apresentado um exemplo de aplicação em que um algoritmo genético foi utilizado para alocação ótima de capacitores em um alimentador simplificado, composto de 12 barras. Este caso foi previamente estudado por Castro (2000), que o

solucionou utilizando a técnica de programação dinâmica. O alimentador em questão é apresentado na Figura 2.5.

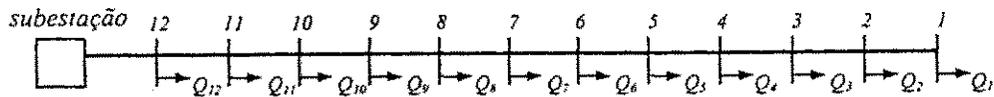


Figura 2.5 – Alimentador simplificado de 12 barras.

Para este exemplo, são consideradas as seguintes simplificações:

- O perfil de tensão é plano (a tensão em todas as barras é aproximadamente a mesma da subestação);
- São computadas apenas as cargas reativas concentradas no final de cada trecho do alimentador;
- A presença de um único tipo de condutor, representado somente por sua resistência.

A tensão na subestação é 13,8 kV e a resistência do condutor em toda sua extensão é 0,4 Ω /km. Na Tabela 2.2, são apresentadas as cargas reativas e o comprimento de cada trecho.

Tabela 2.2 – Comprimento dos trechos e cargas reativas.

barra/trecho	comprimento, km	carga reativa, Mvar
12	0,40	0,540
11	0,30	0,505
10	0,30	0,351
9	0,30	0,258
8	0,50	0,316
7	0,90	0,742
6	0,50	0,592
5	1,00	0,538
4	0,60	0,587
3	0,70	0,325
2	0,90	0,728
1	1,20	0,558
total	7,60	6,040

O problema consiste em instalar 10 módulos de capacitores, com potência igual a 300 kvar cada, ao longo do alimentador para obter a redução máxima de perdas. A expressão que fornece a redução de perdas, dado o posicionamento dos capacitores no alimentador é:

$$\Delta p = \sum_{k=1}^{10} H l_k [\bar{Q}_k^2 - (\bar{Q}_k - \bar{Q}_k)^2], \quad (2.3)$$

em que H são as perdas unitárias dadas em kW/km/MVA² e l_k é o comprimento, em km de um trecho k . Os fluxos de reativos indutivos e capacitivos, em um trecho k , são representados por \bar{Q}_i e \bar{Q}_k respectivamente, dados em Mvar. Neste exemplo, a Equação (2.3) é a base da função adequabilidade utilizada pelo algoritmo genético. As perdas unitárias podem ser mais bem detalhadas considerando o circuito equivalente de um alimentador com carga única concentrada em seu extremo, mostrado na Figura 2.6.

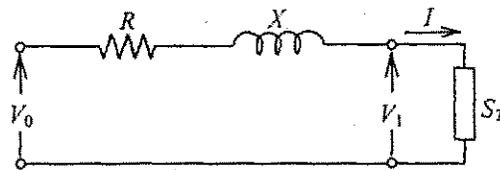


Figura 2.6 – Circuito equivalente de um alimentador.

Nessa situação, as perdas são:

$$P = RI^2 \text{ ou } P = lr \frac{S_T^2}{V_1^2}. \quad (2.4)$$

Desprezando-se a queda de tensão, as perdas podem ser aproximadas por:

$$P = l H S_T^2, \quad (2.5)$$

em que S_T é a potência da carga e

$$H = \frac{r}{V_0^2} \quad (2.6)$$

são as perdas unitárias, dadas por unidade de carga ao quadrado e de comprimento.

As perdas unitárias, para o exemplo em questão, são:

$$H = \frac{r}{V_0^2} 10^3 = \frac{0,4}{13,8^2} 10^3 = 2,1 \text{ kW/km/MVA}^2. \quad (2.7)$$

Por tratar-se de um alimentador pequeno, a solução ótima global que representa a máxima redução de perdas possível com a aplicação dos capacitores, pode ser determinada inspecionando todas as possibilidades, conforme fez Castro (2000). A redução máxima de perdas para o caso apresentado é obtida instalando-se 1 módulo na barra 6, 2 na 5, 2 na 4, 1 na 3, 2 na 2 e 2 módulos na barra 1, conforme representado na Figura 2.7. Esta solução resulta em uma redução de perdas de aproximadamente 151,45 kW.

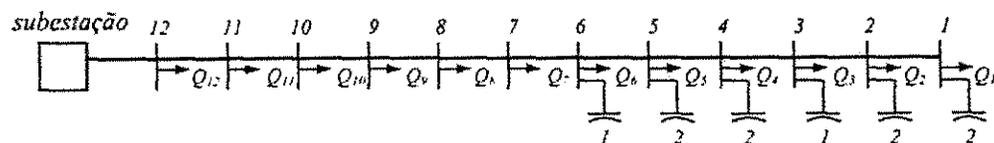


Figura 2.7 – Solução ótima obtida com a aplicação de 10 módulos de capacitores.

Esta solução é uma referência para avaliação do resultado dado pelo algoritmo genético. O cromossomo usado pelo algoritmo possui a mesma estrutura do cromossomo apresentado na Figura 2.2. As taxas de cruzamento e mutação utilizadas foram 80% e 2% respectivamente. Foi estipulado um número máximo de 600 gerações. O algoritmo genético, pela sua natureza aleatória na realização das operações básicas e na geração da população inicial, atinge a solução ótima em um número diferente de gerações cada vez que é executado. Na Tabela 2.3, são apresentados os resultados de três execuções deste algoritmo. Ao final do processo, na última geração, todos os cromossomos da população são idênticos ao cromossomo mostrado na Tabela 2.3. É interessante perceber que podem ser necessárias muitas ou poucas gerações para que haja a convergência do processo, de acordo com a rapidez com que a população torna-se homogênea.

Tabela 2.3 – Solução ótima encontrada pelo algoritmo genético.

Execução	Gerações	cromossomo	redução de perdas, kW
1ª	25	0 0 0 0 0 1 2 2 1 2 2	151,45
2ª	176	0 0 0 0 0 1 2 2 1 2 2	151,45
3ª	42	0 0 0 0 0 1 2 2 1 2 2	151,45

Na Figura 2.8, é apresentado um gráfico que indica a evolução da população ao longo das gerações. No eixo das ordenadas, está representado o valor da função adequabilidade do melhor indivíduo de cada geração.

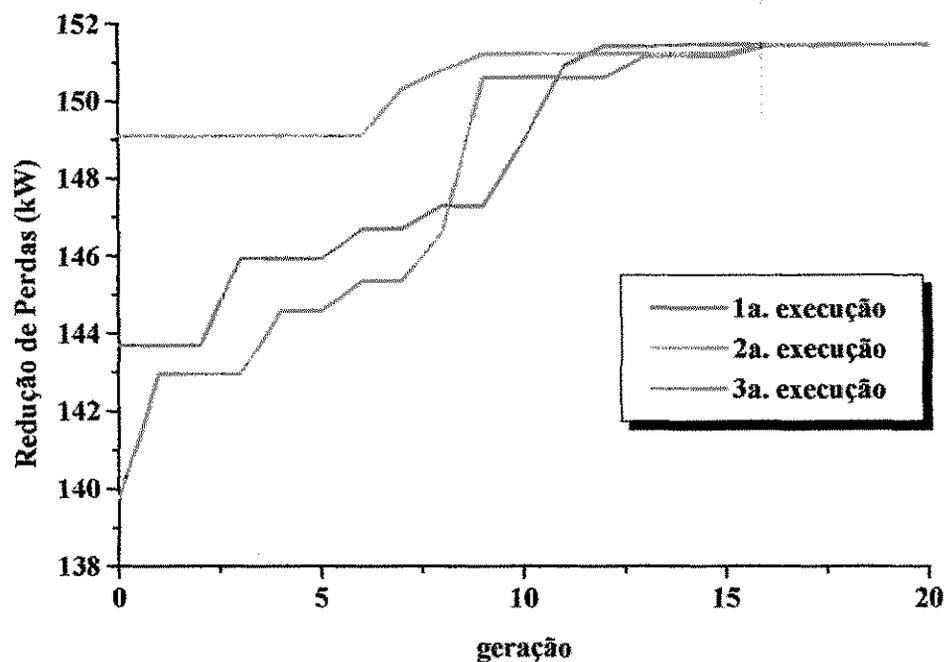


Figura 2.8 – Função adequabilidade do melhor indivíduo de cada geração.

Conforme pode ser observado nas três execuções realizadas, somente após várias gerações a população torna-se completamente idêntica, contudo um indivíduo que representa a solução ótima já estava presente na população antes mesmo da vigésima geração. Isto indica a rapidez com que a evolução ocorre em um algoritmo genético rumo a uma solução ótima.

Um detalhe importante é que no algoritmo genético implementado foi adotado o conceito de *elitismo*. Segundo este princípio, o indivíduo mais apto de uma geração deve ter presença garantida na geração seguinte. No caso apresentado acima, garantiu-se sempre a presença dos dois indivíduos mais aptos de uma geração na geração seguinte. A adoção do elitismo tornou mais veloz a busca de uma solução, diminuindo o número de gerações necessárias para que a população se tornasse homogênea.

Outra questão é a penalidade atribuída aos cromossomos defeituosos. A população inicial é formada por indivíduos considerados saudáveis, ou seja, que representam soluções possíveis. Com o passar das gerações e conseqüente mistura dos genes dos indivíduos, eventualmente tem-se a produção de um indivíduo defeituoso. No caso apresentado acima, como nos demais casos que são abordados nesta dissertação, um indivíduo considerado defeituoso é aquele que indica a alocação de uma quantidade de módulos de capacitores maior do que a disponível. Nesta situação, deve ser atribuída alguma penalidade a este tipo de indivíduo. Para tanto é utilizada a taxa de penalidade, um valor percentual (25%, por exemplo). A cada geração toma-se o indivíduo saudável mais bem adaptado e calcula-se qual o percentual de sua função adequabilidade dado pela taxa de penalidade. Este valor é então descontado da função adequabilidade dos indivíduos defeituosos. Desta forma, a cada geração tem-se uma nova penalidade calculada a partir do indivíduo mais bem adaptado. A atribuição de penalidades inibe o desenvolvimento de soluções inviáveis. É possível que um indivíduo defeituoso represente uma redução significativa de perdas, contudo não seria uma solução válida, pois realiza a alocação de mais capacitores do que o total disponível.

Capítulo 3

A Implementação Computacional

Este capítulo descreve, de forma detalhada, a implementação computacional realizada. São apresentados: os programas computacionais implementados, a forma como foram incluídos os custos na função objetivo do problema, o modelo de carga adotado e o método usado para o cálculo de perdas. Por fim, é mostrada a estrutura do cromossomo utilizado para alocação de capacitores que leva em conta a redução de perdas de energia.

3.1 Programas Computacionais Implementados

O programa apresentado no capítulo anterior realiza a alocação ótima de capacitores utilizando um modelo de alimentador simplificado, desprovido de ramais.

Além deste, os principais programas implementados foram:

- *Localiza 1.5;*
- *Localiza 1.6;*
- *Segmenta 1.1.*

Os dois primeiros foram assim denominados porque, através de um algoritmo genético, indicam a localização ótima de capacitores em qualquer sistema radial de distribuição. A diferença entre as duas versões é que o primeiro deles (versão 1.5) realiza somente a alocação de capacitores fixos, considerando os custos de aquisição e instalação desses equipamentos. O segundo (versão 1.6) realiza a alocação de capacitores fixos e chaveados. Embora a primeira versão trabalhe apenas com capacitores fixos, as duas versões realizam cálculos para avaliar as perdas de energia. Caso esteja sendo feito um planejamento para alocar somente capacitores fixos, a primeira versão é indicada. No caso da aplicação de capacitores fixos e chaveados, deve-se usar a segunda versão.

Para avaliar as perdas de energia, é necessário conhecer as variações da carga do sistema ao longo do tempo. A partir daí, são definidos os níveis de carga ideais para a aplicação adequada de capacitores chaveados. A definição desses níveis é feita através do programa *Segmenta 1.1*. Portanto, este programa deve ser executado antes dos demais ou a indicação dos níveis de carga ideais já deve estar disponível. O próximo capítulo trata especificamente de como é feita a escolha dos níveis de carga, partindo-se de medições realizadas em subestações de distribuição. O programa *Segmenta 1.1* determina os níveis de carga adequados também através de um algoritmo genético.

Para implementação computacional foi escolhido um compilador FORTRAN 90. Dentre outros recursos, apresenta ferramentas para programação orientada ao objeto e manipulação de matrizes e vetores. A utilização da programação orientada ao objeto apresenta as seguintes vantagens: estrutura de dados bem organizada, menor risco de erro e melhoria da eficiência computacional. Neste trabalho, as rotinas são implementadas incorporando esta técnica.

3.2 Função Objetivo: Inclusão de Custos

No programa apresentado no final do capítulo anterior, a função objetivo representa somente a redução de perdas de potência na rede de distribuição. Logo, neste programa a questão da alocação ótima de capacitores é vista como um problema de maximização. A função objetivo que será apresentada em seguida (implementada nos programas *Localiza 1.5* e *1.6*) é formulada também de modo a ser maximizada, porém em lugar da redução das perdas de potência considera-se a economia total líquida (em RS ou USS, por exemplo) obtida com a instalação de capacitores fixos e chaveados. Quatro parcelas compõem a função objetivo:

- Economia obtida com redução de perdas de potência de pico;
- Economia obtida com redução de perdas de energia;
- Custo dos capacitores fixos e chaveados;
- Custo de instalação dos capacitores.

As duas primeiras parcelas citadas indicam as quantias obtidas com a redução de perdas variáveis e as duas últimas representam os custos de aquisição e instalação dos capacitores. Portanto, a função como um todo informa a economia total líquida obtida através de uma solução ótima. A função objetivo implementada é a seguinte:

$$f = K_p \Delta p + K_E \Delta E - K_C(n_f, n_c, c_{inst}), \quad (3.1)$$

em que K_p é o custo médio anual de perda de potência de pico (\$/kW/ano) e K_E é o custo médio anual de perda de energia (\$/kWh/ano). A redução de perdas de potência de pico é dada por p e a redução das perdas de energia é dada por E . Os custos de aquisição e instalação dos capacitores são dados pela função K_C que será detalhada mais adiante. Caso se queira conhecer o valor da função objetivo de forma independente da unidade monetária

utilizada, é possível utilizar o seguinte artifício: dividir toda a função por K_p . Isto resulta na seguinte função objetivo reformulada:

$$f = \Delta p + k_E \Delta E - k_C (n_f, n_c, c_{inst}), \quad (3.2)$$

em que k_E e k_C são respectivamente os valores de K_E e K_C divididos por K_p .

A função K_C depende do número de capacitores fixos (n_f) e chaveados (n_c) a serem adquiridos e do custo de instalação associado (c_{inst}). Em geral, o custo dos capacitores é dado por unidade de potência reativa (\$/kvar), sendo que os capacitores chaveados apresentam maior custo de aquisição do que os fixos. O custo de instalação dos capacitores é um fator bastante subjetivo e pode variar de concessionária para concessionária. No algoritmo implementado, pode ser associado um custo diferente para cada ponto físico disponível para instalação de capacitores. Fica a critério do usuário indicar o custo de instalação que inclusive pode ser nulo. Caso exista algum ponto do alimentador de distribuição onde não se queira a instalação de capacitores, pode-se estipular um custo de instalação elevado. Isto inibe o processo de otimização de alocar capacitores em tal ponto. Dentre os motivos que podem levar a concessionária a não desejar a instalação de capacitores em um determinado ponto estão: locais de difícil acesso, aspectos urbanísticos e paisagísticos.

3.3 Modelo de Carga Utilizado

As cargas presentes nos sistemas elétricos são das mais diversas naturezas e variam ao longo do tempo. Os modelos de carga convencionais existentes consideram uma destas três grandezas como sendo constantes: impedância, potência ou corrente.

Neste trabalho, o modelo de carga adotado foi o da potência constante por ser predominante em estudos de fluxo de carga. Como o nome sugere, o modelo da potência constante retrata a carga por meio de valores constantes de potência ativa e reativa, independentes da tensão. Desta forma, a corrente varia de forma inversamente proporcional com a tensão para que a potência seja mantida constante representando assim as situações mais pessimistas (Carvalho, 2000). Quando a tensão atinge baixos valores, a corrente aumenta para atender a carga, o que resulta em maiores quedas de tensão.

Em termos do alimentador de distribuição, este é dividido em trechos. Ao final de cada trecho é representada uma carga concentrada, através do modelo da potência constante. O alimentador em si é representado em cada trecho por uma impedância do tipo $R + jX$. Maiores detalhes são dados na seção seguinte.

3.4 Cálculo de Perdas: O Método da Soma de Potência

Um dos métodos mais utilizados para cálculo de fluxo de carga em sistemas de distribuição é o *Método da Soma de Potência* (MSP), pois é um processo iterativo que demonstra simplicidade e eficiência. Estas são características importantes, especialmente ao se utilizar um algoritmo genético, uma vez que ao longo do processo de otimização é necessária a repetição exaustiva dos cálculos de fluxo de carga. Nas rotinas computacionais implementadas, o MSP funciona como uma função associada ao programa principal. Esta função foi elaborada adaptando-se uma rotina computacional, escrita em FORTRAN 90, originalmente produzida por Guimarães (2000). Em seguida é feita uma breve apresentação do MSP.

Inicialmente, considere um único trecho de um alimentador radial identificado pela sua barra de origem e sua barra de destino.

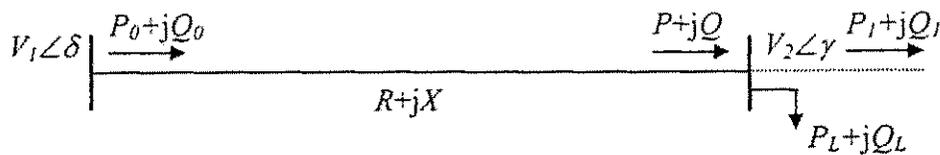


Figura 3.1 – Trecho de um alimentador radial.

Na Figura 3.1, $V_1\angle\delta$ e $V_2\angle\gamma$ são as tensões nas barras inicial e final do trecho respectivamente. Em redes de distribuição, a abertura angular é pequena e, portanto pode ser desprezada. O trecho apresenta uma impedância $R + jX$ e em sua barra final existe uma carga representada por $P_L + jQ_L$. O fluxo de potência no início do trecho é $P_0 + jQ_0$ e o fluxo de potência transmitido ao trecho seguinte é $P_1 + jQ_1$. Ao longo do trecho são consideradas as perdas de potência ativa e reativa, ΔP e ΔQ respectivamente. Note que:

$$P = P_0 - \Delta P \text{ e} \quad (3.3a)$$

$$Q = Q_0 - \Delta Q. \quad (3.3b)$$

O fluxo de potência transmitido ao trecho seguinte é dado por:

$$P_1 = P - P_L \text{ e} \quad (3.4a)$$

$$Q_1 = Q - Q_L. \quad (3.4b)$$

Considere, por enquanto, conhecidos os valores de P , Q e V_1 , necessários para o encontrar o valor da tensão no final do trecho. Para calcular V_2 , é necessário primeiramente conhecer o valor das variáveis auxiliares A , C e B :

$$A = RP + XQ - \frac{1}{2}V_1^2, \quad (3.5a)$$

$$C = (R^2 + X^2)(P^2 + Q^2) \text{ e} \quad (3.5b)$$

$$B = \sqrt{A^2 - C}. \quad (3.5c)$$

E então, a tensão V_2 no final do trecho é calculada:

$$V_2 = \sqrt{B - A}. \quad (3.6)$$

Finalmente, são calculadas as perdas de potência no trecho:

$$\Delta P = R \frac{P^2 + Q^2}{V_2^2} \text{ e} \quad (3.7a)$$

$$\Delta Q = X \frac{P^2 + Q^2}{V_2^2}. \quad (3.7b)$$

Para o alimentador completo a solução é obtida iterativamente. O algoritmo é composto dos seguintes procedimentos:

1. Considerar nulas as perdas de potência ativa e reativa em todos os trechos;
2. Calcular os fluxos de potência ($P+jQ$) partindo-se do último trecho até atingir o primeiro trecho (trecho da subestação) utilizando as Equações 3.3 e 3.4 em conjunto;
3. Em seguida, para o trecho da subestação, calcular os valores das variáveis auxiliares A e C (Equações 3.5a e 3.5b);
4. Calcular o valor da variável auxiliar B (Equação 3.5c);
5. Calcular a tensão V_2 (Equação 3.6);
6. Calcular as perdas de potência ΔP e ΔQ no respectivo trecho (Equação 3.7a e 3.7b);
7. Repetir os passos de 3 a 6, passando por todos os trechos;
8. Repetir os passos de 2 a 7, até que não haja variação significativa nas perdas totais do alimentador de uma iteração em relação à outra.

Em geral, mesmo para um sistema real de grande porte (com mais de cem barras), não são necessárias mais que dez iterações para convergência do método.

Para o cálculo das perdas de potência após a inclusão de capacitores no sistema, é necessário apenas conhecer o valor dos capacitores e sua localização. O valor de Q_L é então modificado nas barras onde há instalação de capacitores e o algoritmo do MSP é

executado. Maiores detalhes com relação à formulação do MSP podem ser encontrados no Apêndice A desta dissertação.

3.5 Cromossomo Utilizado para Alocação em Três Níveis

Em seguida, é apresentado o cromossomo utilizado para alocação de módulos de capacitores em um alimentador de n barras, considerando-se três níveis de carga.

barra 1			barra 2			}	barra $n-1$			barra n		
N_1	N_2	N_3	N_1	N_2	N_3		N_1	N_2	N_3	N_1	N_2	N_3
0	0	0	1	2	2	2	0	1	3	0	0	2

Figura 3.2 – Cromossomo utilizado para alocação em três níveis de carga.

Os três primeiros genes estão associados à primeira barra, os três genes seguintes estão associados à segunda barra e assim consecutivamente. Os três genes associados a cada barra indicam, nesta ordem, o número de módulos de capacitores fixos, o número de módulos de capacitores chaveados em nível intermediário e o número de módulos de capacitores chaveados em nível de pico. Neste tipo de estrutura, considerando três níveis de carga, o número de genes é igual a três vezes o número de barras do alimentador para o qual deseja-se realizar a alocação de capacitores. O cromossomo apresentado acima é usado pelo programa *Localiza 1.6*.

Capítulo 4

Curvas de Carga

As *curvas de carga* representam graficamente a variação da carga ao longo do tempo. Neste capítulo, é descrito de que forma estas curvas são analisadas de modo a viabilizar a aplicação de capacitores fixos e chaveados em alimentadores de distribuição.

4.1 Considerações sobre Curvas de Carga

As curvas de carga levantadas em subestações de distribuição fornecem informações relevantes com relação à variação da carga. Estas informações são o ponto de partida de diversos estudos, tais como: análise de fluxo de carga, aplicação de bancos de capacitores para controle de reativos, planejamento de manobras, reformas e expansão do sistema.

A curva de carga pode ser diária, semanal, mensal ou anual, de acordo com o período a que esteja se referindo. Pode-se através dela perceber a distinção da carga em dias úteis, feriados e finais de semana, assim como verificar que aspectos sazonais,

comoções sociais, econômicas ou ambientais afetam significativamente a carga em um sistema (Souza, 1997). Por exemplo, a curva de carga diária não é a mesma todos os dias da semana, mas a diferença apenas torna-se mais perceptível comparando-se a curva de carga de um dia útil com a de um dia de fim de semana. Uma vez escolhidas, as curvas representativas do dia útil e do final de semana podem ser usadas para constituir a curva de carga anual. Esta curva é obtida pela multiplicação da curva de dia útil pelos dias úteis no ano, juntamente com a multiplicação da curva de fim de semana pelos dias de finais de semana do ano. Este procedimento não acarreta muitos erros na maioria dos sistemas de distribuição.

A partir das curvas de carga coletadas, usualmente são construídas as *curvas de duração de carga* correspondentes. As curvas de duração de carga, conforme será descrito mais detalhadamente adiante, são formuladas colocando-se em ordem decrescente os valores de demanda registrados nas curvas de carga. Há uma preferência em se trabalhar com as curvas de duração de carga, pois são monótonas decrescentes e representam a mesma demanda das curvas de carga, porém não na mesma ordem. Em geral, antes de serem utilizadas nos estudos citados acima, as curvas de duração de carga são divididas em diferentes patamares que representam níveis de carga distintos. Em outras palavras, as curvas de duração de carga são segmentadas em diversos intervalos durante os quais o perfil de carga é considerado constante (Kalyuzhny et al, 2000). O número de níveis utilizados varia de acordo com o tipo de aplicação e com o grau de precisão desejado. A segmentação da curva de duração de carga pode ser feita por simples inspeção visual, embora com precisão limitada. A alternativa é utilizar uma técnica de otimização, que além de tornar a segmentação mais precisa, faz com que haja maior velocidade na obtenção dos resultados quando comparada ao método de inspeção visual.

4.2 Aspectos Históricos

No passado, quando os métodos gráficos davam sustentação aos estudos dos sistemas elétricos, as curvas de carga propriamente ditas, ou seja, os gráficos de demanda versus tempo eram de grande utilidade. Atualmente, com os recursos computacionais disponíveis, as curvas em si se reservam apenas para apresentações, sendo preferível manter-se as informações como uma seqüência de valores numéricos. Por razão histórica, esta seqüência conservou a denominação de curva de carga. Hoje em dia, é possível implementar em nível computacional algoritmos relativamente sofisticados para realizar a segmentação ótima de curvas de duração de carga. Desta forma, não é mais recomendável realizar a segmentação por mera inspeção visual ou cálculos aproximados. Neste sentido, Castro (2000) utilizou a técnica de programação dinâmica para realizar a segmentação ótima de curvas de duração de carga em até quatro níveis distintos. Seu objetivo, assim como neste trabalho, era aplicar a curva segmentada em um algoritmo para alocação ótima de capacitores fixos e chaveados em redes de distribuição.

Em seguida, é apresentado um algoritmo genético para realizar a segmentação ótima da curva de duração de carga em diversos níveis. O algoritmo implementado pode realizar a segmentação de curvas diárias, semanais, mensais ou anuais.

4.3 Segmentação da Curva de Duração de Carga

A demanda de um sistema é a potência ou corrente média registrada durante um determinado intervalo de tempo. Este intervalo de tempo é denominado intervalo de demanda e seus valores usuais são 15 minutos, 30 minutos, 1 hora ou até maiores, sendo o primeiro mais comum (Gönen, 1986). Um exemplo de curva de carga é apresentado na

Figura 4.1. Representa a carga de um alimentador de distribuição, em um dia útil, que atende uma área predominantemente residencial. O pico de carga está entre 18:00 h e 22:00 h.

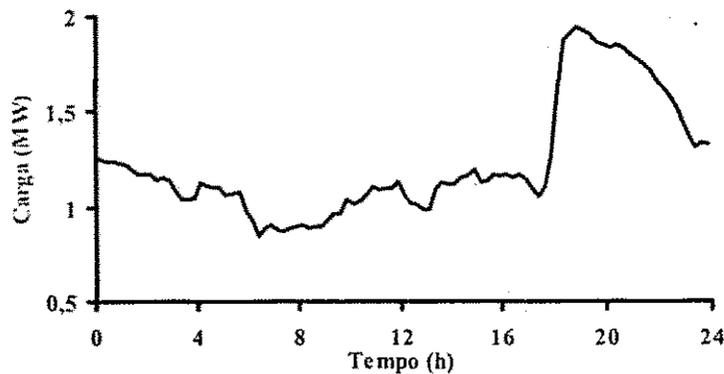


Figura 4.1 – Exemplo de uma curva de carga.

A curva de carga é geralmente áspera, o que dificulta seu processamento. Muitas vezes, a curva de duração de carga é preferida por tratar-se de uma curva monótona decrescente. A curva de duração de carga, formada a partir da curva de carga apresentada acima, pode ser vista na Figura 4.2.

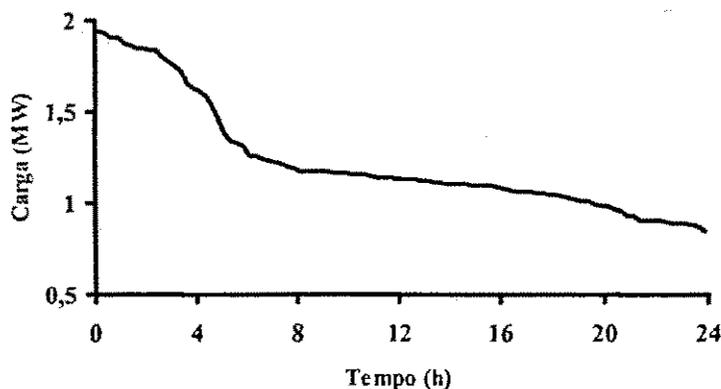


Figura 4.2 – Curva de duração de carga correspondente.

No exemplo acima, a curva de duração de carga foi construída colocando-se em ordem decrescente os valores de demanda registrados na curva de carga. Em outras palavras, a curva de duração de carga é formada pelos pontos (p,t) tais que t é a integral de

todos os tempos infinitesimais durante os quais a potência é maior ou igual a p . Ela representa a relação entre os tempos nos quais a demanda registrada permanece igual ou superior a um determinado nível de carga. Um procedimento bastante comum é normalizar as curvas de duração de carga, ou seja, todos os pontos de carga registrados são divididos pela carga máxima e os valores de tempo pelo tempo máximo. Desta forma, a curva obtida através deste procedimento é a curva de duração de carga normalizada.

Uma vez formulada a curva de duração de carga, esta é expressa de forma condensada através de uma função degrau. Este processo de aproximação através de uma função degrau é exatamente a segmentação da curva de duração de carga, conforme pode ser observado na Figura 4.3.

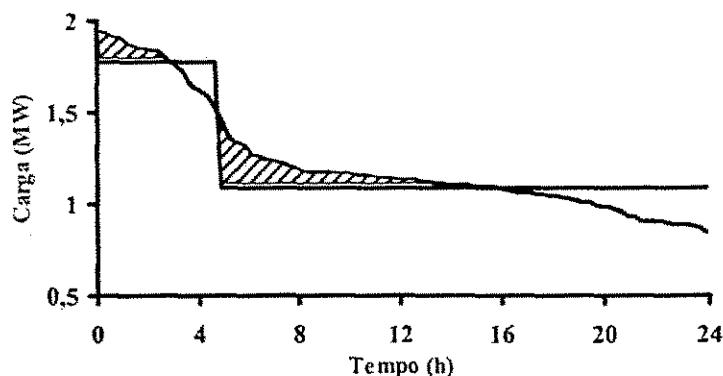


Figura 4.3 – Segmentação em dois níveis de carga.

No caso da segmentação em dois níveis, existe apenas uma única mudança de nível que define a transição do primeiro degrau para o segundo. O valor dos degraus é dado pela média aritmética dos valores da curva de duração de carga que pertencem ao intervalo definido pela mudança de nível. Logo, utilizando-se dois níveis, uma possível segmentação pode ser definida tão somente por um único ponto no qual ocorre a mudança de nível.

4.4 O Critério de Ajuste

O critério de ajuste usado para realização da segmentação ótima é a minimização de um parâmetro denominado erro total. Para o cálculo deste valor, o primeiro passo é encontrar a soma das áreas destacadas na Figura 4.3. Estas áreas são a diferença entre as áreas abaixo da curva de duração de carga e abaixo da curva segmentada, apenas nos intervalos onde os valores da curva de duração de carga são superiores aos da curva segmentada. Então, o erro total é obtido dividindo-se o valor da soma das áreas, descrito acima, pelo valor total da área abaixo da curva de duração:

$$E_T = \frac{S_A}{S_T}, \quad (4.1)$$

em que S_A é a área destacada na Figura 4.3 e S_T é a área total abaixo da curva de duração de carga. O erro total é tido como um valor percentual. Quanto menor este percentual, melhor o ajuste. Para o cálculo de S_A , podem ser utilizados os intervalos em que os valores da curva de duração de carga são menores que os da curva segmentada. Nesta situação, o valor de S_A obtido será o mesmo, uma vez que o valor do degrau é a média do intervalo. Portanto as áreas definidas acima ou abaixo da curva segmentada e entre a curva de duração de carga são aproximadamente iguais.

O algoritmo genético implementado para realizar a segmentação ótima da curva de duração de carga utiliza a expressão do erro total como função adequabilidade. Neste caso, quanto menor o erro total obtido por uma solução representada por um indivíduo, mais chances ele terá de se reproduzir e passar adiante suas informações genéticas.

4.5 Segmentação em Diversos Níveis

A segmentação mais comum faz-se em apenas dois degraus e destina-se a estudos mais simples, em que é necessário apenas representar dois níveis de carga: um nível de pico e outro fora de pico. Fazer a segmentação em dois níveis é relativamente simples, uma vez que existe apenas um ponto de mudança de nível. Então, todas as possibilidades podem ser avaliadas para identificar qual representa a segmentação ótima. Caso esteja sendo trabalhada uma curva constituída por 96 pontos (por exemplo, uma curva diária com intervalo de demanda de 15 minutos), então existem apenas 96 possibilidades para eleger o ponto de mudança de nível. Logo, a segmentação ótima pode ser encontrada facilmente verificando-se todas as possibilidades. Contudo, o número de possibilidades a serem testadas para realizar a segmentação ótima aumenta significativamente quando o número de níveis utilizado na segmentação é maior. O número total de possibilidades, em função do número de pontos da curva de duração de carga (p) e do número de mudanças de nível (n) é uma combinação matemática:

$$C_p^n = \frac{p!}{n!(p-n)!} \quad (4.2)$$

Se forem utilizados quatro níveis, o número de segmentações possíveis é 142.880, mas se forem utilizados seis níveis este número ultrapassa 61 milhões de possibilidades. Portanto, torna-se impraticável avaliar todas as soluções possíveis em busca da segmentação ótima. A partir da segmentação em três níveis, é mais viável a utilização de algum processo de otimização, contudo neste problema a função objetivo é descontínua e não-diferenciável, o que impede que métodos tradicionais de ajuste de curva e identificação paramétrica sejam aplicados.

4.6 Sobre o Algoritmo Implementado

Os dados de entrada, necessários ao algoritmo em questão, são:

- Data e hora do início das medições;
- Data e hora do término das medições;
- Intervalo de demanda (em minutos);
- Número de níveis desejados;
- Pontos que compõem a curva de carga a ser trabalhada.

Inicialmente, são feitos alguns testes de integridade no arquivo de entrada de dados. As datas são avaliadas para confirmar sua validade. Em seguida, o programa se encarrega de calcular quantos pontos devem compor a curva de carga e verifica se o número de pontos presentes no arquivo de entrada de dados corresponde ao valor calculado. Caso haja alguma inconsistência no arquivo de dados, uma mensagem de advertência é exibida ao usuário explicando o problema encontrado.

Uma vez que o algoritmo implementado pode realizar a segmentação de curvas diárias, semanais, mensais ou anuais, foi necessário realizar um estudo sobre o *calendário* para que fossem incorporadas rotinas que, por exemplo, contassem o número de dias decorridos entre duas datas. A descrição detalhada deste estudo encontra-se no Apêndice B.

Os principais dados de saída são a curva de duração de carga segmentada e a indicação dos níveis e dos pontos em que ocorrem as mudanças de nível, bem como o erro total da segmentação.

Com relação ao algoritmo genético para realizar a segmentação ótima, um gene informa em que instante ocorre uma mudança de nível. Por exemplo, supondo a segmentação em cinco degraus, tem-se quatro mudanças de nível e, portanto o

cromossomo é formado por quatro genes, conforme pode ser visto na parte destacada na Figura 4.4. Neste caso, a curva de duração de carga é composta por 96 pontos e a solução representada por este cromossomo indica que as mudanças de nível devem ocorrer nos pontos 12, 35, 63 e 72. A partir da informação de onde ocorrem mudanças de nível, podem ser calculados os valores dos degraus e avaliado o erro total da segmentação. O número de genes utilizado, no algoritmo genético implementado, é sempre o número de níveis desejados menos um.

Gene	1	2	3	4
Ponto de Mudança de Nível	12	35	63	72

Figura 4.4 – Cromossomo para segmentação em cinco níveis.

Os cruzamentos foram realizados elegendo-se um único ponto de corte, conforme ilustrado na Figura 4.5.

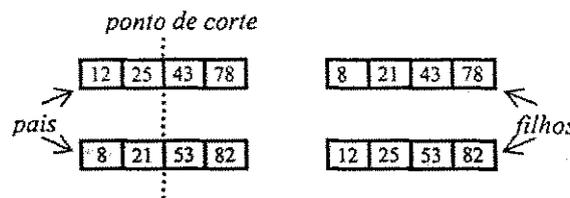


Figura 4.5 – Cruzamento entre dois indivíduos.

4.7 Resultados Obtidos

A seguir serão apresentados os resultados obtidos na segmentação de uma curva de duração de carga em diversos níveis. Trata-se de uma curva diária que apresenta intervalo de demanda de 5 minutos, mostrada na Figura 4.6. Isto significa que a curva é constituída por 288 pontos. Foi coletada no dia 24 de novembro de 2001, um sábado.

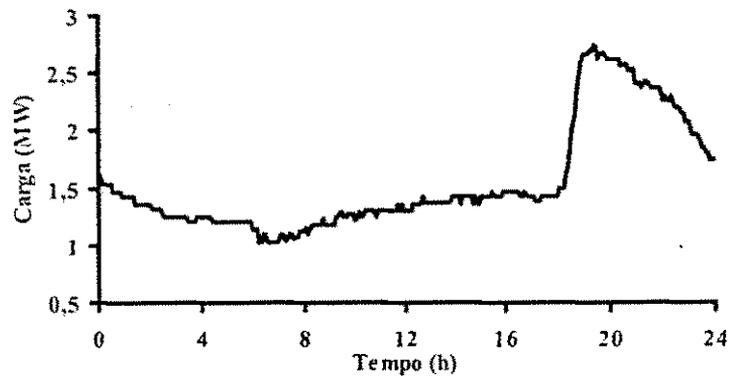
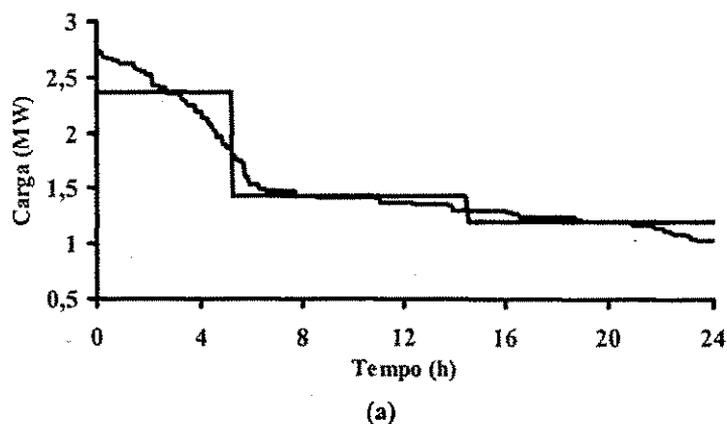
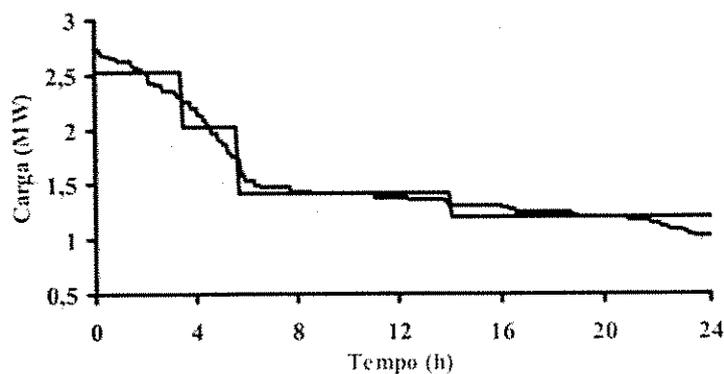


Figura 4.6 – Curva de carga coletada na subestação Bela Vista.

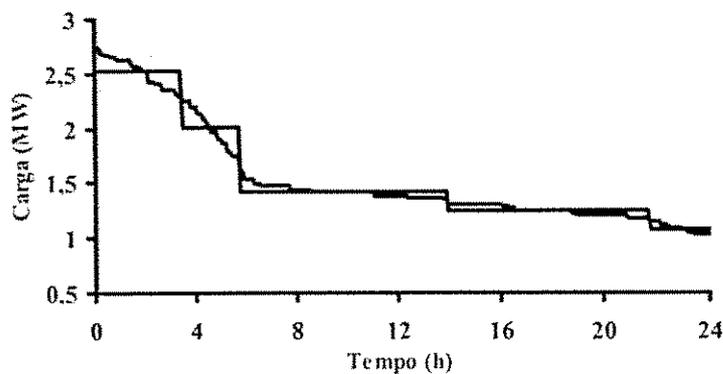
A curva acima representa a potência ativa demandada em um alimentador que pertence ao sistema de distribuição da Companhia Energética da Borborema. Este alimentador atende cargas predominantemente residenciais. As medições foram realizadas na subestação Bela Vista, localizada na cidade de Campina Grande, integrante do sistema de transmissão de energia da Companhia Hidroelétrica do São Francisco. Todos os 288 pontos que compõem a curva de carga apresentada na Figura 4.6 encontram-se no Apêndice C desta dissertação.

A curva de duração de carga correspondente foi segmentada em três, quatro e cinco níveis, conforme apresentado na Figura 4.7.





(b)



(c)

Figura 4.7 – Segmentação em diversos níveis. (a) Três níveis. (b) Quatro níveis. (c) Cinco níveis.

Na Tabela 4.1, está apresentado um resumo dos resultados. São dados para os três casos mostrados acima, os valores dos níveis e os horários em que ocorrem as respectivas mudanças de nível. Os erros totais de cada segmentação e o tempo computacional gastos, também são mostrados. Percebe-se que o erro total diminui com o aumento do número de níveis utilizado. Verificou-se a alta qualidade das soluções encontradas devido ao baixo erro total de cada uma delas. O esforço computacional pode ser considerado pequeno, se comparado ao esforço para avaliar todas as soluções possíveis em busca de uma solução ótima.

Tabela 4.1 – Resumo dos resultados obtidos.

	Níveis (MW)	Mudanças de Nível (h)	Erro (%)	Tempo (s)
3 níveis	2,373 1,431 1,200	5,08 14,42	3,07	0,88
4 níveis	2,525 2,018 1,422 1,205	3,33 5,50 13,92	2,35	0,88
5 níveis	2,525 2,007 1,420 1,244 1,080	3,33 5,58 13,83 21,58	1,97	0,98

As taxas de cruzamento e mutação utilizadas na obtenção dos resultados foram de 65% e 2% respectivamente. A população foi constituída por um conjunto de 100 indivíduos.

Capítulo 5

Apresentação e Análise dos Resultados

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados obtidos para dois sistemas de distribuição. O primeiro deles foi extraído da literatura objetivando a validação do algoritmo implementado. O segundo corresponde a um sistema local, sendo, portanto um exemplo de aplicação real.

5.1 Validação do Algoritmo Implementado

O sistema utilizado para validação do algoritmo foi primeiramente estudado por Baran & Wu (1989) que usaram o método de *programação inteira mista* para realizar a alocação de capacitores fixos e chaveados. Alguns anos mais tarde Huang et al (1996) fizeram a análise deste mesmo sistema, porém desta vez a ferramenta utilizada foi a *busca de tabu*. Os resultados obtidos por Huang et al (1996) foram comparados aos dados pela técnica de *resfriamento simulado*, sendo idênticos. Contudo, segundo Huang et al (1996) houve avanço quanto à eficiência computacional.

A busca de tabu é tão recente quanto os algoritmos genéticos e também tem apresentado sucesso na resolução de problemas de otimização combinatória. Basicamente, a regra geral da busca de tabu é evitar que a procura de uma solução ande em círculos. Isto é feito através da proibição de certos movimentos que levariam a busca, em uma próxima iteração, a pontos pertencentes a uma região já visita no espaço de soluções. Para tanto é criada a *lista de tabu*, na qual pontos recentemente visitados são registrados. Esta lista é constantemente consultada para não permitir que a busca reverta o caminho tomado na iteração anterior. A técnica da busca de tabu não permite que um movimento seja feito na direção de uma solução mais pobre do que a da iteração atual, a não ser que com isto seja evitado um caminho já visitado. Isto garante que novas regiões no espaço de busca serão visitadas com o objetivo de evitar ótimos locais.

O sistema em questão pode ser visto na Figura 5.1. Consiste de um alimentador dividido em 69 trechos. A descrição completa das cargas e características dos condutores em cada trecho pode ser encontrada no Apêndice D.

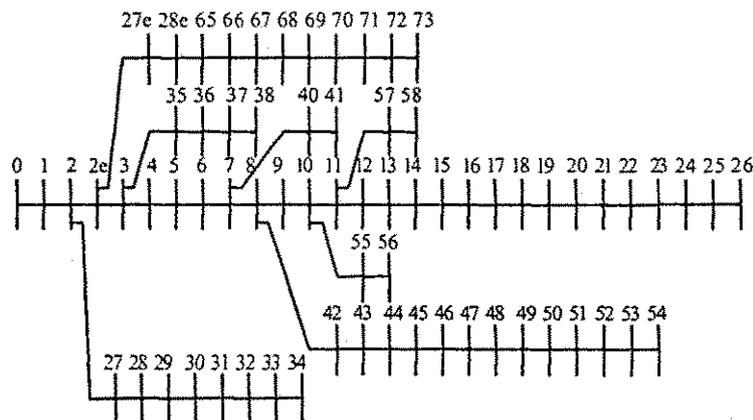


Figura 5.1 – Sistema utilizado na validação do algoritmo implementado.

Para este sistema é considerado um horizonte de planejamento de 10 anos, em que a carga tem um crescimento anual de 9,55% nos primeiros três anos. Depois disso a carga atinge a capacidade máxima do alimentador e é tida como constante até o fim do

horizonte de planejamento. Todos os capacitores, fixos ou chaveados, utilizados na alocação são de 300 kvar cada. O custo desses equipamentos é apresentado na Tabela 5.1. Para fins de comparação, todos os custos serão indicados na mesma moeda utilizada por Huang et al (1996), NT\$ (dólar tailandês).

Tabela 5.1 – Custo dos capacitores fixos e chaveados.

Tipo do Capacitor	Valor (kvar)	Custo (NT\$)
Fixo	300	56.300,00
Chaveado	300	74.900,00

Três níveis de carga são levados em consideração: um para carga leve, um para carga intermediária e outro para carga de pico. A Tabela 5.2 informa os valores pelos quais deve ser multiplicada a carga para obter estes três níveis. Além disto, na Tabela 5.2 encontram-se a duração anual de cada nível e os custos anuais das perdas de energia relacionados aos seus respectivos níveis. Neste caso, não é considerado o custo da perda de potência em horários de pico.

Tabela 5.2 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.

Nível	Níveis de Carga (primeiro ano)			Duração Anual (horas)			Custo da Perda de Energia (NT\$/kWh)		
	N ₁	N ₂	N ₃	T ₁	T ₂	T ₃	KE ₁	KE ₂	KE ₃
Valor	1,0	0,8	0,5	1.000	6.760	1.000	2,95	1,78	0,7

Assim como foi feito nos estudos anteriores que são a base para nossas comparações, são analisadas duas situações:

1. Alocação de capacitores fixos somente;
2. Alocação de capacitores fixos e chaveados.

A alocação de capacitores fixos também é feita considerando-se os três níveis de carga indicados acima. Para a primeira situação, a Tabela 5.3 resume os resultados obtidos.

Tabela 5.3 – Comparação entre resultados obtidos com a alocação de capacitores fixos.

Técnica	Total de Barras Usadas para Alocação	Barra	Número de Módulos de Capacitores	Economia Líquida (em milhões de NTS)
Busca de Tabu	3	20	1	11,98
		50	2	
		53	1	
Algoritmo Genético	7	7	1	13,18
		38	1	
		11	1	
		14	1	
		49	1	
		51	2	
53	1			

O algoritmo da busca de tabu alocou um total de quatro módulos de capacitores em três barras do alimentador, enquanto que o algoritmo genético utilizou sete barras alocando um total de oito módulos. A economia total líquida obtida pelo algoritmo genético foi cerca de 10% superior ao resultado dado pela busca de tabu. É interessante ressaltar que a solução dada pela busca de tabu foi inserida na função adequabilidade do algoritmo genético e o resultado obtido é o que está apresentado na Tabela 5.3. A diferença deste valor para o valor original apresentado por Huang et al (1996) é de 0,44%.

Considerando a alocação de capacitores fixos e chaveados, foram obtidos os seguintes resultados, apresentados na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Comparação entre resultados obtidos com a alocação de capacitores fixos e chaveados.

Técnica	Total de Barras Usadas para Alocação	Barra	Número de Módulos de Capacitores por Nível			Economia Líquida (em milhões de NTS)
			N ₁	N ₂	N ₃	
Busca de Tabu	3	11	1	1	0	12,47
		50	1	1	1	
		53	1	0	0	
Algoritmo Genético	7	7	1	0	0	13,24
		38	0	1	0	
		58	0	1	0	
		17	1	0	0	
		50	0	2	0	
		51	0	0	1	
52	2	0	0			

Neste caso, a solução apresentada pelo algoritmo genético indica uma economia líquida aproximadamente 6% superior ao resultado obtido pela busca de tabu. A Tabela 5.5 resume os parâmetros utilizados pelo algoritmo genético para obtenção dos resultados apresentados acima. O tempo computacional gasto também é indicado.

Tabela 5.5 – Parâmetros do algoritmo genético e tempo computacional gasto.

Situação	Cruzamento	Mutação	Penalidade	Total de Gerações	Tempo Computacional
1	60%	2%	25%	50	5 min e 54 s
2	60%	2%	25%	200	14 min e 56 s

Em todos os resultados apresentados neste capítulo, o algoritmo genético foi executado em uma máquina equipada com processador de velocidade 1,3 GHz.

5.2 Exemplo de Aplicação: Sistema de Distribuição Local

O exemplo seguinte trata-se de um alimentador pertencente ao sistema de distribuição da Companhia Energética da Borborema. É o mesmo do qual foi coletada a curva de carga apresentada na Figura 4.6 do capítulo anterior. É identificado pelo código 01M1 e possui aproximadamente 14,5 km de extensão, atendendo uma área predominantemente residencial. A curva de carga coletada no dia 24/11/2001 indica que, mesmo em horários de pico, apenas em torno da metade de sua capacidade está sendo utilizada. Para fins de estudo foi dividido em 103 trechos. A descrição completa das cargas e características dos condutores em cada trecho pode ser encontrada no Apêndice E.

Este alimentador já conta com dois módulos de capacitores. São fixos e têm capacidade nominal 300 kvar cada. Estão instalados nas barras identificadas pelos códigos 4460 e 4441. Partindo-se deste fato, a primeira análise foi verificar o quanto está sendo

economizado anualmente com estes dois capacitores. Neste caso, não foram considerados os custos de aquisição, nem o custo das perdas de potência em horários de pico. Os níveis de carga usados foram três, fornecidos pelo programa *Segmental.1* e apresentados no capítulo anterior. Na Tabela 5.6 encontram-se os níveis utilizados, a duração anual de cada nível e os custos anuais das perdas de energia relacionados aos seus respectivos níveis.

Tabela 5.6 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.

Nível Valor	Níveis de Carga			Duração Anual (horas)			Custo da Perda de Energia (R\$/kWh)		
	N_1	N_2	N_3	T_1	T_2	T_3	KE_1	KE_2	KE_3
	0.39	0.23	0.20	1.830	3.360	3.450	0.50	0.45	0.38

Da forma atual, o posicionamento dos capacitores produz uma economia anual de R\$ 1.212,13. Na seqüência, desconsideramos a existência de capacitores no alimentador e utilizamos o algoritmo genético para alocar no máximo dois capacitores de 300 kvar, desconsiderando os custos de aquisição, pois os equipamentos já existem. O resultado encontra-se na Tabela 5.7.

Tabela 5.7 – Resultados obtidos para o alimentador 01M1 da CELB.

Barra	Quantidade	Mutação	Penalidade	Gerações	Economia Anual	Tempo Computacional
4220	1	2%	25%	200	R\$ 1.318,80	1 min e 40 s

O algoritmo genético apresentou como resultado a alocação de apenas um capacitor na barra 4220. Isto resultaria em uma economia anual superior a que vem sendo obtida atualmente, além de poupar um capacitor de 300 kvar. É importante destacar que os níveis de carga considerados influem de forma significativa no resultado final. Neste caso, os níveis de carga utilizados foram calculados a partir da curva coletada no dia 24/11/2001, um sábado.

Foi feita ainda uma segunda análise para este alimentador, considerando-se um cenário hipotético, mas que poderá tornar-se realidade com o passar dos anos. Atualmente o alimentador opera bem abaixo de sua capacidade. Foi considerado um aumento de carga, traduzido pelo estabelecimento de novos níveis de carga bem maiores que os atuais. Com relação aos custos, foram levados em conta os custos de aquisição dos capacitores e o custo das perdas de potência em horário de pico. Foram adotados valores em dólar, baseados nos custos indicados por Penha (1991). Todas estas informações estão resumidas nas Tabelas 5.8 e 5.9.

Tabela 5.8 – Custo da perda de potência de pico e de capacitores segundo Penha (1991).

Perda de Pico	Tipo do Capacitor	Valor (kvar)	Custo (US\$)
US\$ 120,00/kW/ano	Fixo	300	1.050,00
	Chaveado	300	1.800,00

Tabela 5.9 – Níveis de carga e custo das perdas de energia.

Nível	Níveis de Carga			Duração Anual (horas)			Custo da Perda de Energia (US\$/kWh)		
	N ₁	N ₂	N ₃	T ₁	T ₂	T ₃	KE ₁	KE ₂	KE ₃
Valor	1,20	0,90	0,75	1.830	3.360	3.450	0,20	0,18	0,15

Os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 5.10. Nesta situação, seria realizada uma economia líquida anual de pouco mais de sete mil dólares, considerando a aquisição de quatro capacitores novos. Não foram alocados capacitores chaveados.

Tabela 5.10 – Resultados obtidos para o alimentador 01M1 da CELB em um cenário fictício.

Total de Barras Usadas para Alocação	Barra	Número de Módulos de Capacitores por Nível			Economia Líquida Anual (US\$)
		N ₁	N ₂	N ₃	
4	3429	1	0	0	7.072,10
	3877	1	0	0	
	2491	1	0	0	
	809	1	0	0	

Esta análise foi repetida, porém considerando custos de instalação nas barras 3429 e 3877. O custo de instalação de um capacitor é algo que apenas as empresas distribuidoras podem atribuir com precisão. Talvez, na maioria das ocasiões este custo seja até mesmo insignificante. Contudo, conforme se afirmou no capítulo 3, o objetivo de indicar custos de instalação para barras específicas do sistema é fazer com que o algoritmo não aloque capacitores naquele ponto. As razões podem ser as mais variadas possíveis, desde razões técnicas, dificuldades de acesso, até aspectos urbanísticos ou paisagísticos. Os custos atribuídos às barras citadas acima foram US\$ 200,00 e US\$ 300,00 respectivamente. O algoritmo foi executado sob as mesmas condições anteriores e os resultados são mostrados na Tabela 5.11.

Tabela 5.11 – Resultados obtidos considerando custos de instalação.

Total de Barras Usadas para Alocação	Barra	Número de Módulos de Capacitores por Nível			Economia Líquida Anual (US\$)
		N ₁	N ₂	N ₃	
4	3430	1	0	0	6.754,85
	2989	1	0	0	
	4766	1	0	0	
	813	1	0	0	

De acordo com o esperado, não foram alocados capacitores nas barras 3429 e 3877. A Tabela 5.12 resume os parâmetros utilizados pelo algoritmo genético para obtenção dos resultados apresentados acima. O tempo computacional gasto também é indicado. Em todos os casos apresentados neste capítulo, a população foi constituída por um conjunto de 100 indivíduos.

Tabela 5.12 – Parâmetros do algoritmo genético e tempo computacional gasto.

Situação	Cruzamento	Mutação	Penalidade	Total de Gerações	Tempo Computacional
Sem Custos de Instalação	60%	2%	25%	200	2 min e 13 s
Com Custos de Instalação	60%	2%	25%	200	2 min e 12 s

Capítulo 6

Conclusões

Diversas técnicas para alocação ótima de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica vêm sendo propostas e estudadas ao longo das últimas décadas. O objetivo principal de todas elas é controlar o fluxo de reativos visando redução de perdas através da instalação de capacitores. Atualmente, a questão da localização ótima de capacitores está sendo vista como um problema típico de otimização combinatória. Os algoritmos genéticos têm demonstrado grande eficiência na resolução de problemas de caráter combinatório. Portanto, foi elaborado um algoritmo genético para obter a solução ótima dos problemas de planejamento e controle de capacitores sendo verificada uma excelente adaptação desta ferramenta de otimização ao problema.

O algoritmo apresentado fornece a localização de bancos de capacitores fixos e chaveados, considerando a economia líquida realizada com a redução de perdas e os custos de aquisição e instalação dos capacitores. Adicionalmente, foi elaborado um outro algoritmo genético capaz de realizar a segmentação ótima da curva de duração de carga em diversos níveis para fins de cálculo das perdas de energia.

A validação do algoritmo foi feita através do estudo de um sistema conhecido na literatura. Os resultados obtidos para este sistema foram comparados aos dados pela técnica da busca de tabu (Huang et al, 1996). Os resultados obtidos pelo algoritmo genético indicam que maiores economias líquidas podem ser alcançadas do que as apresentadas pela busca de tabu. Para fins de confirmação dos resultados, as soluções dadas pela busca de tabu foram inseridas na função adequabilidade do algoritmo genético e a mesma economia líquida indicada por Huang et al (1996) foi obtida. Com isto, o algoritmo genético foi validado e sua eficiência demonstrada.

Como exemplo de aplicação foi realizado um estudo de um sistema de distribuição local de energia. Trata-se de um alimentador pertencente ao sistema de distribuição da Companhia Energética da Borborema. Este alimentador possui aproximadamente 14,5 km de extensão, atende uma área predominantemente residencial e já conta com dois módulos de capacitores. Verificou-se que da forma atual estes capacitores representam uma economia anual de R\$ 1.212,13. O algoritmo genético indicou que uma economia de aproximadamente R\$ 1.318,80 poderia ser obtida anualmente com a aplicação de apenas um destes módulos. Contudo, os níveis de carga considerados foram calculados a partir de medições feitas em um único dia. Seria interessante verificar, para consolidar os resultados obtidos neste caso, se este único dia pode realmente servir de referência para todos os dias do ano.

Neste trabalho, procurou-se implementar uma metodologia que satisfizesse requisitos suficientes de modo a ser aplicada a qualquer sistema radial de distribuição com curvas de carga conhecidas. Para tanto, foi necessário agregar conhecimentos vindos de outros trabalhos de dissertação anteriores a este. Contudo, alguns procedimentos podem ser adotados para aumentar a abrangência da técnica e aprimorar sua eficiência:

- Adaptação para sistemas de distribuição com configuração em anel;
- Avaliação da economia líquida para níveis de carga maiores que três;
- Expressar o cromossomo de maneiras alternativas para melhoria do processo de otimização;
- Avaliar o uso do sistema binário de numeração na codificação do problema;
- Combinação de outras técnicas com o algoritmo genético para acelerar o processo de busca de uma solução ótima.

Dentre os pontos citados acima, já foram feitos estudos no sentido de avaliar a eficiência da técnica utilizando outra formulação de cromossomo (Ferreira et al, 2002). A maioria das outras propostas apresentadas está sendo implementada em um trabalho de doutorado que, desde já, conta com excelentes resultados (Alves, 2001a, 2001b; Alves et al, 2002). Outros fatores podem ser considerados na alocação ótima de capacitores em sistemas de distribuição, como a produção de harmônicos e o impacto causado pelo transitório resultante do chaveamento destes equipamentos. Sobre este último, existe também um trabalho de doutorado em andamento (Pamplona, 2002).

Por fim, é importante destacar que apesar do número grande de técnicas disponíveis para resolução do problema abordado nesta dissertação, da crescente sofisticação das metodologias e da constante melhoria dos recursos computacionais, não deve ser esquecido o conhecimento detalhado do sistema ao qual se pretende indicar uma solução e o bom senso para tomar a decisão final com segurança.

Referências Bibliográficas

- ALVES, H. N. Alocação Ótima de Bancos de Capacitores em Alimentadores Radiais através de Algoritmos Genéticos. Campina Grande, 2001. Relatório de Projeto e Pesquisa (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- _____. Solução do Problema de Controle de Bancos de Capacitores em Redes de Distribuição. Campina Grande, 2001. Relatório de Projeto e Pesquisa (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- _____, SOUZA, B. A., FERREIRA, H. A. “Algoritmos microgenéticos e lógica fuzzy aplicados ao controle de bancos de capacitores em redes de distribuição”. Aceito para publicação nos anais do 14º CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA 2002.
- BARAN, M. 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.
- BOONE, G., CHIANG, H. D. “Optimal capacitor placement in distribution systems by genetic algorithm”. Electrical Power & Energy Systems, vol. 15, no. 3, pp. 155-162, 1993.
- CARNAHAN, J., SIMHA, R. “Nature’s algorithms”. IEEE Potentials, pp. 21-24, April/May 2001.

- CARVALHO, J. S. F. Estudos para Prevenção Contra Colapso de Tensão em Redes de Distribuição. Campina Grande, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- CASTRO, A. C. Compensação Reativa de Alimentadores Radiais Baseada em Modelo Dependente da Tensão e Técnica de Programação Discreta Ascendente. Campina Grande, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- CHIANG, H. D., WANG, J. C., COCKINGS, O., SHIN, H. D. “Optimal capacitor placements in distributions systems”. Part I and Part II. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 5, pp. 634-649, April 1990.
- CHUNG, T. S., LEUNG, H. C. “A genetic algorithm approach in optimal capacitor selection with harmonic distortion considerations”. Electrical Power and Energy Systems, vol. 21, pp. 561-569, 1999.
- CIVANLAR, S., GRAINGER, J. J., YIN, H., LEE, S. H. “Distribution feeder reconfiguration for loss reduction”. IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 3, no. 3, pp. 1217-1223, July 1988.
- COOK, R. F. “Optimizing the application of shunt capacitors for reactive-volt-ampere control and loss reduction”. AIEE Transactions, vol. 80, pp. 430-444, August 1961.
- CUTTINO, W. H. “Extending the use of shunt capacitors by means of automatic switching”. AIEE Transactions, vol. 63, pp. 674-678, 1944.
- DURAN, H. “Optimum number, location and size of shunt capacitors in radial distribution: a dynamic programming approach”. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 87, pp. 1769–1774, September 1968.

- FERREIRA, H. A., SOUZA, B. A., ALVES, H. N. "Optimal capacitor allocation in electrical distribution systems using a genetic algorithm". In: TRANSMISSION & DISTRIBUTION – LATIN AMERICA CONFERENCE, 1, 2002. Anais do Evento.
- GARCIA, A. N. G., PEREIRA, J. L. R., CARNEIRO JR., S. C. "Alocação ótima de capacitores em sistemas de distribuição desequilibrados usando algoritmos genéticos". In: ENCONTRO LUSO-AFRO-BRASILEIRO DE PLANEJAMENTO E EXPLORAÇÃO DE REDES DE ENERGIA, 4, 1999. Anais do Evento.
- GLEISER, M. O fim da Terra e do Céu: o apocalipse na ciência e na religião. São Paulo: Companhia das Letras, 2001.
- GOLDBERG, D. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley, 1989.
- GÖNEN, T. Electric Power Distribution System Engineering. New York: McGraw-Hill, 1986.
- GUIMARÃES, M. K. A. Uma Implementação Vetorial do Método da Soma de Potência para Aplicação a Redes de Distribuição. Campina Grande, 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- HUANG, Y. C., YANG, H. T., HUANG, C. L. "Solving the capacitor placement problem in radial distribution system using tabu search approach". IEEE Transactions on Power Systems, vol. 11, no. 4, pp.1868-1873, November 1996.
- KALYUZHNY, A., LEVITIN, G., ELMAKIS, D., BEN-HAIM, H. "System approach to shunt capacitor allocation in radial distribution systems". Electric Power Systems Research, vol. 56, pp. 51-60, 2000.
- KAPLAN, M. "Optimization of number, location, size, control type and control setting of shunt capacitors on radial distribution feeder". IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 103, pp. 2659-2663, September 1984.

- MIU, K. N., CHIANG, H., DARLING, G. "Capacitor placement, replacement and control in large-scale distribution systems by a GA-based two-stage algorithm." IEEE Transactions on Power Systems, vol. 12, no. 3, August 1997.
- NG, H. N., SALAMA, M. M. A., CHIKHANI, A. Y. "Classification of capacitor allocation techniques". IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 15, no. 1, January 2000.
- OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. [online] Disponível na Internet via <http://www.ons.org.br>. Visitado em dezembro de 2001.
- PAMPLONA, F. M. P. Estudos de Fenômenos Transitórios decorrentes da Energização de Bancos de Capacitores. Campina Grande, 2002. Relatório de Projeto e Pesquisa (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- PENHA, F. D. Contribuição ao Planejamento e Controle da Compensação Reativa em Alimentadores Primários. Campina Grande, 1991. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal da Paraíba.
- PIMENTEL, W., FIGUEIREDO, C. M. H., CARVALHO, L. A. V. "Planejamento de rotas aéreas utilizando algoritmos genéticos". In: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIAS, 5, 2001. Anais do Evento.
- PROGRAMA NACIONAL DE CONSERVAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. [online] Disponível na Internet via <http://www.eletronbras.gov.br/procel>. Visitado em dezembro de 2001.
- SOUZA, B. A. Distribuição de Energia Elétrica. Campina Grande: CCT/UFPB-REENGE/PAPE, 1997.

Apêndice A

Formulação Matemática do Método da Soma de Potência

Segue a formulação matemática do MSP, nos modos que faz Guimarães (2000). Novamente, considere um único trecho de um alimentador radial identificado pela sua barra de origem e sua barra de destino.

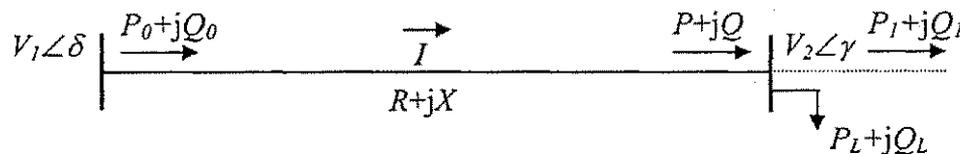


Figura A.1 – Trecho de um alimentador radial.

A partir daí podem ser escritas as seguintes equações, envolvendo a corrente I que percorre o trecho:

$$I = \frac{V_1 \angle \delta - V_2 \angle \gamma}{R + jX} \quad \text{e} \quad (\text{A.1})$$

$$P - jQ = V_2^* I. \quad (\text{A.2})$$

Combinando as Equações A.1 e A.2, tem-se:

$$\frac{P - jQ}{V_2^*} = \frac{V_1 \angle \delta - V_2 \angle \gamma}{R + jX}. \quad (\text{A.3})$$

Mas, $V_2^* = V_2 \angle -\gamma$. Então a Equação A.3 pode ser expressa por:

$$V_1 V_2 \angle (\delta - \gamma) - V_2^2 = (R + jX)(P - jQ). \quad (\text{A.4})$$

Em coordenadas retangulares e separando as partes real e imaginária:

$$V_1 V_2 \cos(\delta - \gamma) = V_2^2 + PR + QX \quad \text{e} \quad (\text{A.5a})$$

$$V_1 V_2 \sin(\delta - \gamma) = PX - QR. \quad (\text{A.5b})$$

Elevando ao quadrado e somando as Equações A.5, chega-se a:

$$V_2^4 + 2V_2^2(RP + XQ - \frac{1}{2}V^2) + (R^2 + X^2)(P^2 + Q^2) = 0. \quad (\text{A.6})$$

A Equação A.6 é biquadrada com relação a V_2 . Pode ser escrita de forma mais conveniente:

$$V_2^4 + 2V_2^2 A + C = 0. \quad (\text{A.7})$$

Em que, $A = (RP + XQ - \frac{1}{2}V^2)$ e $C = (R^2 + X^2)(P^2 + Q^2)$.

Desta forma, definido-se:

$$B = \sqrt{A^2 - C}, \quad (\text{A.8a})$$

chega-se ao valor de V_2 :

$$V_2 = \sqrt{B - A}. \quad (\text{A.8b})$$

Apêndice B

Cálculo de Datas

Para realizar a segmentação de curvas de carga com duração de mais de um dia, semanais ou mensais, por exemplo, foram incluídos no programa *Segmenta 1.1* dois algoritmos para o cálculo de datas. O primeiro informa o número de dias existentes entre duas datas quaisquer. O segundo identifica o dia da semana de uma data. Estes algoritmos são apresentados a seguir.

O primeiro algoritmo trata dos *Dias Julianos*, sendo especialmente útil para calcular o número de dias entre duas datas muito afastadas. Os Dias Julianos representam uma contagem sucessiva de dias, começando a partir do ano -4.712. Foram introduzidos pelo filólogo francês *Giuseppe Giusto Scaliger* (1540-1609), que assim o denominou em homenagem a seu pai, o humanista italiano *Julius Caesar Scaliger* (1484-1558). Por razões históricas, o Dia Juliano inicia ao meio-dia. O método de cálculo, apresentado em seguida, é válido somente após a reforma do calendário, ocorrida em 1.582 por determinação do Papa Gregório XIII. Nesta reforma, feita para corrigir erros no calendário, o dia seguinte a

04/10/1582 foi o dia 15/10/1582. Para cálculo de datas anteriores a 15/10/1582, existe outro algoritmo que não será apresentado. O algoritmo é o seguinte:

1. Se o mês for menor do que 3, faça $Ano=Ano-1$ e $Mês=Mês+12$;
2. $A =$ o inteiro de $(Ano \div 100)$;
3. $B =$ o inteiro de $(A \div 4)$;
4. $C = 2 - A + B$;
5. $D =$ o inteiro de $(365,25 \times (Ano + 4716))$;
6. $E =$ o inteiro de $(30,6001 \times (Mês + 1))$;
7. Por fim o Dia Juliano será igual a $D + E + Dia + 0,5 + C - 1524,5$.

De posse de duas datas em Dias Julianos, basta realizar uma simples subtração para saber o número de dias decorridos entre elas.

O algoritmo seguinte serve para identificar o dia da semana de uma data qualquer, também a partir de 15/10/1582:

1. $A =$ o inteiro de $[(12 - Mês) \div 10]$;
2. $B = Ano - A$;
3. $C = Mês + (12 \times A)$;
4. $D =$ o inteiro de $(B \div 100)$;
5. $E =$ o inteiro de $(D \div 4)$;
6. $F = 2 - D + E$;
7. $G =$ o inteiro de $(365,25 \times B)$;
8. $H =$ o inteiro de $[30,6001 \times (C + 1)]$;
9. $I = F + G + H + Dia + 5$;
10. $J =$ o resto de $(I \div 7)$, em que 0=SÁB, 1=DOM, 2=SEG, 3=TER, 4=QUA, 5=QUI, 6=SEX.

Apêndice C

Medições Realizadas na Subestação Bela Vista

Na Tabela C.1, página seguinte, estão contidas as medições realizadas na subestação Bela Vista no dia 24 de novembro de 2001.

Apêndice D

Dados do Sistema Usado para Validação

Na Tabela D.1, página seguinte, estão contidos os dados do sistema usado para validação do algoritmo implementado neste trabalho. A barra da subestação é identificada pelo código 0 e sua tensão é de 12,66 kV.

Tabela D.1 – Dados do sistema usado para validação.

Trecho	Barra Inicial	Barra Final	R(Ω)	X(Ω)	P (kW)	Q (kvar)
1	0	1	0,0005	0,0012	0	0
2	1	2	0,0005	0,0012	0	0
3	2	2e	0	0	0	0
4	2e	3	0,0015	0,0036	0	0
5	3	4	0,0251	0,0294	0	0
6	4	5	0,366	0,1864	2,6	2,2
7	5	6	0,3811	0,1941	40,4	30
8	6	7	0,0922	0,047	75	54
9	7	8	0,0493	0,0251	30	22
10	8	9	0,819	0,2707	28	19
11	9	10	0,1872	0,0619	145	104
12	10	11	0,7114	0,2351	145	104
13	11	12	1,03	0,34	8	5,5
14	12	13	1,044	0,345	8	5,5
15	13	14	1,058	0,3496	0	0
16	14	15	0,1966	0,065	45,5	30
17	15	16	0,3744	0,1238	60	35
18	16	17	0,0047	0,0016	60	35
19	17	18	0,3276	0,1083	0	0
20	18	19	0,2106	0,0696	1	0,6
21	19	20	0,3416	0,1129	114	81
22	20	21	0,014	0,0046	5,3	3,5
23	21	22	0,1591	0,0526	0	0
24	22	23	0,3463	0,1145	28	20
25	23	24	0,7488	0,2475	0	0
26	24	25	0,3089	0,1021	14	10
27	25	26	0,1732	0,0572	14	10
28	2	27	0,0044	0,0108	26	18,6
29	27	28	0,064	0,1565	26	18,6
30	28	29	0,3978	0,1315	0	0
31	29	30	0,0702	0,0232	0	0
32	30	31	0,351	0,116	0	0
33	31	32	0,839	0,2816	14	10
34	32	33	1,708	0,5646	19,5	14
35	33	34	1,474	0,4873	6	4
36	2e	27e	0,0044	0,0108	26	18,55
37	27e	28e	0,064	0,1565	26	18,55
38	28e	65	0,1053	0,123	0	0
39	65	66	0,0304	0,0355	24	17
40	66	67	0,0018	0,0021	24	17
41	67	68	0,7283	0,8509	1,2	1
42	68	69	0,31	0,3623	0	0
43	69	70	0,041	0,0478	6	4,3
44	70	88	0,0092	0,0116	0	0
45	88	89	0,1089	0,1373	39,22	26,3
46	89	90	0,0009	0,0012	39,22	26,3
47	3	35	0,0034	0,0084	0	0
48	35	36	0,0851	0,2083	79	56,4
49	36	37	0,2898	0,7091	384,7	274,5
50	37	38	0,0822	0,2011	384,7	274,5
51	7	40	0,0928	0,0473	40,5	28,3
52	40	41	0,3319	0,1114	3,6	2,7
53	8	42	0,174	0,0886	4,35	3,5
54	42	43	0,203	0,1034	26,4	19
55	43	44	0,2842	0,1447	24	17,2
56	44	45	0,2813	0,1433	0	0
57	45	46	1,59	0,5337	0	0
58	46	47	0,7837	0,263	0	0
59	47	48	0,3042	0,1006	100	72
60	48	49	0,3861	0,1172	0	0
61	49	50	0,5075	0,2585	1244	888
62	50	51	0,0974	0,0496	32	23
63	51	52	0,145	0,0738	0	0
64	52	53	0,7105	0,3619	227	162
65	53	54	1,041	0,5302	59	42
66	10	55	0,2012	0,0611	18	13
67	55	56	0,0047	0,0014	18	13
68	11	57	0,7394	0,2444	28	20
69	57	58	0,0047	0,0016	28	20

Apêndice E

Dados do Sistema Usado como Exemplo de Aplicação

Na Tabela E.1, página seguinte, estão contidos os dados do sistema usado como exemplo de aplicação do algoritmo implementado neste trabalho. A barra da subestação é identificada pelo código 1 e sua tensão é de 13,8 kV. Nas barras identificadas pelos códigos 4460 e 4441, estão instalados capacitores de 300 kvar.

Tabela E.1 – Dados do sistema usado como exemplo de aplicação.

Trecho	Inicial	Final	R(Ω)	X(Ω)	P (kW)	Q (kvar)	Trecho	Inicial	Final	R(Ω)	X(Ω)	P (kW)	Q (kvar)
1	1	4512	0,0529	0,1047	43	13,2	53	3920	3921	0,0552	0,0169	71,7	22,1
2	4512	3440	0,0731	0,1446	71,7	22,1	54	3934	2995	0,1042	0,032	143,4	44,1
3	3440	897	0,0152	0,0301	71,7	22,1	55	2995	3780	0,1655	0,0508	43	13,2
4	897	3690	0,2728	0,0837	28,7	8,8	56	3780	4388	0,3218	0,0988	43	13,2
5	3440	4009	0,0468	0,0926	43	13,2	57	4388	4702	0,2054	0,063	50,7	15,6
6	4009	895	0,1103	0,0339	71,7	22,1	58	4388	3995	0,3893	0,1195	43	13,2
7	895	896	0,2973	0,0913	43	13,2	59	3995	3996	0,282	0,0866	43	13,2
8	896	4010	0,092	0,0282	71,7	22,1	60	2989	879	0,0686	0,0851	14,3	4,4
9	4009	4522	0,0377	0,0746	71,7	22,1	61	879	3738	0,1992	0,0612	43	13,2
10	4522	1236	0,2789	0,0856	71,7	22,1	62	879	4206	0,028	0,0348	28,7	8,8
11	1236	2519	0,19	0,0583	71,7	22,1	63	4206	1553	0,1134	0,0348	14,3	4,4
12	1236	4931	0,1042	0,032	43	13,2	64	4206	876	0,0391	0,0485	0	0
13	4931	4932	0,1962	0,0602	71,7	22,1	65	876	877	0,1808	0,0555	43	13,2
14	4522	4460	0,0842	0,1665	0	0	66	877	878	0,2268	0,0696	43	13,2
15	4460	3741	0,008	0,0158	71,7	22,1	67	878	1264	0,2268	0,0696	43	13,2
16	3741	3833	0,2023	0,0621	43	13,2	68	876	3431	0,1836	0,2278	43	13,2
17	3741	889	0,236	0,0725	71,7	22,1	69	3431	829	0,0074	0,0091	0	0
18	889	4414	0,1624	0,0499	71,7	22,1	70	3431	827	0,0317	0,0393	43	13,2
19	4414	2676	0,1103	0,0339	43	13,2	71	827	828	0,0361	0,0448	0	0
20	2676	891	0,5241	0,1609	71,7	22,1	72	828	825	0,0465	0,0576	107,5	33,1
21	3741	887	0,0282	0,0557	0	0	73	825	822	0,0391	0,0485	0	0
22	887	886	0,3801	0,1167	71,7	22,1	74	822	4013	0,2605	0,08	43	13,2
23	887	884	0,0118	0,0233	43	13,2	75	4013	824	0,3034	0,0932	14,3	4,4
24	884	883	0,0373	0,0738	0	0	76	822	821	0,0391	0,0485	43	13,2
25	883	2511	0,0582	0,0179	71,7	22,1	77	821	4211	0,0369	0,0457	43	13,2
26	2511	2514	0,0276	0,0085	71,7	22,1	78	4211	2941	0,0177	0,022	0	0
27	2514	2943	0,1103	0,0339	107,5	33,1	79	2941	820	0,4843	0,1487	71,7	22,1
28	2943	3410	0,0521	0,016	71,7	22,1	80	2941	819	0,2299	0,0706	71,7	22,1
29	3410	3429	0,2789	0,0856	107,5	33,1	81	4211	816	0,0583	0,0723	0	0
30	3429	2525	0,1103	0,0339	71,7	22,1	82	816	817	0,1686	0,0518	107,5	33,1
31	2525	2526	0,1195	0,0367	71,7	22,1	83	817	4023	0,0981	0,0301	43	13,2
32	2526	2524	0,095	0,0292	28,7	8,8	84	816	807	0,014	0,0174	0	0
33	3429	3430	0,0613	0,0188	71,7	22,1	85	807	1275	0,1187	0,1473	71,7	22,1
34	3430	2527	0,0307	0,0094	71,7	22,1	86	1275	4766	0,0575	0,0714	43	13,2
35	2527	2528	0,1379	0,0423	71,7	22,1	87	4766	4275	0,5333	0,1637	43	13,2
36	2528	2529	0,1011	0,0311	71,7	22,1	88	4275	4276	0,2146	0,0659	43	13,2
37	883	882	0,0274	0,0542	43	13,2	89	4276	4684	0,2268	0,0696	43	13,2
38	882	1594	0,0332	0,0412	28,7	8,8	90	4684	4278	0,3004	0,0922	43	13,2
39	1594	881	0,0214	0,0265	28,7	8,8	91	4278	4279	0,4689	0,144	43	13,2
40	881	2725	0,0597	0,0741	0	0	92	807	808	0,0736	0,0226	71,7	22,1
41	2725	4839	0,3893	0,1195	14,3	4,4	93	808	809	0,2237	0,0687	43	13,2
42	4839	3130	0,0521	0,016	215	66,2	94	809	810	0,2513	0,0772	71,7	22,1
43	2725	4220	0,0701	0,0869	43	13,2	95	810	811	0,1226	0,0376	71,7	22,1
44	4220	880	0,0162	0,0201	0	0	96	811	813	0,2115	0,0649	71,7	22,1
45	880	4441	0,031	0,0384	0	0	97	813	4924	0,2176	0,0668	43	13,2
46	4441	2989	0,0347	0,043	0	0	98	813	812	0,1042	0,032	14,3	4,4
47	2989	2992	0,3433	0,1054	143,4	44,1	99	813	815	0,3617	0,111	107,5	33,1
48	2992	3934	0,0828	0,0254	0	0	100	815	3110	0,2881	0,0885	43	13,2
49	3934	3877	0,1073	0,0329	0	0	101	815	4262	0,3065	0,0941	43	13,2
50	3877	4085	0,2268	0,0696	14,3	4,4	102	4262	4263	0,3126	0,096	43	13,2
51	3877	3878	0,1655	0,0508	143,4	44,1	103	4263	4264	0,3372	0,1035	71,7	22,1
52	3878	3920	0,046	0,0141	143,4	44,1							