



Luiz Carlos Menezes Direito

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE
CAPACITORES EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO
DE ENERGIA ELÉTRICA**

Orientadores:

Julio Cesar Stacchini de Souza
Milton Brown Do Coutto Filho

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de Computação da UFF

D598 Direito, Luiz Carlos Menezes.

Alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica / Luiz Carlos Menezes Direito. – Niterói, RJ : [s.n.], 2010.
103 f.

Dissertação (Mestrado em Computação) - Universidade Federal Fluminense, 2010.

Orientadores: Julio César Stacchini de Souza, Milton Brown Do Couto Filho.

1. Distribuição de energia elétrica. 2. Otimização (Computação). 3. Planejamento de potência reativa. 4. Metaheurística. 5. Ciência da computação. I. Título.

CDD 621.319

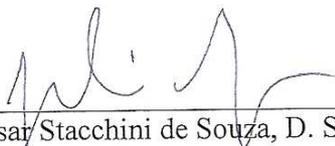
LUIZ CARLOS MENEZES DIREITO

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCO DE CAPACITORES EM REDES
DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

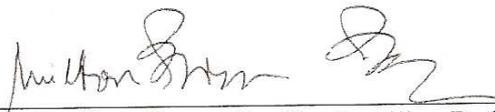
Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre, Área de concentração: Computação Científica e Sistemas de Potência.

Aprovada em 11 de março de 2010.

BANCA EXAMINADORA



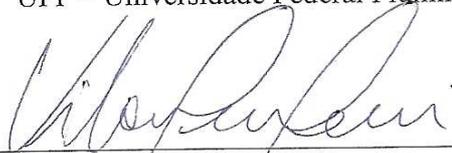
Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza, D. Sc. – Orientador
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Milton Brown Do Coutto Filho, D. Sc. – Orientador
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Edwin Benito Mitacc Meza, D. Sc.
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Vitor Hugo Ferreira, D. Sc.
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Carmen Lucia Tancredo Borges, D. Sc.
UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro

À minha família, em especial
minha esposa e filhos, pelo apoio,
incentivo e compreensão.

AGRADECIMENTOS

O resultado deste trabalho não se deve somente ao meu esforço e dedicação, mas também ao apoio recebido ao longo desta caminhada. Assim, presto os meus sinceros agradecimentos:

A Deus, por sua constante presença em minha vida, dando-me coragem para enfrentar todos os obstáculos.

Aos meus orientadores, Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza e Prof. Milton Brown do Coutto Filho pelo acompanhamento, orientação técnica, conselhos e palavras de incentivo durante todo o desenvolvimento deste trabalho, marcando sempre com valores éticos as suas participações.

Aos amigos, pelo incentivo e companheirismo em todas as minhas conquistas.

À LIGHT Serviços de Eletricidade pelo interesse demonstrado no tema desta Dissertação, abordado no projeto de P&D intitulado “Alocação Ótima de Bancos de Capacitores”.

A todos aqueles que direta ou indiretamente colaboraram para a execução deste trabalho.

RESUMO

A área de distribuição de energia elétrica tem sofrido mudanças rápidas e intensas, fazendo com que os problemas a ela associados se tornem cada vez mais complexos. O problema de alocação de potência reativa em redes de distribuição tem recebido a atenção de pesquisadores há bastante tempo. Diversas ferramentas têm sido propostas para a solução deste problema, envolvendo métodos analíticos e técnicas de otimização. A alocação de capacitores em redes de distribuição permite um melhor gerenciamento da potência reativa, trazendo benefícios como redução de perdas elétricas e melhoria do controle do perfil de tensão. A solução do problema deve indicar a localização e a capacidade de bancos de capacitores a serem instalados na rede. Tal solução deve ser aquela que contemple objetivos como: minimização das perdas, controle adequado do perfil de tensão e minimização de custos de investimentos na aquisição e instalação de capacitores. É fácil perceber que existem objetivos antagônicos a serem contemplados e a solução ótima deverá ser aquela que corresponde à melhor relação de compromisso entre eles.

Este trabalho investiga a aplicação de metaheurísticas ao problema da alocação ótima de bancos de capacitores em redes de distribuição de energia elétrica. Este problema é de natureza combinatória, tendo como principais objetivos a redução das perdas de energia elétrica e o controle do perfil de tensão durante o suprimento de energia elétrica. Na investigação aqui realizada são consideradas diferentes formas de codificação da solução do problema. Além disso, uma metodologia para representação adequada da demanda é apresentada, sendo também proposta uma estratégia para considerar, durante a etapa de planejamento, a possibilidade de ocorrência de alterações topológicas, caracterizadas por transferências de carga entre alimentadores.

Testes envolvendo a aplicação de diferentes metaheurísticas são realizados utilizando parte de uma rede de distribuição real. Os resultados obtidos são comparados e discutidos.

Palavras-chave: Distribuição de energia elétrica, Planejamento de potência reativa, Otimização.

ABSTRACT

The area of electric power distribution has gone through many changes during the last decades. As a result, problems associated with the management of power distribution networks have increased in complexity. The problem of reactive power allocation in distribution networks has been studied by many researchers for a long time. Many tools have been proposed to solve this problem, including analytical methods and optimization techniques. The placement of capacitor banks in distribution networks allows a better management of reactive power, bringing benefits such as the reduction of electric power losses and a better regulation of the voltage profile throughout the network. The solution for the capacitor placement problem indicates the location and capacity of the capacitors to be installed. Additionally, it is desired that the obtained solution meet objectives such as: power losses minimization, adequate voltage profile regulation and the minimization of investment costs. It can be noted that some objectives are conflicting and the optimal solution must correspond to a trade-off between them.

This work investigates the application of metaheuristics to solve the problem of optimal capacitor placement in electric distribution networks. This problem is combinatorial in nature, being the main goals the minimization of power losses and the regulation of the voltage profile during power energy supply. In this work different forms for the codification of a given problem solution are tested. Besides, a methodology for the adequate representation of power demand variations is presented. A strategy for representing, during planning studies, the possibility of having different network topologies, characterized by the exchange of loads between feeders, is also proposed.

Tests involving the application of different metaheuristics are performed using part of a real distribution system. The obtained results are compared and discussed.

Keywords: Electric power distribution, Reactive power planning, Optimization.

1. INTRODUÇÃO	11
1.1. Considerações Iniciais.....	11
1.2. Objetivos	13
1.3. Estrutura do trabalho	14
2. ALOCAÇÃO DE POTÊNCIA REATIVA	16
2.1. Introdução	16
2.2. Níveis de tensão e perdas nos sistemas de distribuição.....	21
2.3. Alocação ótima de bancos de capacitores.....	21
2.4. Revisão bibliográfica	23
2.5. Prática usual para alocação de bancos de capacitores	25
3. METAHEURÍSTICAS.....	27
3.1. Introdução	27
3.2. Recozimento simulado	28
3.2.1. Aspectos Computacionais:.....	31
3.3. Busca Tabu	33
3.3.1. Aspectos Computacionais:.....	36
3.4. Algoritmos Genéticos	38
3.5. Otimização por Colônia de Formigas.....	51
4. METODOLOGIA PROPOSTA.....	59
4.1. Introdução	59
4.2. Modelagem da Demanda	61
4.3. Função objetivo	64
4.4. Codificação da solução	65
4.5. Consideração dos Cenários Topológicos	66
4.5.1. Cenários topológicos equiprováveis	68
4.5.2. Cenários topológicos prioritários (não equiprováveis).....	69
4.5.3. Transferência de carga: codificação da solução.....	69
4.6. Conclusões	70
5. TESTES E RESULTADOS	71
5.1. Descrição da Simulação.....	71
5.2. Pré-processamento da curva de carga.....	75

5.3. Obtenção das Demandas Representativas	78
5.4. Testes com o Alimentador Bandeira	79
5.4.1. Utilizando patamares de carga máxima e mínima	79
5.4.2. Testes utilizando centróides como patamares de carga	81
5.5. Testes com os Alimentadores Dafeira e Recife	83
5.5.1. Alimentador Dafeira atendendo sua própria carga	83
5.5.2. Alimentador Recife atendendo sua própria carga	85
5.5.3. Consideração de diferentes cenários topológicos	86
5.6. Comentários	88
6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	89
6.1. Conclusões	89
6.2. Propostas para Trabalhos Futuros	91
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92
8. APÊNDICE: DADOS DOS ALIMENTADORES	98
8.1. Alimentador Recife	98
8.2. Alimentador Dafeira	100
8.3. Alimentador Bandeiras	102

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Carga indutiva	16
Figura 2.2 - Queda de Tensão numa rede elétrica.....	17
Figura 2.3 - Triângulo de potências.....	18
Figura 2.4 - Influência do capacitor no perfil de tensão do alimentador.....	18
Figura 2.5 - Banco de capacitores trifásicos ligado em estrela.....	19
Figura 2.6 - Características elétricas de cargas capacitivas.....	20
Figura 3.1- Distribuição de Boltzmann para diferentes temperaturas	29
Figura 3.2 - Fluxograma do RS.....	31
Figura 3.3 - Comportamento característico da função objetivo (RS)	32
Figura 3.4 - Evolução da Solução gerada por BT.....	36
Figura 3.5 - Influência do Comprimento da lista na busca.....	37
Figura 3.6 - Seleção e Cruzamento entre dois indivíduos no AG	40
Figura 3.7 - Mutaç�o de dois indivíduos no AG.....	41
Figura 3.8 - Diagrama de Blocos para o AG	41
Figura 3.9 - Problema F6 com representação binária	43
Figura 3.10 - Cruzamento de quatro pontos.....	44
Figura 3.11 - O cromossomo visto como um anel	45
Figura 3.12 - Cruzamento Uniforme.....	46
Figura 3.13 - Busca das formigas por alimento.....	52
Figura 3.14 - Evolução da Solução gerada por ACO	58
Figura 4.1 - (a) curva de carga, (b) Agrupamento de níveis de carga.	63
Figura 4.2 - Codificação da solução.....	65
Figura 4.3 - Codificação da solução em um espaço reduzido	66
Figura 4.4 – Consideração de alterações topológicas.....	67
Figura 4.5 - Codificação para análise de transferências de carga.....	70
Figura 5.1 - Alimentador Bandeira	72
Figura 5.2 – Alimentador Dafeira	73
Figura 5.3 - Alimentador Recife	74
Figura 5.4 - Correção de erros de medição.....	77
Figura 5.5 – Correção de perfil (remanejamentos de carga)	77
Figura 5.6 - Correção do perfil da demanda.....	78
Figura 5.7 – Carga anual da linha de Distribuição Bandeira.....	79
Figura 5.8 – Receita Recuperada em função de k	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1- Representação Binária e a correspondente representação Real	43
Tabela 5.1 - Resultados com codificação completa e demandas mínima e máxima	80
Tabela 5.2 - Resultados (codificação reduzida e demandas mínima e máxima)	81
Tabela 5.3 - Resultados com 5, 7 e 9 patamares de carga ($k = 3, k = 5, k = 7$).....	82
Tabela 5.4 – Patamares representativos da demanda (Dafeira)	84
Tabela 5.5 – Carregamentos mínimo e máximo (Dafeira)	84
Tabela 5.6 – Bancos de capacitores instalados (Dafeira)	84
Tabela 5.7 – Perdas e violações de tensão (Dafeira).....	84
Tabela 5.8 – Retorno financeiro do investimento (Dafeira)	84
Tabela 5.9 – Patamares representativos da demanda (Recife).....	85
Tabela 5.10 – Carregamentos mínimo e máximo (Recife)	85
Tabela 5.11 – Bancos de capacitores instalados (Recife).....	85
Tabela 5.12 – Perdas e violações de tensão (Recife)	86
Tabela 5.13 – Retorno financeiro do investimento (Recife).....	86
Tabela 5.14 – Topologias consideradas	86
Tabela 5.15 – Bancos de capacitores instalados	87
Tabela 5.16 – Perdas e violações de tensão (3 topologias)	87
Tabela 5.17 – Retorno financeiro do investimento (3 topologias).....	87

1.1. Considerações Iniciais

As empresas de distribuição de energia elétrica trabalham em um ambiente regulado devendo respeitar limites bem definidos para os níveis de tensão de fornecimento. Esta tarefa tem sua complexidade aumentada devido ao crescimento da demanda dos sistemas, tornando-se cada vez mais importante o gerenciamento da potência reativa, permitindo atender às exigências do órgão regulador Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), evitar multas e garantir assim bons níveis de qualidade e confiabilidade de fornecimento de energia elétrica para o consumidor. No entanto, o crescimento das cargas longe dos centros geradores, as extensas linhas e as perdas técnicas decorrentes dos cabos e equipamentos resultam em variações de tensão nas barras, e assim comprometem a qualidade da energia elétrica fornecida.

Além disso, o alto nível de potência reativa indutiva demandada nos sistemas de distribuição também causa problemas já conhecidos tanto no próprio sistema de distribuição, como no sistema de transmissão, ou seja, aumento das perdas e da queda de tensão, causando dificuldades no controle da tensão. Sendo assim, torna-se necessário instalar bancos de capacitores (BCs) que visam não só a redução das perdas e melhoria nos perfis de tensão, mas também algumas outras vantagens apontadas abaixo:

- Controle do fluxo de potência;
- Melhoria da estabilidade do sistema;
- Correção de fator de potência;
- Compensação da energia reativa produzida por cargas indutivas e pelas reatâncias das linhas.

Devido à complexidade da rede e dos alimentadores o ponto ótimo de operação normalmente não é alcançado e a compensação fica subutilizada. Dessa forma, torna-se necessário desenvolver ferramentas para dar suporte às tomadas de decisões do planejador para que este possa fazer a aplicação ótima dos recursos destinados à

expansão e operação do sistema de distribuição, ou mesmo a recapacitação do sistema existente, permitindo assim a postergação de investimentos.

Basicamente, o problema da alocação de potência reativa está em determinar o tipo do banco de capacitores (fixo ou automático), a potência (em kVAr), a localização e os esquemas de controle deste banco. É um problema de difícil solução devido às constantes alterações da rede de distribuição onde o número de pontos mínimos locais e o número de opções a serem analisadas aumenta devido ao grande número de barras. Os capacitores disponíveis no mercado são os fixos e os automáticos. Os capacitores fixos possuem um valor constante de potência em kVAr e estão permanentemente em operação. Já para os capacitores automáticos, é possível ligar e desligar o banco dependendo da condição de carga e dos controles adequados. Porém, devido aos seus altos custos de instalação e manutenção, as empresas do setor elétrico vêm optando pela instalação de bancos fixos, dificultando ainda mais o trabalho em busca do melhor ponto para sua alocação.

O problema de alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição tem recebido a atenção de pesquisadores há bastante tempo. Diversas ferramentas têm sido propostas para a solução deste problema, envolvendo métodos analíticos e técnicas de otimização. Conforme mencionado anteriormente, a área de distribuição de energia elétrica tem sofrido mudanças rápidas e intensas, fazendo com que os problemas a ela associados se tornem ainda mais complexos. Dessa maneira, modelos e métodos propostos para a alocação ótima de potência reativa devem ser formulados de modo a considerar, entre outros, os seguintes aspectos:

- Modelagem adequada da rede de distribuição com diferentes características topológicas (radiais ou não totalmente radiais);
- Escolha de métodos adequados para a análise de desempenho da operação do sistema;
- Análise de diversas condições de carregamento e topologia associados à operação da rede em estudo. Os sistemas de distribuição sofrem alterações frequentes de topologia, sendo necessário considerar na alocação ótima de capacitores o desempenho do sistema frente a diferentes cenários topológicos de interesse.

- Modelagem realista do custo de investimento, através da avaliação e composição de custos de instalação e custos dos capacitores, considerando a possibilidade de instalação de capacitores fixos ou chaveáveis.
- Consideração das restrições de operação, tais como os limites de tensão, assim como restrições físicas referentes à quantidade máxima de capacitores que podem ser instalados em pontos específicos da rede.
- Emprego de uma técnica de otimização adequada ao problema (de natureza combinatória e grande complexidade).

Os critérios de otimização comumente utilizados na solução desse problema são a minimização das perdas ativas, dos custos dos capacitores e a observância aos limites de tensão. A formulação do problema é de programação não linear, pois as restrições de igualdade são as equações de um fluxo de carga, as quais são equações não-lineares. Ainda, é de programação inteira mista, pois envolve variáveis de otimização que assumem valores 0 ou 1, ou seja, variáveis que determinam a alocação ou não de capacitores em determinada barra. Envolve também variáveis contínuas que determinam as potências dos bancos de capacitores a serem instalados.

Um problema dessa natureza (não-linear, inteiro misto e multiobjetivo) pode ser resolvido por diferentes técnicas heurísticas associadas a algoritmos de otimização clássica e metaheurísticas.

As características apresentadas pelas metaheurísticas, as quais serão discutidas adiante neste documento, tornam a sua aplicação ao problema tratado nesta dissertação bastante atraente, tendo sido por esta razão do presente trabalho de pesquisa.

1.2. Objetivos

O crescente aumento da demanda tem tornado o gerenciamento dos níveis de potência reativa cada vez mais importante, a fim de se postergar ao máximo os investimentos e de se contornar problemas de qualidade do fornecimento, tais como, aumento das perdas ativas, quedas de tensão e tensões fora dos limites

regulamentados. Uma maneira de se melhorar o desempenho de redes de distribuição que apresentam esses problemas é através da instalação de banco de capacitores.

Assim, esse trabalho se propõe a investigar a aplicação de metaheurísticas de forma a otimizar o número de bancos de capacitores, as capacidades disponíveis (em kVAr) e suas localizações em alimentadores de distribuição de energia elétrica. A formulação adotada emprega, além dos critérios de otimização comumente utilizados, como por exemplo, a minimização das perdas ativas e dos custos dos capacitores, a penalização das violações dos limites de tensão de fornecimento. A penalização das quedas de tensão é um critério complementar a fim de se garantir, alternativamente, a qualidade do fornecimento. Pretende-se utilizar uma modelagem adequada para representar a variabilidade da demanda, considerando diferentes situações de carregamento e diferentes dias da semana, de modo a satisfazer simultaneamente todos os períodos considerados e suas respectivas durações. Além disso, pretende-se também representar, durante a etapa de planejamento, a possibilidade de alterações na topologia da rede, avaliando o impacto trazido à alocação de bancos de capacitores. A determinação da configuração topológica ótima para a redução de perdas em redes de distribuição já foi alvo de investigação na literatura [Buen05]. Porém, vale destacar que a configuração da rede de distribuição frequentemente sofre alterações durante a operação. Assim, a abordagem aqui realizada difere de outras propostas ao considerar explicitamente, durante a fase de planejamento, a possibilidade de ocorrência de diferentes cenários topológicos na rede.

Testes serão realizados utilizando dados de alimentadores reais da LIGHT, bem como dados de carregamento medidos no horizonte de tempo do estudo.

1.3. Estrutura do trabalho

No Capítulo 2 é apresentado o problema de alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição.

O Capítulo 3 apresenta um conjunto de metaheurísticas, dentre as quais aquelas que serão testadas no desenvolvimento deste trabalho.

A metodologia proposta é apresentada no Capítulo 4, sendo formulada a função objetivo e desenvolvidos modelos para a adequada representação da variabilidade da demanda e da consideração da possibilidade de alterações topológicas na rede.

No Capítulo 5 testes são realizados utilizando dados de alimentadores reais da LIGHT Serviços de Eletricidade S.A.. Resultados são obtidos para a aplicação de diferentes metaheurísticas e as diferentes modelagens abordadas no Capítulo 4 são testadas e avaliadas.

Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões do trabalho e propostas para desenvolvimentos futuros.

2. ALOCAÇÃO DE POTÊNCIA REATIVA

2.1. Introdução

Capacitores são elementos elétricos passivos (i.e, não geram energia) capazes de armazenar energia por meio de campo elétrico. Um capacitor é formado por duas placas carregadas eletricamente e separadas por um dielétrico (material isolante). Os capacitores são elementos que se opõem a variações de tensão. Como não são capazes de gerar energia, os capacitores consomem em certas condições a energia elétrica do sistema a que estão ligados, armazenando-as e, quando oportuno, devolvem esta energia ao sistema.

Graças a essas propriedades os capacitores são de uso amplo na área de sistemas de potência. A aplicação mais comum de capacitores é na redução de quedas de tensão da rede e no controle de potência reativa. A maioria dos componentes de um sistema elétrico de potência é de natureza indutiva. Cargas indutivas (como motores) são consumidoras de potência reativa. Durante meio ciclo do gerador, a carga indutiva absorve energia do sistema e na outra metade devolve toda energia absorvida, como mostra a Figura 2.1.

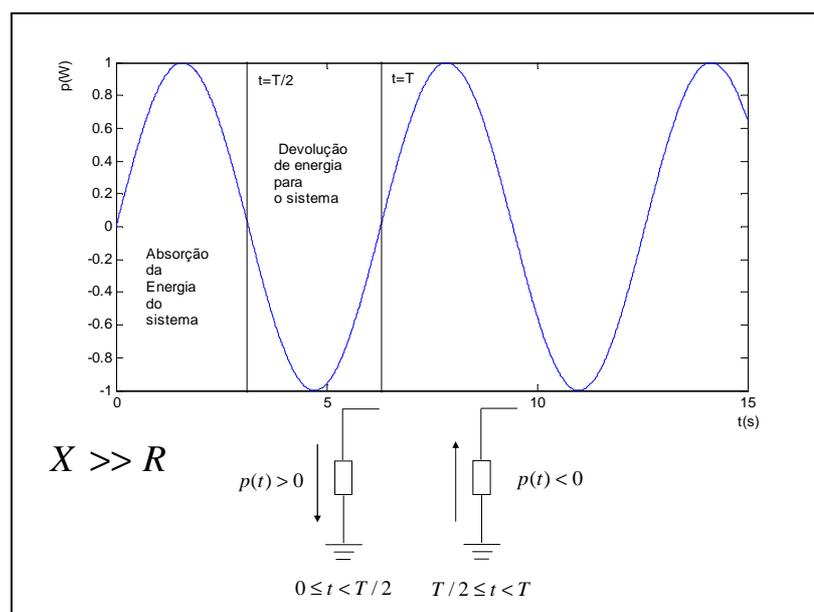


Figura 2.1 - Carga indutiva

Tal fenômeno acaba por diminuir a capacidade de transmissão de energia do sistema, pois a capacidade de condução dos condutores depende do quadrado da corrente elétrica circulante. Essa, por sua vez, depende diretamente da potência transmitida. As cargas ativas e reativas são supridas pelas máquinas geradoras e através dos transformadores conectados à subestação. Isso promove uma queda de tensão ao longo da rede desde a fonte até a carga, como mostra a Figura 2.2.

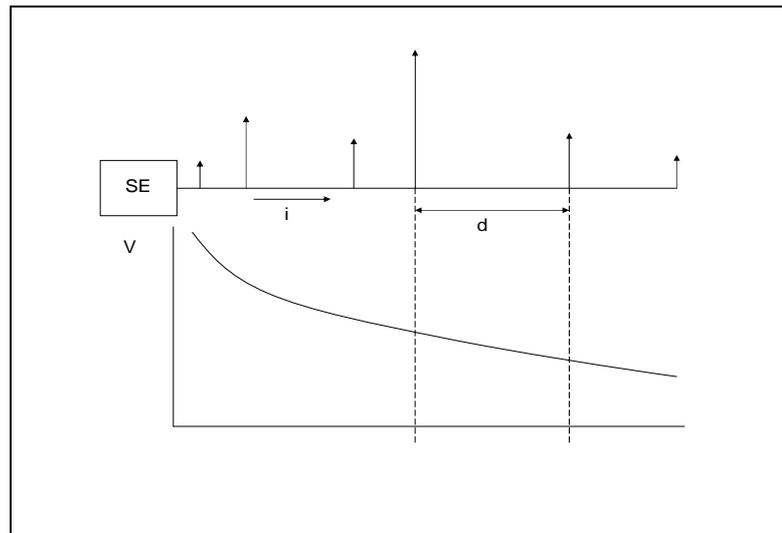


Figura 2.2 - Queda de Tensão numa rede elétrica

A grande vantagem do capacitor reside no fato desse dispositivo poder apresentar efeito similar a um gerador de potência reativa. Um elemento gerador de potência reativa absorve e devolve energia ao sistema com uma defasagem de meio ciclo de onda em relação ao elemento consumidor de potência reativa. Isso quer dizer que, para um mesmo instante, um elemento absorve energia do sistema, enquanto que o outro elemento devolve a sua energia para o sistema. Conseqüentemente, o montante de energia reativa circulante no sistema diminui. Considere o triângulo de potências apresentado na Figura 2.3.

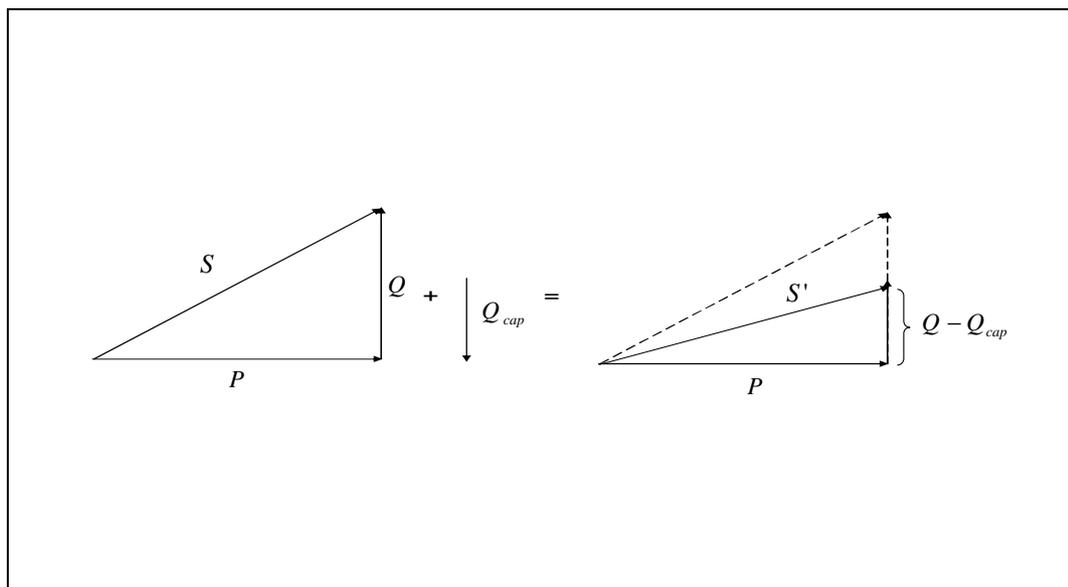


Figura 2.3 - Triângulo de potências

Para uma mesma potência ativa P , a diminuição da potência reativa acarreta a diminuição da potência aparente S . Isso significa redução da corrente do alimentador, aumentando a capacidade do alimentador em transmitir energia, ou seja, o sistema pode atender a uma maior quantidade de cargas sem perda de confiabilidade.

Seja o sistema e o perfil de tensão deste, apresentados na Figura 2.4:

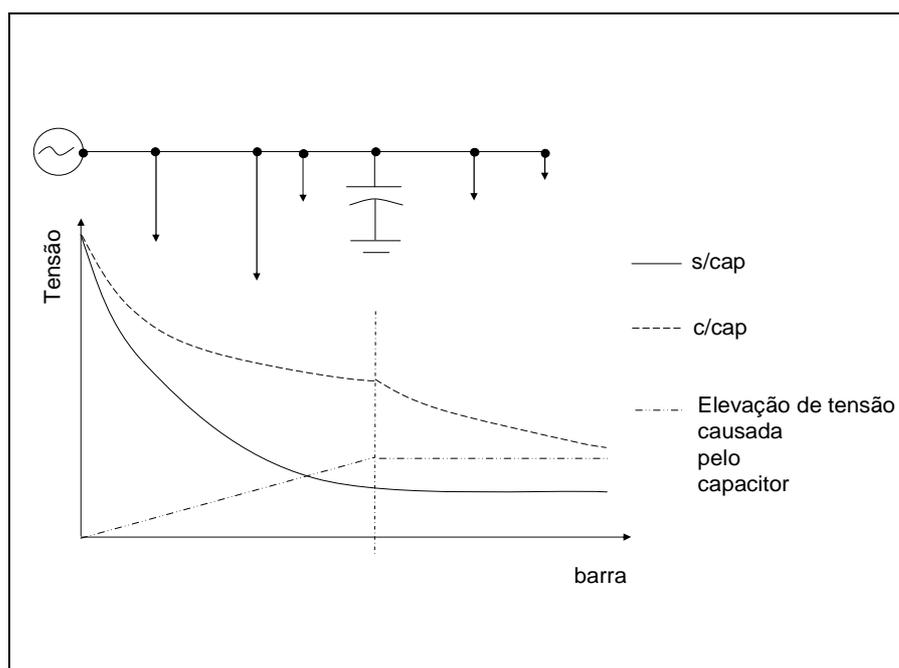


Figura 2.4 - Influência do capacitor no perfil de tensão do alimentador

Pode-se observar que a inserção do capacitor melhora a regulação de tensão do sistema.

Sendo o capacitor uma fonte de potência reativa, para um alimentador radial o ponto de inserção do capacitor é um ponto de injeção de potência reativa. Como consequência, a potência injetada pelo capacitor na rede atende a todas as cargas após o capacitor. Portanto, os níveis de tensão nos pontos da rede que estão após o ponto de alocação do capacitor sofrem um deslocamento positivo, como mostrado na Figura 2.4.

Um banco de capacitores é formado pela associação de vários elementos (série/paralelo), para obtenção de uma capacitância capaz de fornecer a potência desejada e operar nos níveis de tensão e corrente do sistema elétrico em que se insere, como mostra a Figura 2.5.

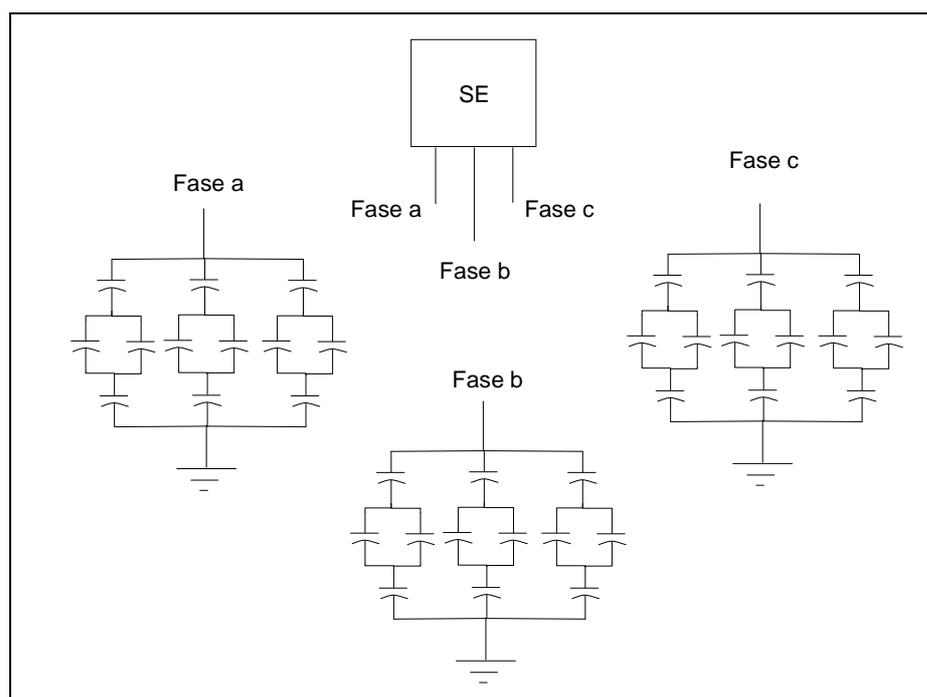


Figura 2.5 - Banco de capacitores trifásicos ligado em estrela

Embora o emprego de banco de capacitores resulte em melhorias no perfil de tensão da rede, no aumento da capacidade de fornecimento e também na redução de perdas do sistema (a redução da corrente circulante diminui o nível de perdas, o aumento da capacidade de transmissão de potência ativa diminui o desperdício de energia na rede), há algumas restrições quanto ao seu uso. Uma das restrições de uso

dos capacitores está no período de carga leve do sistema, isto é, o período no qual a demanda de potência é mínima. Durante o período de carga leve ocorre uma redução do número de cargas consumidoras de potência reativa (motores industriais e reatores, por exemplo). Com isso a situação se inverte: há agora um excesso de potência reativa no circuito pela presença do banco de capacitores. A Figura 2.6 mostra o triângulo de potências típico de uma rede capacitiva e o diagrama vetorial de tensão para cargas capacitivas.

Como se pode observar na Figura 2.6, a capacidade de transmissão da rede diminui de forma semelhante à que ocorre na presença de cargas altamente indutivas no sistema. Entretanto, quando as cargas do sistema são indutivas, ocorre uma elevação das tensões na rede. Tal situação é indesejável, pois sobretensões no sistema danificam os materiais isolantes dos equipamentos, diminuindo a vida útil e comprometendo a segurança destes, o que resulta em um sistema menos confiável. As sobretensões, quando extremas, podem ainda ocasionar o surgimento de arcos elétricos, que originam perdas elevadas no sistema.

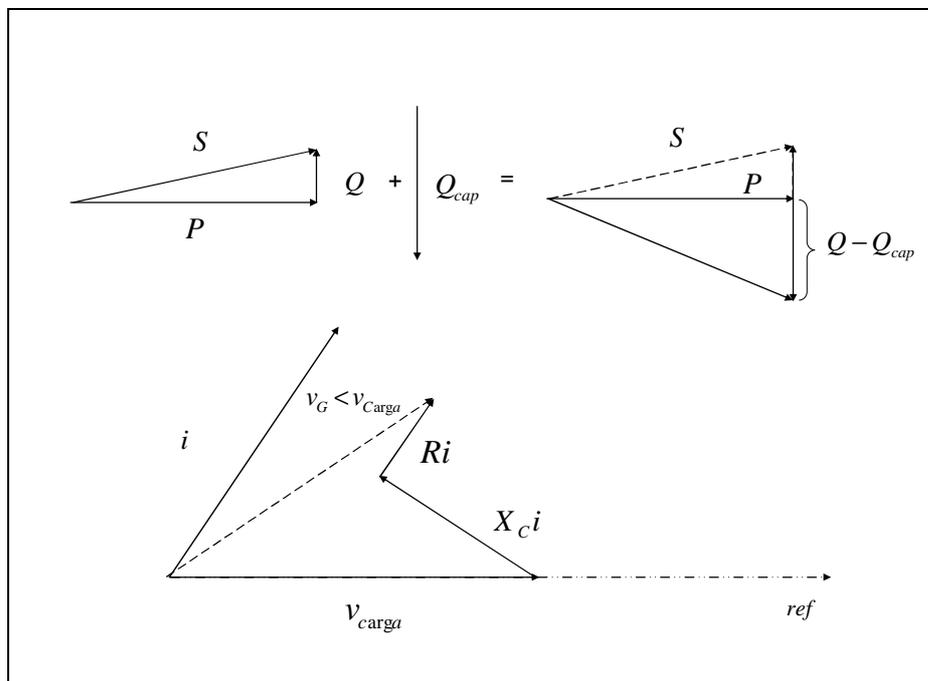


Figura 2.6 - Características elétricas de cargas capacitivas

2.2. Níveis de tensão e perdas nos sistemas de distribuição

Segundo [Gall01], cerca de 13% das perdas do sistema elétrico ocorrem na área de distribuição. Sendo assim, as perdas no sistema de distribuição são de grande importância para as concessionárias de energia elétrica. A forma de perda mais comum na área de distribuição deve-se principalmente ao efeito joule, sendo proporcional ao quadrado da corrente.

A resolução 505/2001 da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabelece os limites de tensão de fornecimento para consumidores de cada nível de tensão. A resolução também estabelece punições para as concessionárias no caso destas violarem os níveis estabelecidos. Portanto, o controle do perfil de tensão da rede elétrica é de extrema importância para as concessionárias de energia. A queda de tensão sendo proporcional a corrente implica em o perfil de tensão da rede dependente diretamente da corrente circulante no sistema.

O problema mais comum de perda joule na área de distribuição deve-se à componente da corrente devida ao fluxo de potência reativa na rede. Como a potência reativa não realiza trabalho, as perdas decorrentes desta componente da corrente elétrica tornam o rendimento da rede (i.e, a razão entre potência ativa consumida na carga e a potência ativa fornecida pelo alimentador) pequeno. A componente de corrente devida ao fluxo de potência reativa acaba por limitar o número de cargas conectadas ao mesmo circuito, pois a presença de novas cargas aumenta o carregamento da rede, aumentando ainda mais a queda de tensão, podendo se ultrapassar os limites estabelecidos. Na prática é muito freqüente a existência de circuitos cujos limites de tensão não são obedecidos.

2.3. Alocação ótima de bancos de capacitores

Na alocação de bancos de capacitores, os efeitos sobre perdas e perfil de tensão da rede dependem tanto do ponto de inserção do banco como também da potência instalada. O custo de investimento em bancos de capacitores depende principalmente da sua potência. Portanto, a eficácia da alocação de capacitores na rede de distribuição é determinada pelo balanço entre o custo de investimento em banco de capacitores e as melhorias na rede promovidas pela sua aplicação.

O problema de alocação ótima de bancos de capacitores pode ser descrito matematicamente da seguinte forma **[Gall01]**.

$$\text{Min F.O.} = k_e \sum_{i=0}^{nt} T_i p_i(x^i) + \sum_{k=1}^{nc} f(u_k^0) \quad (2.1)$$

$$G^i(x^i, u^i) = 0, \quad i = 0, 1, 2, \dots, nt$$

$$H^i(x^i) \leq 0, \quad i = 0, 1, 2, \dots, nt$$

$$0 \leq u_k^i < u_k^0, \quad k \in C1$$

ou

$$0 \leq u_k^i = u_k^0, \quad k \in C2$$

onde:

F.O.: Função-objetivo

nc: número de barras candidatas (barras onde a alocação do capacitor é permitida);

nt: número de níveis de carga;

$G^i(x^i, u^i)$: equações do fluxo de potência para o *i*-ésimo nível de carga do sistema;

$H^i(x^i)$: restrições de operação para o *i*-ésimo nível de carga;

u_k^i : nível de operação do capacitor alocado na barra *k* para um nível de carga *i*;

u_k^0 : tamanho do BC que pode ser alocado na barra *k*;

C1 e *C2*: conjuntos de barras candidatas para a instalação de capacitores fixos e chaveáveis, respectivamente;

T_i : tempo no qual a curva de carga permanece no nível *i*

$p_i(x^i)$: montante de perdas no nível de carga *i*

k_e : custo da energia

$F(u_k^0)$: Custo do investimento em banco de capacitores

Diversos métodos têm sido propostos na literatura para a solução deste problema, diferindo basicamente quanto à técnica de otimização empregada e modelagem adotada para representar a variabilidade da demanda, as restrições operativas e a rede de distribuição. Na seção seguinte é apresentada uma descrição de métodos até então propostos.

2.4. Revisão bibliográfica

Conforme discutido anteriormente, a alocação ótima de bancos de capacitores é um problema de otimização de natureza combinatória, tendo sido propostos diversos métodos/técnicas para a sua solução.

Os primeiros métodos propostos [**Chang69**, **Cook59**, **Neag56**, **Schm65**] foram analíticos e trataram o problema de forma aproximada, baseando-se na alocação de capacitores em um alimentador uniforme, com carga uniformemente distribuída, conhecida como a “regra dos 2/3”. Neste caso, o melhor ponto de instalação do capacitor está a 2/3 da distância da subestação, e a potência do banco deve corresponder a 2/3 da potência reativa do circuito. Em [**Dura68**] foi proposto o emprego de programação dinâmica para a solução do problema, tendo sido os bancos de capacitores modelados como variáveis discretas. Por outro lado, em [**Grai81**] a localização e capacidade dos bancos de capacitores a serem instalados foram representados como variáveis contínuas. Neste trabalho, aproximações mais realistas são empregadas e discutidos os erros introduzidos pela aplicação da “regra dos 2/3”. Em [**Grai82**] as perdas elétricas e o custo do investimento em bancos de capacitores são incluídos na função objetivo e adota-se um modelo que representa a variação de tensão ao longo do alimentador.

A alocação conjunta de bancos de capacitores e reguladores de tensão foi tratada em [**Grai85**]. Neste trabalho, uma extensão em relação a [**Grai82**], são representados também os ramais de distribuição, além do tronco principal do alimentador. Apesar da melhoria na representação da rede, resultados aproximados ainda são obtidos e o tratamento do problema através do uso de programação não linear torna a sua solução bastante complexa. Em [**Bara89**] foi proposto um método de programação não linear inteira mista para a solução do problema. Neste trabalho, são

representadas também as restrições de tensão e considerado mais de um patamar de carregamento. Porém, a complexidade do problema ainda torna difícil a garantia de obtenção de soluções de boa qualidade através da técnica de otimização proposta. Em **[Sala00]** uma classificação de métodos para alocação de capacitores é apresentada.

O crescente avanço nas pesquisas com técnicas heurísticas e a proposição de diferentes metaheurísticas abriu um novo campo de investigações para o problema de alocação ótima de bancos de capacitores. Inicialmente, em **[Chia90a, Chia90b]**, é proposto o emprego da técnica do recozimento simulado, sendo também proposta uma alteração na formulação de **[Bara89]**, de forma a modelar o custo e a capacidade dos bancos de forma discreta, utilizando a função degrau. Em **[Ajja91, Boon93, Sund94]** foi proposta a aplicação de algoritmos genéticos para a alocação ótima de bancos de capacitores. Já em **[Ghos98]** é proposta a combinação de algoritmos genéticos com a técnica do recozimento simulado para a alocação de bancos de capacitores com o objetivo de redução de perdas elétricas. A aplicação de algoritmos genéticos, utilizando informação sobre o gradiente da função objetivo para melhorar as soluções, é proposta em **[Sund94, Mira01]**. Um método para determinar o tipo de banco de capacitores (fixo ou chaveável), sua capacidade e localização é proposto em **[Gall01]**, onde também é apresentado um modelo híbrido que combina as técnicas recozimento simulado, busca tabu e algoritmos genéticos. Em **[Pere06]** a alocação ótima de bancos de capacitores é tratada como um problema multi-objetivo, onde a eliminação das violações de tensão é considerada não apenas como uma restrição, mas também é formulada explicitamente como uma função objetivo. Uma heurística construtiva é apresentada em **[Silv08]** para a solução do problema, sendo também utilizada uma função sigmóide para modelar a alocação de bancos de capacitores, em substituição à sua representação como um evento discreto. Em **[Augu08]**, técnicas como recozimento simulado, busca tabu e algoritmos genéticos são aplicados ao problema, sendo apresentada uma modelagem realista da demanda, utilizando patamares representativos e respectivas durações.

Dentre os métodos baseados na aplicação de técnicas de inteligência computacional, trabalhos que utilizam lógica fuzzy podem ser encontrados **[Chin95, Maso04, Ng00]**. Em **[Segu10]** foi proposto um procedimento heurístico para a alocação ótima de capacitores na rede. Uma aplicação da técnica do enxame de partículas para a localização de capacitores visando a melhoria da margem de estabilidade de tensão é encontrada em **[Kim09]**. Outros métodos baseados na

aplicação de metaheurísticas como algoritmos genéticos, busca tabu e otimização por colônia de formigas foram adotados em [Huan96, Lee02, Anna04, Bego04, Lern00, Sant04, Tsun05].

2.5. Prática usual para alocação de bancos de capacitores

Muitas empresas encontram grande dificuldade com a alocação dos bancos de capacitores, por não contar com um processo sistemático e eficiente para realizá-la. Na LIGHT, por exemplo, a opção tem sido simplesmente a instalação de bancos fixos, que têm o custo inicial e os custos de manutenção mais atraentes quando comparados com bancos controlados, sendo o processo de planejamento atualmente realizado por engenheiros da empresa, de forma extremamente trabalhosa e com diversas simplificações. A decisão é pela instalação de banco de capacitores nos pontos da rede com maior queda de tensão, sendo o total de pontos escolhido por “tentativa e erro”. Dessa maneira, além de tomar muito tempo do planejador, não se garante que a alocação proposta seja a melhor para se obter uma regulação de tensão adequada para todos os cenários de operação, assim como a maior redução de perdas e consequente retorno do investimento realizado.

Atualmente, a Light possui toda a rede de média tensão em cadastro georeferenciado, o que favorece a implantação de um tipo de metodologia como a proposta nesta dissertação, visto que as informações podem ser migradas do referido sistema. É necessário, portanto, uma metodologia que, além de sistematizar o processo de planejamento, possibilite também reavaliar a localização dos capacitores já instalados e, se for interessante, realocá-los.

Os métodos para alocação ótima de bancos de capacitores até então propostos na literatura apresentam limitações quanto a alguns aspectos do problema, notadamente, a representação da variabilidade da demanda e alterações topológicas que a rede pode apresentar durante sua operação. Em geral, é utilizada uma modelagem simplificada onde um ou poucos patamares de carga são tratados, sem levar em conta a duração dos mesmos, para uma topologia única da rede. Os resultados obtidos quando se consideram tais simplificações podem se afastar consideravelmente daqueles que serão verificados na prática. Logo, de forma a tornar

a modelagem do problema mais realista, é necessário que se invista em uma representação adequada da demanda e dos cenários topológicos da rede. Porém, tal representação introduz complexidade adicional ao problema, requerendo também o investimento em técnicas eficientes para a sua solução. A modelagem da carga deverá levar em conta o número adequado de patamares para sua representação, bem como as respectivas durações para um determinado horizonte de tempo de interesse (ex: vida útil dos capacitores). A consideração de diferentes topologias deve fazer com que, durante o processo de otimização, os bancos de capacitores sejam alocados de forma a otimizar a operação para mais de um cenário topológico, como, por exemplo, aqueles derivados da necessidade de remanejamento de carga entre alimentadores.

Além da modelagem adequada dos aspectos relacionados ao problema de alocação de bancos de capacitores, é necessário também uma técnica de otimização eficiente para a sua solução, apresentando-se as metaheurísticas como uma excelente alternativa.

No Capítulo 4 será apresentada uma metodologia para alocação ótima de bancos de capacitores que leva em consideração os diferentes aspectos anteriormente discutidos.

3.1. Introdução

Heurística é toda e qualquer técnica criada, sem formulação matemática que utiliza um conhecimento específico, para solucionar um determinado problema. Em termos computacionais, heurísticas são técnicas que procuram boas soluções (próximas da solução ótima) para um problema específico a um custo computacional razoável, sem que se possa garantir quão boa é a solução encontrada e quão próxima da solução ótima ela se encontra.

As heurísticas são classificadas como:

- a) De busca local: baseiam-se no conceito de vizinhança, a próxima solução é obtida de uma vizinhança da solução corrente.
- b) De construção: A solução é construída a cada iteração, ou seja, os elementos componentes da solução são reunidos de modo a formar uma solução para o problema.

Dentre as heurísticas, existem algumas cujo emprego é universal (pode ser empregado em qualquer problema), desde que pequenas modificações sejam efetuadas. Esse tipo de heurística recebe o nome de **metaheurística**. Em uma definição mais formal, “*as metaheurísticas são procedimentos destinados a encontrar uma boa solução, eventualmente a ótima, consistindo na aplicação, em cada passo, de uma heurística subordinada, a qual tem que ser modelada para cada problema específico*” [Souz05].

Graças a sua adaptabilidade e habilidade de escapar de ótimos locais, as metaheurísticas são muito utilizadas na solução de problemas de engenharia como roteamento de veículos, projeto de circuitos integrados, projeto de redes de comunicação, etc. Os sistemas inteligentes também fazem uso de metaheurísticas.

São exemplos de metaheurísticas o Recozimento Simulado, Busca Tabu, Algoritmos Genéticos, Colônia de Formigas, GRASP e a Subida de Encosta. Nesta

dissertação, serão apresentadas as metaheurísticas: Recozimento Simulado, Busca Tabu, Algoritmos Genéticos e Otimização Colônia de Formigas.

3.2. Recozimento simulado

O Recozimento Simulado (RS) foi uma das primeiras metaheurísticas a serem desenvolvidas e usadas em problemas práticos. Foi proposto por Kirkpatrick [Kirk83] para otimização do projeto de circuitos integrados. RS é fruto da analogia sugerida por Kirkpatrick entre o processo de resfriamento e a solução de um problema de otimização. Segundo a ciência dos materiais, quando recozidos ou resfriados rapidamente, os materiais apresentam imperfeições, i.e, a energia do arranjo molecular não é mínima. Entretanto quando resfriados lentamente, atingem o estado mínimo de energia interna, e os materiais não apresentam imperfeições. A idéia do RS é "resfriar" a solução corrente até uma temperatura mínima, de modo que a solução nessa temperatura limite corresponda à solução de menor custo. A energia cinética de uma molécula depende da forma como se dispõem os átomos da molécula. A probabilidade de certa configuração existir a certa temperatura T é dada por (Distribuição de probabilidade de Boltzmann) [Kirk83]:

$$P(r) = \alpha \exp((-E(r))/(k_b T)) \quad (3.1)$$

sendo α : Constante de Proporcionalidade; $E(r)$: Energia da configuração r ; k_b : Constante de Boltzmann; T : Temperatura corrente

A Figura 3.1 mostra a distribuição de Boltzmann para quatro temperaturas distintas para uma mesma molécula:

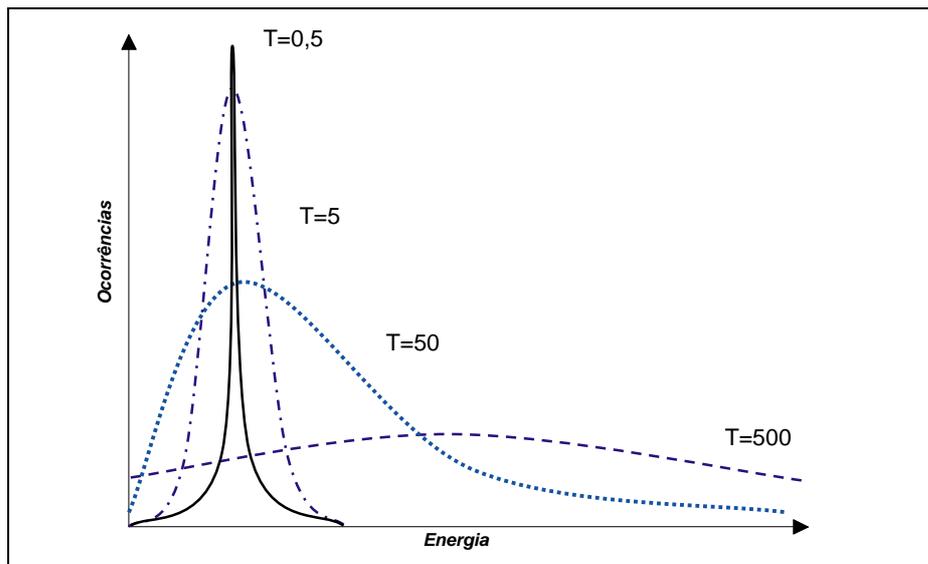


Figura 3.1- Distribuição de Boltzmann para diferentes temperaturas

À medida que a temperatura diminui, a curva desloca-se para a esquerda, onde ocorrem os estados de menor energia. O número de estados energéticos possíveis diminui e a ocorrência de certos estados aumenta consideravelmente. Em $T=0,5$, na Figura 3.1, existe um estado predominante e outros próximos a ele com ocorrências baixíssimas. Os outros estados praticamente não ocorrem a essa temperatura. Se fossem desenhadas curvas para temperaturas ainda menores, haveria uma temperatura limite, para qual a distribuição admitiria apenas um estado energético.

Daí conclui-se que existe uma temperatura mínima para a qual a distribuição de Boltzmann colapsa, ou seja, converge para um único estado, o estado mínimo de energia. Esse fenômeno é a base da busca realizada pelo RS, a altas temperaturas o número de soluções admitidas para o problema é máximo, e, quanto menor a temperatura, menor é o número de soluções admitidas e mais semelhantes à solução ótima são as soluções admitidas.

Dada à impossibilidade de se calcular todas as configurações, utiliza-se o algoritmo de *Metropolis*, cuja idéia é: causar perturbações na configuração atual, e caso a variação de energia seja negativa, a solução é aceita, caso contrário, é aplicada a probabilidade de Boltzmann modificada:

$$P(r) = \exp((-ΔE(r))/T) \quad (3.2)$$

onde $ΔE(r)$ é a variação de energia

Escolhe-se aleatoriamente um número e caso ele seja menor que a probabilidade de Boltzmann, a solução é aceita, caso contrário, não. A perturbação é uma forma de gerar vizinhança, portanto, RS é classificado como uma heurística de busca local.

Seja:

$P_b(S^*)$: probabilidade de S^* existir na distribuição de Boltzmann modificada;

S_0, S_1 : vetor solução corrente e vetor solução perturbado respectivamente;

ΔE : variação de energia;

$E(S^*)$: Função objetivo, energia da solução;

T : Temperatura corrente;

T_{min} : Temperatura mínima (temperatura de colapso da distribuição de Boltzmann);

O algoritmo que descreve a heurística é apresentado a seguir.

Inicia-se S_0

Inicia-se T, T_{min}

Enquanto $T < T_{min}$ e outro critério de parada não satisfeito faça:

Gera S_1 perturbando-se S_0

Se $\Delta E = E(S_1) - E(S_0) < 0$ então (a solução atual tem energia maior que a nova)

$S_0 \leftarrow S_1$

Senão

Escolhe x aleatório

Se $P_b(S_1) > x$ então

$S_0 \leftarrow S_1$

Senão

$S_0 \leftarrow S_0$

Reduz temperatura(T)

Imprime S_0

O algoritmo é apresentado no fluxograma da Figura 3.2.

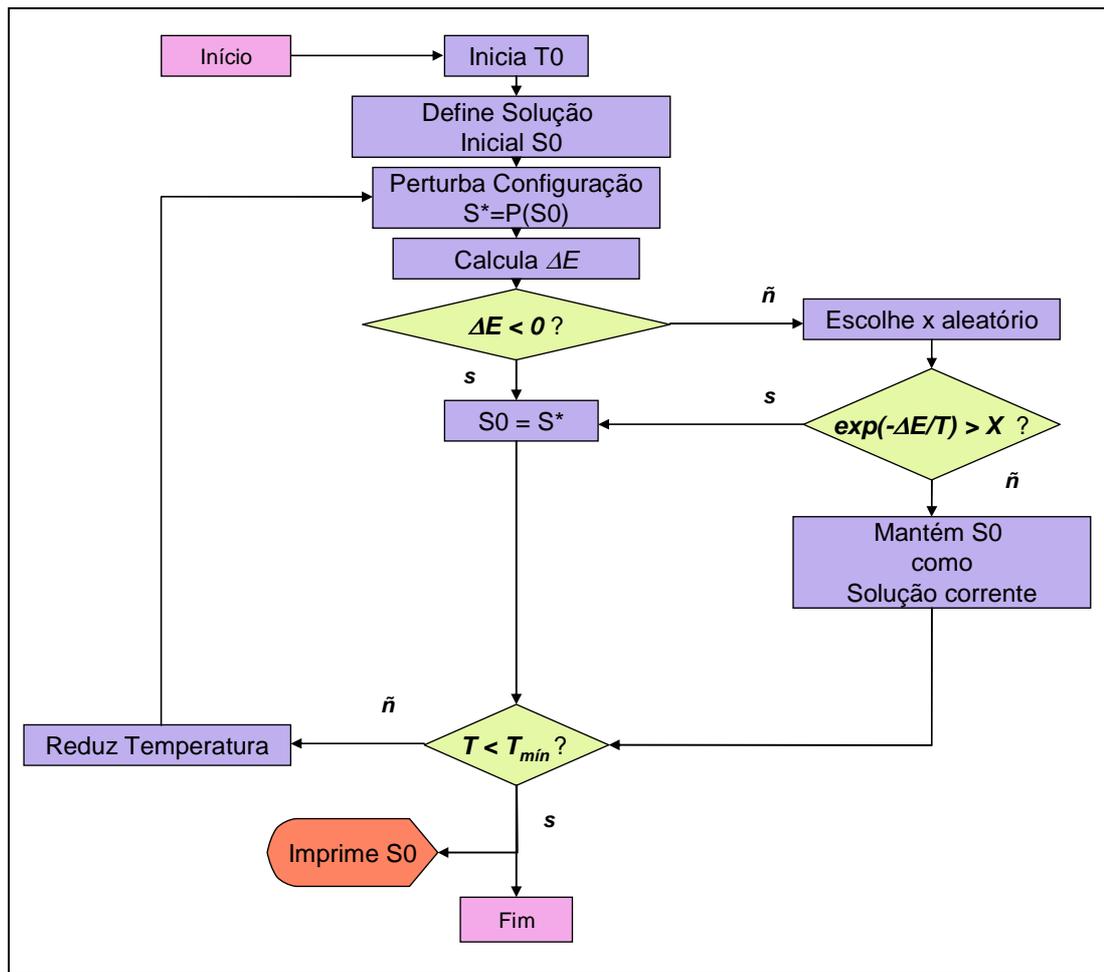


Figura 3.2 - Fluxograma do RS

3.2.1. Aspectos Computacionais:

Os parâmetros a serem ajustados no RS são:

- Forma de Redução da temperatura;
- Temperatura Inicial;
- Temperatura Final;

A forma como a temperatura decai no RS determina a forma de busca realizada pela heurística. A probabilidade de seleção expressa em (3.2) aumenta com a elevação da temperatura. Devido a isso, a temperaturas mais altas, soluções ruins são mais facilmente aceitas enquanto que, a temperaturas mais baixas, raramente isso ocorre. A partir desse fato, conclui-se que o RS realiza em altas temperaturas uma busca diversificada ao passo que, a baixas temperaturas, a forma de busca muda, passando

a ser intensiva. O RS possui, portanto, duas fases: a fase de busca diversificada, quando as temperaturas são elevadas e a fase de busca intensiva, quando as temperaturas são pequenas. Isso é mostrado na Figura 3.3.

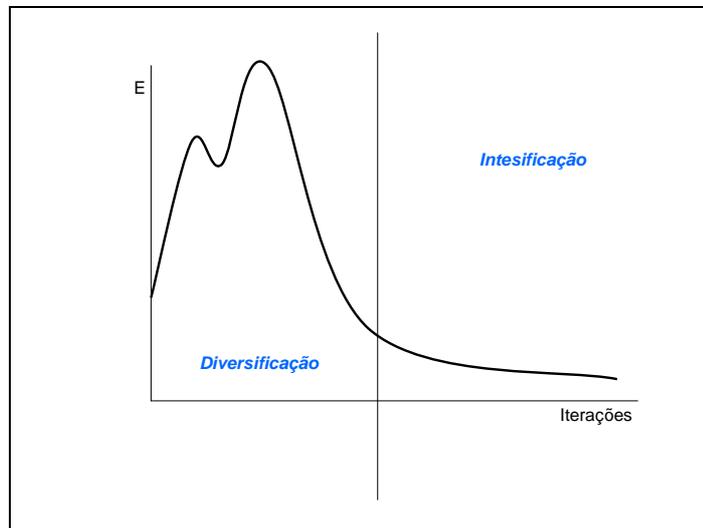


Figura 3.3 - Comportamento característico da função objetivo (RS)

A temperatura inicial e final, e a forma com que a redução de temperatura é feita, determinam como as duas estratégias ocorrem na heurística.

a) Formas de redução da temperatura

A redução de temperatura determina como ocorre a diversificação e a intensificação da busca no RS. A redução rápida de temperatura diminui a quantidade de soluções ruins aceitas. O espaço de busca fica restrito e as soluções encontradas são locais. A diminuição mais lenta de temperatura permite que mais soluções ruins sejam aceitas. O espaço de busca torna-se mais amplo e as soluções encontradas têm um caráter mais global.

Algumas formas de redução de temperatura são:

$$T_{k+1} \leftarrow \alpha T_k, \quad k \geq 0, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3.3)$$

$$T_{k+1} = \frac{T_k}{1 + \gamma \sqrt{T_k}}, \quad k \geq 0 \text{ e } 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (3.4)$$

A redução linear e a redução por degraus também são utilizadas, mas as equações (3.3) e (3.4) apresentam melhores resultados.

b) Temperatura Inicial

A temperatura inicial regula o tamanho do espaço de busca. Pela expressão (3.2) observa-se que, caso a temperatura aumente, a probabilidade de soluções ruins serem aceitas também aumenta, e caso a temperatura diminua, a probabilidade também diminui.

Portanto, uma temperatura inicial baixa diminui as chances de movimentos de piora serem aceitos. Conseqüentemente, as soluções geradas são muito próximas e o espaço de busca é reduzido. Quando a temperatura inicial é alta, ocorre o efeito contrário: a aceitação de muitas soluções ruins aumenta a quantidade de soluções visitadas e as soluções geradas adquirem um caráter global. Isso permite o RS escapar de ótimos locais com mais facilidade, mas o tempo computacional aumenta.

c) Temperatura Final

A temperatura final tem muita importância no RS. Quando a temperatura final é elevada, pode ocorrer que o RS termine sua execução durante a fase em que os movimentos ruins são aceitos com maior freqüência. A solução encontrada pela heurística pode ser ruim caso isso aconteça. A temperatura final deve ser o mais próxima possível de zero. O único problema que ocorre quando a temperatura é muito pequena é que o tempo computacional aumenta consideravelmente.

3.3. Busca Tabu

A Busca Tabu (BT)[**Glove97**] é uma heurística de busca local desenvolvida por *Glover* em 1986 para solução de problemas de otimização inteira, sendo posteriormente aperfeiçoada e utilizada em problemas de pesquisa operacional e mais recentemente, em inteligência artificial. Graças a sua adaptabilidade, tem muitas aplicações como projeto assistido por computador, problemas de otimização, coloração de grafos, projeto de arquitetura de redes entre outras aplicações.

O grande sucesso da busca tabu deve-se à sua forma inteligente de encontrar a melhor solução. A inteligência do método provém do uso do conceito de tabu. Tabu significa "*restrição ou proibição imposta por tradição e que não pode ser violada, sob pena de reprovação ou perseguição*". O conceito de Tabu é aplicado na heurística da

seguinte forma: os movimentos **[Glov97]** que produziram as últimas soluções do problema (inclusive a atual) são considerados tabus, i.e, não podem ser executados para encontrar uma solução. Portanto, a nova solução é alcançada realizando-se movimentos que não são proibidos, ou seja, não pertencem à memória que guarda os últimos movimentos realizados. Tal memória é denominada Lista Tabu.

A Busca Tabu foi aperfeiçoada por *Glover*, que lhe incorporou novos conceitos e técnicas. À lista (ou fila) tabu foi incorporado a *Tabu tenure*. *Tabu tenure* é o tempo (em relação ao algoritmo) em que determinado movimento permanece como tabu. O armazenamento de soluções inteiras na Lista Tabu (*Short-Term Memory*) exige nos problemas de grande porte grande esforço computacional. Para solucionar esse problema, faz-se uso de atributos da solução, que são características comuns a todas as soluções e capazes de diferenciá-las. A Lista Tabu com o uso de atributos é denominada *Long-Term Memory*. A Lista Tabu na forma *Long-Term Memory* se baseia em quatro fatores **[Glov97]**: tempo (ou histórico), frequência, qualidade e influência.

O uso de atributos ocasiona perda de informação sobre as soluções, o que pode piorar a qualidade das soluções encontradas. Além disso, verificou-se que a quebra de tabus em alguns momentos trazia melhoramentos nas soluções obtidas. Com base nesses fatos desenvolveu-se o critério de aspiração: se a solução proposta satisfaz todas as condições tabus e pelo menos um dos critérios de aspiração, então a solução é aceita.

A Busca Tabu opera da seguinte forma:

- Se existe $s_i \in S^*$ e $s_i \in N(s_0)$ tal que $\min f(s_j) = f(s_i), \forall s_j \in N(s_0)$ e $s_i \notin T$:

Então $s_0 \leftarrow s_i$ e s_i é adicionada a T

Senão $s_0 \leftarrow s_0$

Sendo:

S : espaço de busca

Ω : restrições impostas pelo problema

$S^* = S \cap \Omega$: conjunto de soluções possíveis

$s_0 \in S^*$:solução corrente do problema

$f(s^*)$:função objetivo de uma solução

T : fila tabu

$N(s^*)$: vizinhança de s^*

O algoritmo que descreve a Busca Tabu é apresentado a seguir:

Algoritmo BT

Seja $s_0 \in S^*$ solução inicial;

$s^* \leftarrow s$; {Melhor solução obtida até então}

$Iter \leftarrow 0$; {Contador do número de iterações}

MelhorIter $\leftarrow 0$; {Iteração mais recente que forneceu s^* }

Seja BTmax o número máximo de iterações sem melhora em s^* ;

$T \leftarrow \emptyset$; {Lista Tabu}

Inicialize a função de aspiração A;

enquanto ($Iter - \text{MelhorIter} \leq \text{BTmax}$) faça

$Iter \leftarrow Iter + 1$;

 Seja $s' \leftarrow s \oplus m$ o melhor elemento de $V \subseteq N(s)$ tal que o movimento m não seja tabu ($m \notin T$) ou s' atenda a condição de aspiração ($(s') < A(f(s))$);

 Atualize a Lista Tabu T;

$s \leftarrow s'$;

 se $f(s) < f(s^*)$ então

$s^* \leftarrow s$;

 MelhorIter $\leftarrow Iter$;

 Atualize a função de aspiração A;

Retorne s^* ;

fim BT;

3.3.1. Aspectos Computacionais:

A busca realizada pela BT é chamada de busca descendente. Em tal tipo de busca, somente movimentos de melhora são aceitos, o que gera o comportamento apresentado na Figura 3.4.

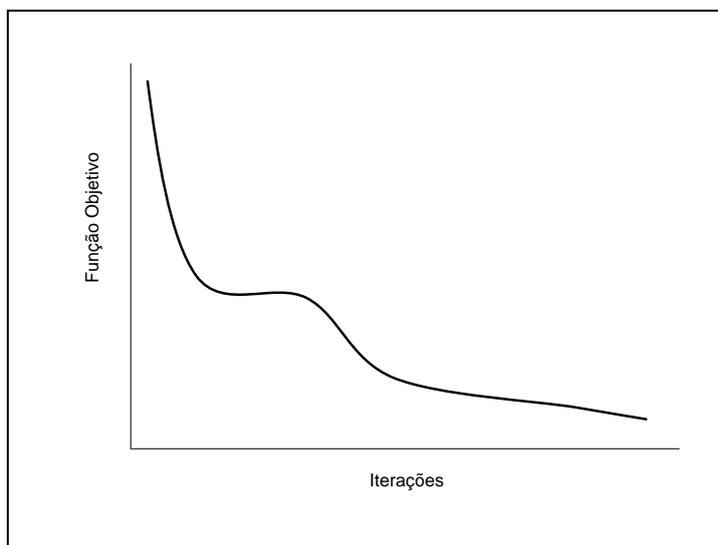


Figura 3.4 - Evolução da Solução gerada por BT

O sucesso do método descendente de busca depende da forma como a lista candidata é formada. Portanto, os parâmetros mais influentes da busca são aqueles relacionados à vizinhança: comprimento da Lista Tabu, tamanho da vizinhança, solução inicial e tipo de memória.

a) Comprimento da Lista Tabu

O comprimento da lista tabu determina o número de movimentos proibidos. A solução encontrada pela BT é fortemente influenciada por este parâmetro. Quando a lista é extensa, muitos movimentos são proibidos e a BT é forçada a procurar soluções em locais ainda não visitados. De forma contrária, comprimentos de lista curtos proíbem poucos movimentos, e a busca se faz em torno das melhores soluções encontradas. Como se pode ver, listas com comprimentos curtos intensificam a busca em torno das melhores soluções enquanto que listas com comprimentos longos diversificam a busca, que é realizada em locais ainda não visitados do espaço de busca. Isso é ilustrado na Figura 3.5.

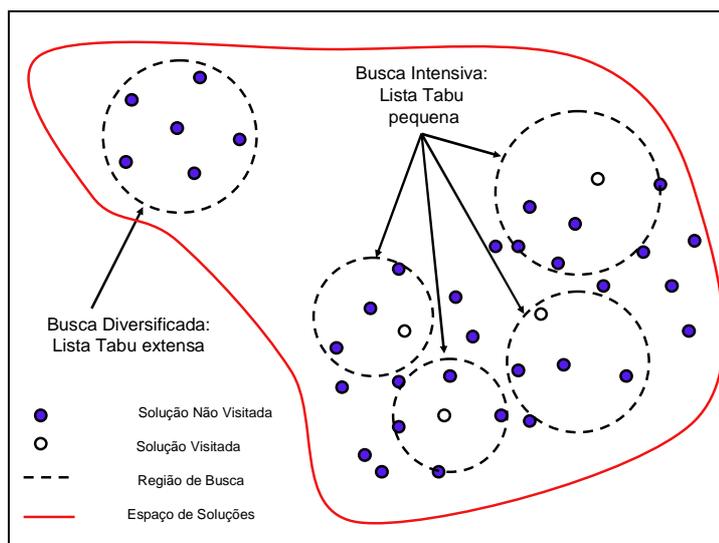


Figura 3.5 - Influência do Comprimento da lista na busca

É muito comum o uso de listas de comprimento variável. A razão para tal é o aumento da capacidade de escapar de mínimos locais uma vez que, ao variar o comprimento, muda-se a forma de busca e o número de soluções visitadas aumenta.

b) Tamanho da Vizinhança

O tamanho da vizinhança determina o tamanho do espaço de busca. Na Figura 3.5 é representado pelas circunferências tracejadas. Quanto maior a vizinhança, maior o número de soluções visitadas. A qualidade das soluções melhora com o aumento do tamanho da vizinhança. Em contrapartida, o esforço e o tempo computacional aumentam.

c) Solução inicial

A solução inicial também interfere na forma de busca. Na BT, a vizinhança, a solução corrente e a lista tabu dependem da informação contida nas soluções geradas anteriormente pela busca. Se uma solução é aleatória, ela não contém nenhuma informação, o que dificulta a busca. Embora o uso de soluções conhecidas seja uma forma de elitismo, os resultados são de melhor qualidade, justamente pela informação que as soluções previamente conhecidas possuem. Por esse motivo, a BT é conhecida como uma heurística de refinamento.

Uma alternativa ao uso de uma solução conhecida é o uso de várias soluções iniciais aleatórias. Assim o espaço de soluções fica mais bem representado. Tal método é conhecido como múltiplas partidas.

d) Memória

A memória na BT está relacionada à quantidade de informação usada para guiar a busca. Na programação da BT do tipo *Short-term Memory*, a quantidade de informação usada é máxima, mas o esforço e o tempo computacional são elevados. Na programação da BT no modelo *Long-term Memory*, a quantidade de informação utilizada na busca é menor, o que piora a qualidade das soluções geradas. Em contrapartida, há uma redução significativa do esforço computacional e conseqüentemente, do tempo computacional. Para minimizar os efeitos da perda de informação causada pela programação da BT do tipo *Long-term Memory*, faz-se uso do critério de aspiração. O critério de aspiração é o conjunto de condições que, quando satisfeitas, permitem que soluções proibidas pela lista tabu sejam aceitas. O critério de aspiração mais comum é o que se baseia na função objetivo. Isso é feito da seguinte forma: compara-se a função objetivo da solução proibida com a do movimento tabu com melhor função objetivo da lista, caso a função objetivo da solução gerada seja melhor, a solução é aceita.

e) Número de iterações

O número de iterações controla a busca realizada. Se o número de iterações é pequeno, a busca realizada é pequena e a solução encontrada pode ser ruim. Se o número de iterações é grande, a qualidade da solução aumenta e junto com ela, o tempo computacional.

3.4. Algoritmos Genéticos

A metaheurística **Algoritmos Genéticos** (AG) se inspira nos mecanismos de evolução dos seres vivos. Foi desenvolvida por *John Holland* e divulgada por um de seus alunos, *David Goldberg*. Tem como base a teoria da evolução por seleção natural desenvolvida por *Charles Darwin* no livro **A origem das espécies** e alguns conceitos de genética e reprodução celular. Atualmente é a metaheurística mais utilizada por ser adaptável e por simplificar a representação do problema a ser resolvido. É frequentemente usada em inteligência artificial, computação evolutiva, sistemas inteligentes, e combinada com outras metaheurísticas nos chamados algoritmos híbridos.

Segundo Darwin, os indivíduos que melhor se adaptam ao meio ambiente têm maiores chances de sobreviver e gerar descendentes. No AG cada solução é representada por um indivíduo e um conjunto de soluções forma uma população.

A idéia do AG é submeter uma população de soluções a um ambiente de modo que os indivíduos sobreviventes sejam soluções cada vez mais próximas da ótima para um problema proposto. O AG utiliza cromossomos para representar os seus indivíduos. Os cromossomos em um AG são cadeias numéricas onde cada número representa um gene. As duas formas mais comuns de representação de um cromossomo são: binária e real. A adaptação ao meio ambiente é medida pela função de aptidão.

Sob os cromossomos incidem quatro operações genéticas: Seleção, Cruzamento, Mutação e Eletismo.

1- Seleção

A seleção é a operação genética em que os cromossomos dos indivíduos tidos como mais aptos são escolhidos para formarem a base genética da geração subsequente à deles. Os indivíduos são selecionados de acordo com sua função de aptidão: quanto maior a função de aptidão, maior a chance de o indivíduo ser selecionado. A forma de seleção mais utilizada é o método da roleta **[Gold89]**.

Para o método da roleta, a probabilidade de cada indivíduo ser levado para a próxima geração é dada por:

$$p(s_i) = \frac{f(s_i)}{\sum_{j=1}^m f(s_j)} \quad (3.5)$$

Sendo:

s_i indivíduo a ser avaliado

f : função de aptidão

s_j : indivíduo j da população

m : Número total de indivíduos da população

A seleção é um processo que sempre ocorre na execução do AG.

2- Cruzamento

O cruzamento assemelha-se ao *crossover* que ocorre nas células que realizam a meiose. Durante certo momento da meiose, os cromossomos se interceptam em certos pontos e trocam algumas cadeias de genes. Da mesma forma os genes dos cromossomos do AG são trocadas durante o cruzamento. A Figura 3.6 mostra um exemplo de cruzamento. Os genes a serem trocados estão em cor vermelha, os filhos 1 e 2 surgiram por meio da seleção e os filhos 3 e 4 surgiram por cruzamento.

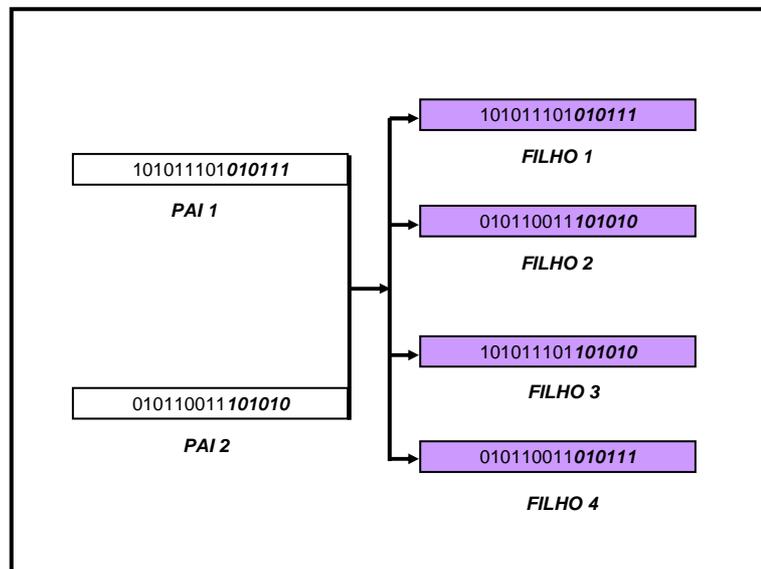


Figura 3.6 - Seleção e Cruzamento entre dois indivíduos no AG

O cruzamento é aplicado nos indivíduos que passam pelo processo de seleção e visa inserir novos membros na população, diminuindo o elitismo. Existe certa probabilidade de ocorrência de cruzamento e ela não deve ser muito pequena para evitar elitismo, e não muito alta para não dificultar a busca do AG. Uma característica importante do cruzamento é o ponto de corte. O ponto de corte é o ponto onde o cromossomo é seccionado e os segmentos são trocados. O **teorema dos esquemas** de Holland [Holl75] sugere que o corte em dois pontos produz os melhores resultados.

3- Mutação

A mutação são alterações que ocorrem nos genes de um cromossomo. Na AG a mutação é definida como mudanças de valores em algumas posições do cromossomo. A Figura 3.7 mostra a troca de valor para os cromossomos com representação binária.

Os genes alterados estão em negrito. Os genes originais estão à esquerda e os genes alterados estão à direita.

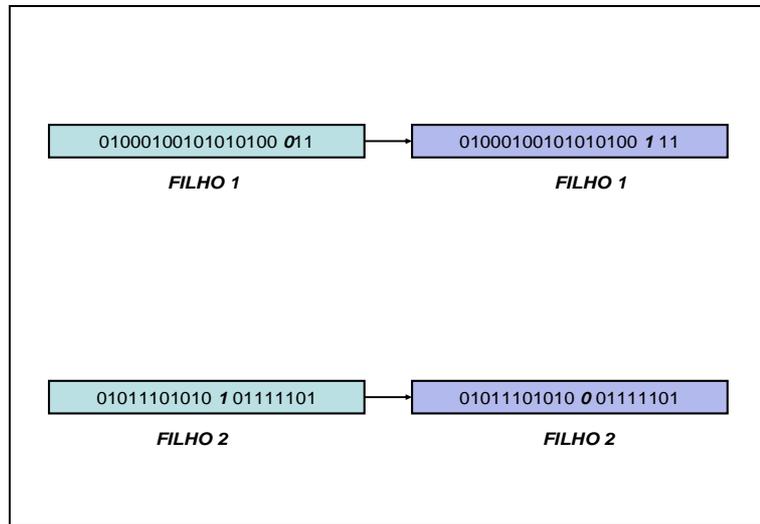


Figura 3.7 - Mutação de dois indivíduos no AG

A mutação ocorre para resgatar materiais genéticos perdidos durante o processo evolutivo e deve ocorrer com frequência menor que o cruzamento.

O fluxograma correspondente ao funcionamento de um AG é apresentado na Figura 3.8.

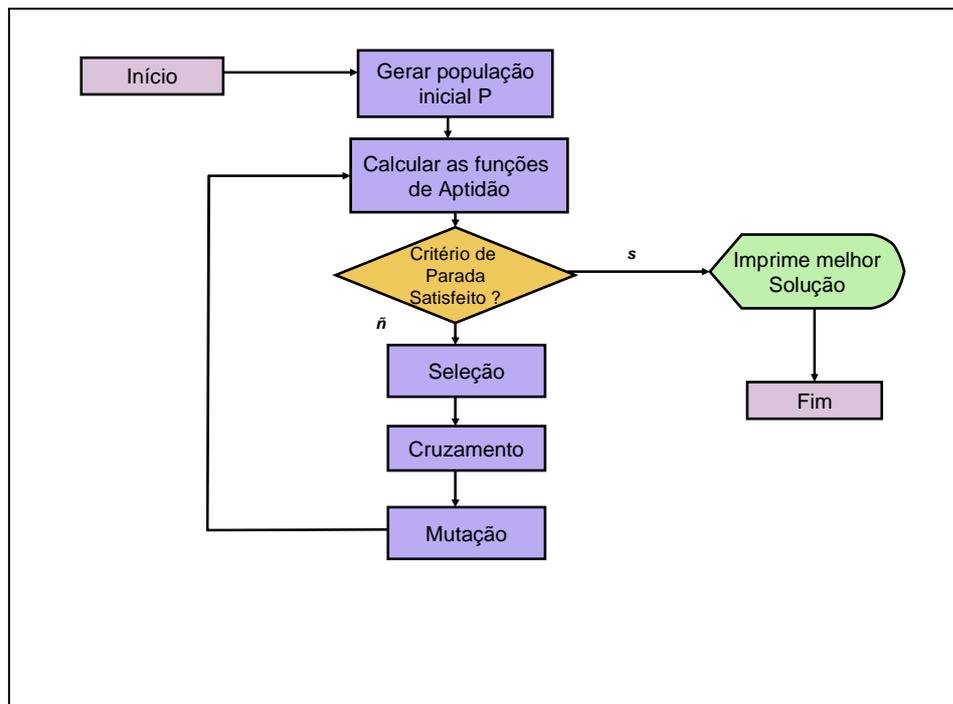


Figura 3.8 - Diagrama de Blocos para o AG

Seja: t : t-ésima geração; P : população e $s^* \in P(t)$: indivíduo-solução da população P . O pseudocódigo do algoritmo é apresentado a seguir:

Algoritmo AG

inicio

$t=0$;

Inicia $P(t)$;

Enquanto critério de parada não satisfeito faça:

Calcular aptidões de $s^ \in P(t)$;*

$t \leftarrow t + 1$;

Selecionar $P(t)$ a partir de $P(t-1)$;

Aplicar cruzamento em $P(t)$;

Aplicar mutação em $P(t)$;

4- Elitismo

O elitismo no AG consiste em garantir que o(s) cromossomo(s) de maior aptidão da geração corrente, seja(m) copiado(s) para a geração seguinte. Logo, a próxima geração do AG conterá também os melhores indivíduos da geração anterior. O AG com elitismo tem apresentado melhor desempenho do que o AG sem elitismo

Aspectos Computacionais:

Os parâmetros mais importantes para o AG estão relacionados às operações genéticas e à forma de representação dos cromossomos.

a) Representação dos cromossomos

As duas formas mais comuns de representação de cromossomos são:

1. *Representação binária*
2. *Representação real*

A representação binária é a forma clássica de representação, em que cada gene do cromossomo admite os valores 0 ou 1, como mostra a Tabela 3.1.

Tabela 3.1- Representação Binária e a correspondente representação Real

Representação Binária	Representação Real
11111	31,00
0,1	0,5000
0,1101	0,9375
0,0001100110011*	0,1000
10100	18,00
*: infinitos dígitos	

Na representação real, os cromossomos são representados de acordo com a aritmética de ponto flutuante, como mostra a Tabela 3.1.

As vantagens da representação binária são: facilidade em aplicar as operações genéticas, simplicidade em programar e base teórica desenvolvida para esse tipo de representação. O problema surge quando o problema tratado possui parâmetros contínuos que, dependendo da precisão desejada, podem ser necessárias longas cadeias de bits, podendo ocupar grande parte da memória. Além disso, a posição dos genes a serem operados geneticamente interfere de forma significativa na aptidão do cromossomo do qual fazem parte, o que é desfavorável ao AG.

A Figura 3.9 mostra o inconveniente dessa representação para o problema da função F6 [Davis91].

Maximizar $f(x, y) = 0,5 - \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0,5}{(1,0 + 0,001(x^2 + y^2))^2}$

s.a $-100 \leq x \leq 100$
 $-100 \leq y \leq 100$

Uma das soluções do problema é representada pelo cromossomo:
s1 = 01101001001001101000001000111000100001110010

Divisão da cadeia de bits em 2 cadeias de 22 bits
 0110100100100110100000 e 1000111000100001110010

Conversão para a base 10:
 1722784 e 2328690.

Mapeando para o intervalo especificado:

$$x1 = \left(\frac{1722784}{2^{22} - 1} [100 - (-100)] \right) + 100 = -17,851$$

$$y1 = \left(\frac{2328690}{2^{22} - 1} [100 - (-100)] \right) + 100 = 11,041$$

Figura 3.9 - Problema F6 com representação binária

A representação real dos cromossomos pode ser mais adequada na solução de problemas como o da Figura 3.9. Estudos sugerem [Mich94, Haup98] que a representação real apresenta desempenho superior à representação binária, quando as variáveis do problema são números reais.

b) Seleção

As formas de seleção mais comuns são:

b.1) *Amostragem estocástica universal ou método da roleta*

É a forma mais utilizada de seleção, a cada indivíduo é atribuída uma probabilidade de acordo com a equação (5). Escolhe-se um número aleatório r e se a probabilidade acumulada de um indivíduo for maior que r , este indivíduo é selecionado.

b.2) *Seleção por torneio*

Na seleção por torneio são escolhidos aleatoriamente n indivíduos e aquele dentre os n que tiver a maior aptidão será selecionado, e os outros serão descartados.

c) Cruzamento

O objetivo do cruzamento é a troca de informações entre os indivíduos e a diversidade genética da população. Para a representação binária as formas mais comuns de cruzamento são:

c.1) *Cruzamento de n pontos*

O cruzamento de n pontos corta os cromossomos-pai em n pontos e os cromossomos-filho são formados trocando-se as cadeias de gene criadas pelos cortes, como mostra a Figura 3.10.

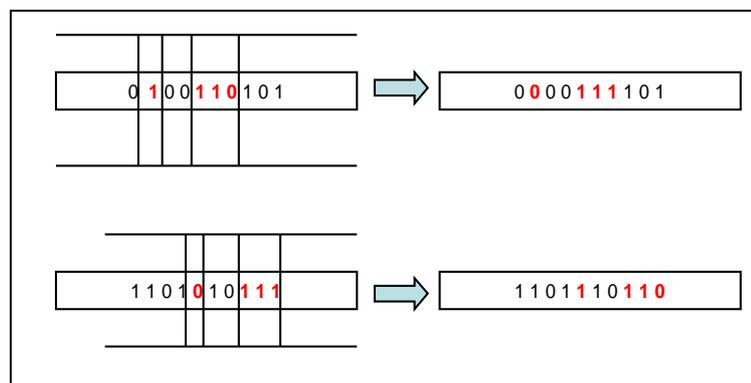


Figura 3.10 - Cruzamento de quatro pontos

Segundo o teorema dos esquemas de Holland [Holl75] o cruzamento de n pontos destrói os esquemas de maior comprimento, mantendo os esquemas menores. Quanto menor o número de cortes, maior a chance de um esquema longo ser destruído. O número elevado de cortes destrói os blocos de construção, que são pequenos esquemas de boa qualidade, ou seja, esquemas presentes em soluções com aptidão acima da média. O cromossomo pode ser interpretado como um anel como mostra a Figura 3.11.

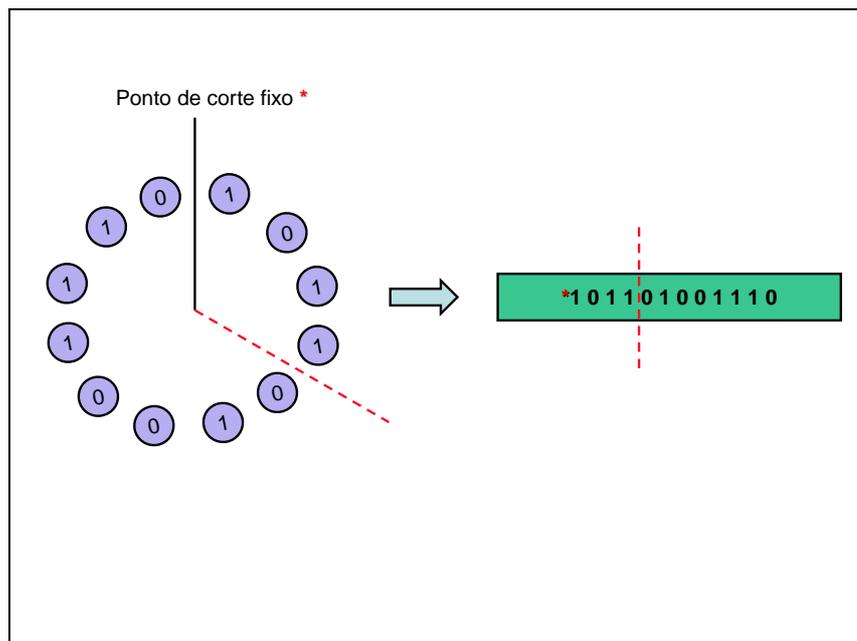


Figura 3.11 - O cromossomo visto como um anel

Com base na Figura 3.11, pode-se concluir que o cruzamento de um ponto é um caso extremo do cruzamento de dois pontos onde um dos dois pontos é fixo. Tal fato, além do que foi dito anteriormente, faz do cruzamento de dois pontos o mais efetivo [Davis91, Beas93]. Apesar de destruir os blocos de construção, o cruzamento permite a combinação dos esquemas dos indivíduos-pais fornecendo ao AG o conhecimento de todos os esquemas possíveis.

c.2) *Cruzamento Uniforme*

No cruzamento uniforme, cria-se um vetor-máscara binário e aleatório com o mesmo comprimento dos cromossomos-pai. O primeiro filho é formado da seguinte forma: se o valor da j -ésima posição da máscara for 1, então o cromossomo filho receberá o j -ésimo gene do cromossomo-pai número 1, caso

o dígito seja 0, o cromossomo-filho receberá o j-ésimo gene do cromossomo-pai número 2. Para o segundo filho faz-se o contrário. A Figura 3.12 mostra um exemplo de cruzamento uniforme para criar os cromossomos-filho número 1 e número 2.

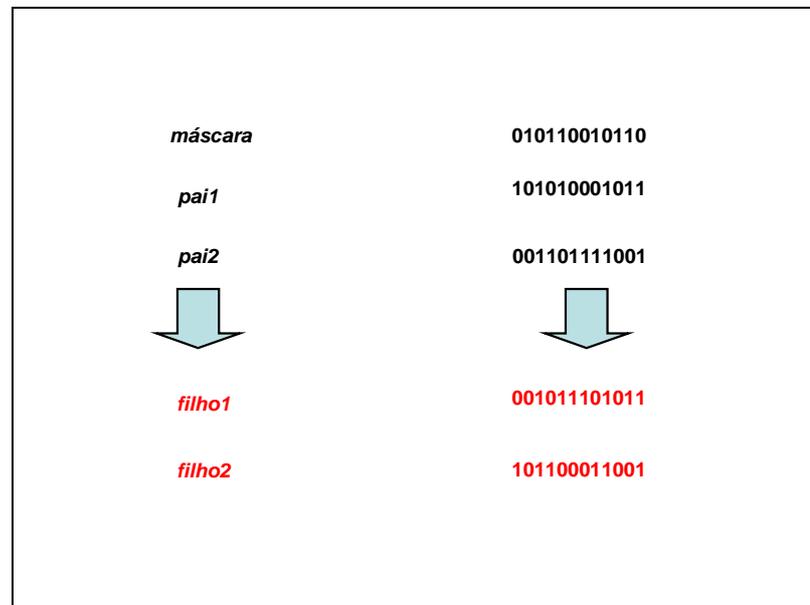


Figura 3.12 - Cruzamento Uniforme

A robustez do AG é grande o suficiente de modo não haver diferenças significativas de desempenho entre os dois tipos de cruzamento [Beas93]. Entretanto, o cruzamento um ponto, por preservar muitos esquemas, é indicado para grandes populações, uma vez que a variabilidade genética é elevada. Um cruzamento com um número maior de pontos dificulta a convergência do algoritmo. Para populações reduzidas, usa-se o cruzamento uniforme para garantir a diversidade genética e abranger todo o espaço de soluções.

Na representação real as formas mais comuns de cruzamento são baseadas em operações aritméticas.

c.3) Cruzamento média:

O cromossomo-filho é obtido pela média aritmética dos cromossomos-pai, como mostrado na equação (3.6).

$$filho = \frac{(pai1 + pai2)}{2} \quad (3.6)$$

Uma variante do Cruzamento Média é o Cruzamento Média Geométrica, no qual o cromossomo filho é obtido pela média geométrica dos cromossomos-pai, como mostra a equação (3.7). Seja c_i o i -ésimo gene do cromossomo-filho c e p_{1i} e p_{2i} , os genes dos cromossomos-pai P_1 e P_2 respectivamente. Então para cada gene i tem-se:

$$c_i = \sqrt{(p_{1i}p_{2i})} \quad (3.7)$$

O inconveniente dessas formas de cruzamento é que eles levam os cromossomos-filho para o centro do intervalo cujos limites são os cromossomos-pai.

c.4) Cruzamento BLX- α

O Cruzamento BLX- α é definido da seguinte forma: dados dois cromossomos-pai (pai1 e pai2), o cromossomo-filho é gerado da seguinte forma:

$$filho = pai1 + \beta(pai2 - pai1), \beta \in (-\alpha, 1 + \alpha) \quad (3.8)$$

A vantagem desse cruzamento é que ele estende o intervalo onde os cromossomos-filho podem estar de αI unidades.

c.5) Cruzamento Aritmético:

Similar ao BLX- α diferindo apenas pelo fato de não extrapolar o intervalo I. É operado da seguinte forma:

$$filho1 = (\beta)pai1 + (1 - \beta)pai2 \quad (3.9)$$

$$filho2 = (1 - \beta)pai1 + (\beta)pai2 \quad (3.10)$$

Onde $\beta \in [0,1]$

c.6) Cruzamento Heurístico:

Os cromossomos-filho são obtidos por extrapolação linear baseando-se na aptidão dos cromossomos-pai. Isso é feito da seguinte forma:

$$filho = pai1 + r(pai1 - pai2), f(pai1) > f(pai2) \quad (3.11)$$

Onde:

r aleatório e $r \in [0,1]$

Caso o filho seja inactivél, ou seja, esteja fora do intervalo desejado, escolhe-se outro valor de r e se, após um número t de tentativas não for gerado um indivíduo factível, o cruzamento é encerrado sem gerar filhos.

c.7) *Cruzamento Simples:*

O Cruzamento Simples é uma variante do cruzamento de um ponto da representação binária que foi adaptado para a representação real [Mich94].

d) Mutação

Para a representação binária é utilizada a troca do valor binário de alguns genes dos cromossomos-filho, como já foi demonstrado anteriormente.

Para a representação real foram desenvolvidas várias formas de mutação das quais as mais utilizadas são:

d.1) *Mutação Uniforme:*

Consiste em trocar o gene c_i de um cromossomo-filho c por um número aleatório com distribuição uniforme dentro do intervalo $[a_i, b_i]$ desejado.

d.2) *Mutação Gaussiana:*

Na mutação Gaussiana, o gene c_i de um cromossomo-filho é substituído por número aleatório de uma distribuição normal $N(p_j, \sigma)$ de média igual ao gene p_j do cromossomo-pai e desvio-padrão σ .

d.3) *Mutação Creep:*

Consiste na adição ou multiplicação de um cromossomo filho por um número aleatório de distribuição normal, com média zero e variância pequena. O cromossomo resultante é uma perturbação do cromossomo original. Por essa razão, a ocorrência de mutações desse tipo pode ser elevada sem prejuízo ao AG. O número aleatório deve ser pequeno para que o cromossomo resultante não seja muito distante do cromossomo original.

d.4) *Mutação Limite:*

Nesse tipo de mutação o j-ésimo gene do cromossomo filho é trocado por um dos limites do intervalo $[a_i, b_i]$ da seguinte forma:

Dado um número aleatório r no intervalo $(0,1)$:

Se $r > 0,5$, então o novo valor do gene j é b_i ;

Se $r < 0,5$, então o novo valor do gene j é a_i ;

Os cromossomos resultantes são levados para os extremos do intervalo $[a_i, b_i]$. Esse tipo de mutação é utilizado para compensar a centralização causada pelos cruzamentos baseados em operações aritméticas.

d.5) *Mutação não-uniforme:*

Consiste na substituição do valor do j-ésimo gene por um número aleatório de uma distribuição não-uniforme. A substituição é feita da seguinte forma:

Seja:

c_j : j-ésimo gene de um cromossomo p gene alterado pela mutação.

p_j : j-ésimo gene de um cromossomo p .

r_1 e r_2 : números aleatórios no intervalo $(0,1)$.

$[a_i, b_i]$: intervalo.

b : parâmetro que determina a forma da função f .

G : geração do AG.

Então:

Se $r_1 < 0,5$ então :

$$c_j = p_j + (b_j - p_j)f(G) \quad (3.12)$$

Senão:

$$c_j = p_j - (p_j - a_j)f(G) \quad (3.13)$$

Nos quais:

$$f(G) = \left(r_2 \left(1 - \frac{G}{G_{\max}} \right) \right)^b \quad (3.14)$$

d.6) *Mutação Não-Uniforme Múltipla:*

Caso generalizado da mutação uniforme. Nesse caso, a mutação é aplicada a todos os genes do cromossomo.

e) Taxa de Cruzamento

Como visto anteriormente, embora o cruzamento aumente a diversidade genética da população, destrói os blocos de construção. Por causa disso, a probabilidade de ocorrência de cruzamento não pode ser pequena, pois acarreta a convergência prematura, e também não pode ser muito grande para que não haja destruição dos blocos de construção e o AG encontre soluções de melhor qualidade. Recomenda-se a probabilidade de cruzamento entre 60% e 90% [Souz05].

f) Taxa de Mutação

A mutação tem a função de resgatar genes perdidos durante gerações anteriores. Recomenda-se que a probabilidade de ocorrência de cruzamento esteja entre 0,1% e 5% [Souz05], a exceção pode ser feita a mutação Creep por razões já comentadas.

g) População inicial

A População inicial está associada ao conhecimento do AG sobre o espaço de soluções. Populações aleatórias e pequenas representam poucas áreas do espaço de soluções. Para a representação binária pode-se gerar uma população, e adicionar a essa população indivíduos com os dígitos invertidos de modo que cada gene é plenamente representado pelos seus dois valores possíveis. Para a representação real pode-se gerar a população inicial com uma distribuição uniforme. Uma forma de gerar uma população é através do seeding, que consiste em formar a população inicial com soluções geradas por outros métodos de otimização. Outra alternativa é usar uma população inicial maior do que as subseqüentes de modo a aumentar a representação do espaço de soluções.

h) Convergência Prematura

O maior problema que ocorre em um AG é a convergência prematura. A convergência prematura ocorre quando surgem no AG indivíduos de aptidão

elevada (porém não ótima) denominados superindivíduos. Os superindivíduos geram indivíduos que dominam a população e espalham seus genes pelas gerações subseqüentes e destroem os genes dos outros cromossomos (*genetic drift*). Para evitar a convergência prematura, pode-se limitar o número de filhos por cromossomo-pai. O aumento da taxa de mutação também é utilizado, além da restrição, no caso de AG's com elitismo, do número de cromossomos copiados para a próxima geração. Outra forma de contornar a convergência prematura é evitar a ocorrência de genes idênticos numa mesma geração.

3.5. Otimização por Colônia de Formigas

Otimização por Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization-ACO*)[Dori00] é uma meta-heurística recente (proposta por Dorigo, em 1991, para resolução de problemas de otimização combinatória da classe NP-difícil). Inspirada no comportamento das formigas à procura de comida, a ACO foi desenvolvida para solucionar o Problema do Caixeiro Viajante, sendo posteriormente aperfeiçoada e utilizada em outros problemas.

A ACO baseia-se na forma das formigas procurarem alimento. Ao sair em busca de comida, as formigas depositam no solo uma substância chamada ferormônio que é perceptível pelas próprias. A concentração de ferormônio depende principalmente do tamanho do caminho. Foi comprovado que a chance de uma formiga escolher um determinado caminho é fortemente influenciada pela concentração de ferormônio nesse caminho, de modo que, quanto maior a concentração de ferormônio num caminho, maior a chance da formiga escolhê-lo. A Figura 3.13. mostra como isso ocorre. Na Figura 13-a, é mostrado o caminho inicial das formigas. Na Figura 3.13-b, um obstáculo é colocado: Nesse instante, a quantidade de ferormônio em cada caminho é a mesma e não há preferência das formigas por nenhum dos dois caminhos, por isso, elas se dividem igualmente pelos dois caminhos (a escolha é aleatória com distribuição de probabilidade uniforme). Pelo fato do caminho à direita do obstáculo ser menor, as formigas o percorrem numa distância menor, o que faz a concentração de ferormônio no caminho da direita ser maior do que a concentração de ferormônio no caminho da esquerda após certo tempo. Como conseqüência, as formigas optam com mais

frequência pelo caminho da direita do que pelo caminho à esquerda. Com isso a quantidade de ferormônio cresce rapidamente e quase todas as formigas seguem o caminho da direita. Tal fenômeno é denominado comportamento estagnado e é ilustrado na Figura 3.13-c.

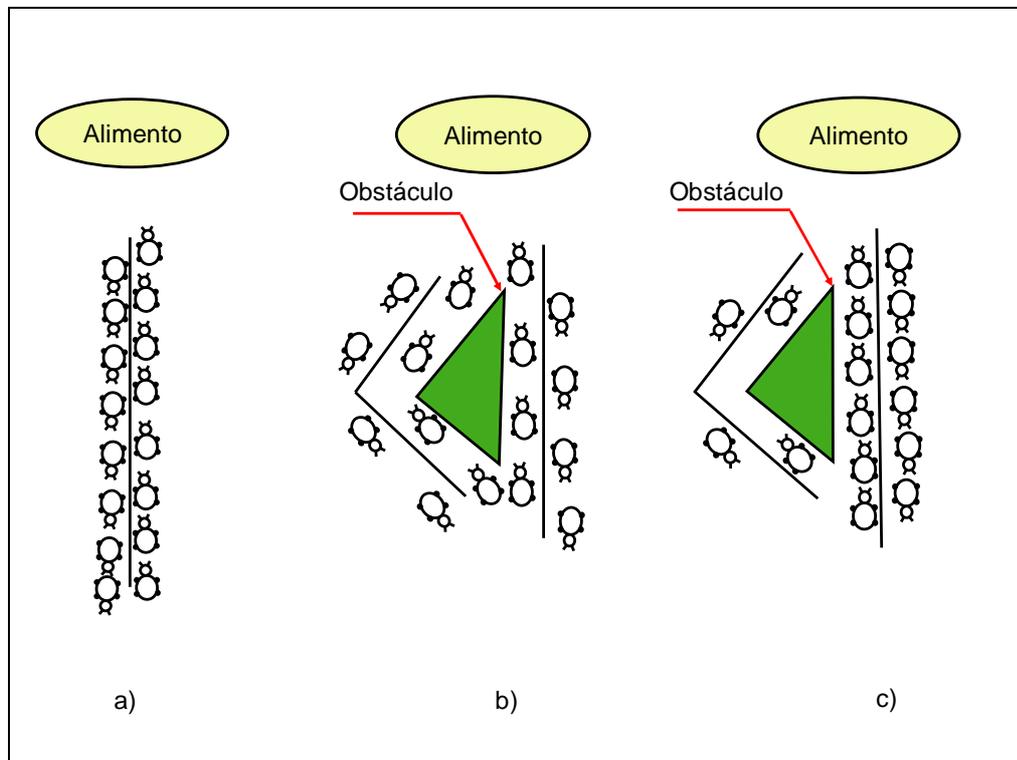


Figura 3.13 - Busca das formigas por alimento

Dorigo sugeriu a criação de uma formiga artificial, capaz de construir a solução de um problema escolhendo os componentes da solução com base numa regra probabilística, que é função da concentração de ferormônio artificial, e das informações heurísticas do problema. Portanto, a ACO é classificada como heurística de construção [Dori96].

A trilha de ferormônio reflete a experiência de busca adquirida pelas formigas e as informações heurísticas são informações do problema as quais as formigas não têm acesso. As informações heurísticas são usadas para guiar as formigas para soluções boas em relação ao problema. A melhor solução é obtida após certo número de iterações ou pelo “comportamento estagnado” das formigas (todas passam a percorrer o mesmo caminho, gerando a mesma solução).

As formigas artificiais possuem as seguintes características e funções:

1. Constroem soluções para o problema;
2. Depositam ferormônio na trilha percorrida por elas para construir a solução;
3. Decidem o caminho a ser seguido, ou componente a ser adicionado, por meio de uma regra probabilística;
4. Possuem uma pequena memória;

Algumas alterações foram propostas para tornar a heurística mais eficiente: para evitar a convergência prematura (devido à trilha de ferormônio) criou-se a evaporação da trilha de ferormônio; desenvolveram-se também estratégias elitistas para se obter soluções de maior qualidade. Recentemente foi proposta a aplicação de programação paralela ao ACO para a obtenção mais rápida de boas soluções.

Seja S o espaço de todas as soluções do problema, Ω as restrições do problema e f a função objetivo associada ao problema.

Define-se S^* o conjunto das soluções permitidas para o problema, isto é, $S^* \leftarrow S \cap \Omega$ as soluções que não violam as restrições Ω .

Seja $C: \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ o conjunto de componentes da solução.

Define-se como $x = [c_1, c_2, c_3, \dots, c_n]$, a seqüência de componentes da solução, ou o estado do problema. O número de componentes define o comprimento da seqüência ou estado.

Entende-se como $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ o conjunto de todos os estados do problema. Sendo assim, $X^* \leftarrow X \cap \Omega$ o conjunto de todas as seqüências permitidas para o problema.

Define-se como solução do problema, o elemento $s^* \in S^*$ tal que $s^* \in X^*$, e $s^* \in X^*$.

Portanto, a heurística ACO é descrita da seguinte forma:

Dado o grafo $G(C, L)$ representante do problema [Boll79] onde C é o conjunto de componentes da solução (nós do grafo) e L o conjunto de conexões entre os nós. As formigas percorrerão o grafo construindo estados com base numa determinada regra

probabilística que leva em consideração: a concentração de ferormônio nos nós (ou nos ramos), as informações heurísticas do problema e a memória da formiga. A solução criada pela formiga é um estado E de comprimento K que varia de acordo com o tipo do problema.

Construída a solução, a formiga deposita no caminho percorrido certa quantidade de ferormônio. Sendo $f(s, \omega)$ o custo relacionado ao caminho criado, a melhor solução é o caminho com menor valor de f . O pseudocódigo que descreve a heurística é apresentado a seguir:

Seja:

$G(C, L)$: Grafo que representa o problema;

NC : número total de ciclos;

t : tempo das formigas;

m : tamanho da colônia de formigas;

nf : Número de formigas;

nv : número de nós visitados;

N : Número de nós;

NV : conjunto de cidades visitadas;

Algoritmo ACO

$t = 0$;

Inicia NC ;

Inicia m ;

Trilha de ferormônio vazia;

Inicia grafo G ;

enquanto $nc < NC$ ou outro critério de parada satisfeito faça:

enquanto $m < nf$ faça:

enquanto $nv < N$ faça:

se $nc = 0$ ou $nv = 0$ faça:

escolha nó j aleatório;

mova formiga para o nó j ;

adiciona o nó j a lista de nós visitados;

$nv \leftarrow nv + 1;$
 senão
 escolha nó $j \notin NV$ de acordo com a regra probabilística;
 mova formiga para o nó escolhido j ;
 adicione o nó j a lista de nós visitados;
 $nv \leftarrow nv + 1;$
 se s^* melhor que S_{melhor} então:
 $S_{melhor} \leftarrow s^* ;$
 $t \leftarrow t + 1;$
 atualiza trilha de ferormônio;
 $m \leftarrow m + 1;$
 $nc \leftarrow nc + 1;$
 Imprima $S_{melhor} ;$

Aspectos Computacionais:

A solução construída pela ACO é determinada pela probabilidade de seleção. A probabilidade de seleção é definida como:

$$p_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}, \text{ se } j \in N_i^k \quad (3.15)$$

Sendo:

$\tau_{ij}(t)$: ferormônio contido no ramo ij ;

η_{ij} : informação heurística do ramo ij ;

α : sensibilidade à trilha de ferormônio;

β : sensibilidade às informações heurísticas;

N_i^k : ramos não-visitados pela k -ésima formiga;

Portanto, na ACO, os parâmetros são: A sensibilidade das formigas à trilha de ferormônio, a sensibilidade das formigas às informações heurísticas, a atualização da trilha de ferormônio. O tamanho da colônia de formigas também tem influência nos resultados da ACO.

a) Sensibilidade à trilha de ferormônio

A trilha de ferormônio na ACO representa a experiência de busca adquirida pelas formigas durante o processo. Portanto, a sensibilidade das formigas à trilha de ferormônio regula o peso que a experiência de busca tem nas decisões das formigas. Quando as formigas têm uma sensibilidade elevada, as soluções construídas por cada uma delas são muito próximas e às vezes, idênticas, ou seja, a forma de construção é intensiva. A susceptibilidade ao comportamento estagnado aumenta consideravelmente com o aumento da sensibilidade a trilha de ferormônio. Quando a sensibilidade é pequena, a construção das soluções é mais diversificada e as soluções criadas pelas formigas são bem diferentes.

b) Sensibilidade às informações heurísticas

As formigas não têm a capacidade de distinguir quais caminhos são bons ou não para o problema. Isso ocorre por que a trilha de ferormônio reflete a experiência de busca, mas não contém nenhuma informação referente ao problema. Para contornar esse fato, da mesma forma que as formigas são sensíveis à trilha de ferormônio, as formigas têm sensibilidade ao que se denomina de informações heurísticas. Informações heurísticas são informações sobre o problema a ser solucionado.. A função das informações heurísticas é forçar as formigas a construir soluções boas para o problema. Portanto, quando a sensibilidade das formigas a esse parâmetro é grande, a ACO comporta-se como uma heurística construtiva gulosa [Dori00, Souz05]. Entretanto, se o seu valor é muito pequeno, a ACO tende rapidamente ao comportamento estagnado.

c) Atualização da trilha de ferormônio

A forma de atualização da trilha de ferormônio afeta a escolha das formigas. Existem diversas formas de atualização da trilha, as mais comuns são apresentadas a seguir:

Seja:

ρ : evaporação da trilha de ferormônio;

$\Delta\tau_{ij}^r(t)$: ferormônio depositado pela formiga r no ramo ij ;

$\Delta\tau_{ij}^{melhor}(t)$: ferormônio depositado no melhor caminho encontrado;

w : número de formigas que construíram os melhores caminhos;

k : k -ésima formiga;

m : tamanho da colônia;

L^k : comprimento do percurso realizado pela k -ésima formiga;

t : tempo das formigas;

e : ganho da solução ótima;

Então

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}(t) , \forall(i, j) \quad (3.16)$$

$\Delta\tau_{ij}(t) = 1/L^k$, se o ramo (i, j) é usado pela k -ésima formiga

$\Delta\tau_{ij}(t) = 0$, caso contrário

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}^{melhor}(t) \quad (3.17)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{r=1}^{w-1} (w-r)\Delta\tau_{ij}^r(t) + w\Delta\tau_{ij}^{melhor}(t) \quad (3.18)$$

$\Delta\tau_{ij}^{melhor}(t) = e/L^k$, se o ramo (i, j) pertence à trilha ótima

$\Delta\tau_{ij}^{melhor}(t) = 0$, caso contrário

A equação (3.16) é a forma clássica de atualização, o fator $(1 - \rho)$ é utilizado para evitar a estagnação precoce da ACO. A equação (3.17) é a forma clássica com o uso de estratégia elitista, onde o melhor caminho é atualizado separadamente. Na equação (3.18) apenas as w -melhores formigas atualizam a trilha de ferormônio, juntamente com o melhor caminho.

d) Evolução da Solução

Com base no descrito anteriormente, conclui-se que a solução gerada pela ACO comporta-se da forma mostrada na Figura 3.14.

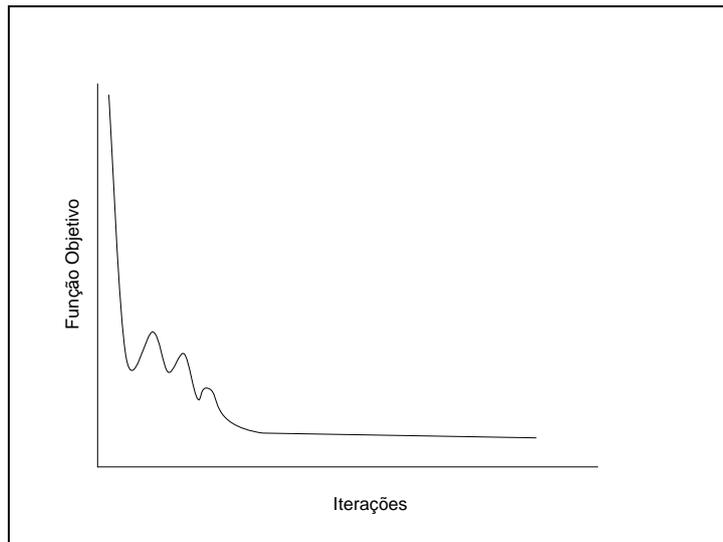


Figura 3.14 - Evolução da Solução gerada por ACO

A função objetivo cai rapidamente e fica constante, o trecho onde a curva fica constante é onde ocorre o comportamento estagnado.

e) Tamanho da colônia

O tamanho da colônia interfere na decisão das formigas. A presença de várias formigas permite a troca de informações, o que aumenta a experiência de busca e torna a ACO mais robusta. Entretanto o esforço computacional aumenta. A programação paralela da ACO atenua esse inconveniente.

4. METODOLOGIA PROPOSTA

4.1. Introdução

A forma mais usual de eliminar os problemas de perfil de tensão e perdas reativas em redes de distribuição é por meio da alocação de capacitores. Como visto anteriormente, a alocação de capacitores deve ser cuidadosa, para que não ocorram problemas de sobretensões e aumento de perdas, principalmente nos períodos de carga leve. Outro aspecto que deve ser considerado são os custos de investimento em bancos de capacitores (compra, instalação, manutenção, proteção e operação dos bancos de capacitores), os quais são elevados.

O problema de alocação ótima de bancos de capacitores foi descrito na expressão (2.1), sendo este um problema de programação não-linear inteira mista, combinatório e multi-objetivo. Conforme já discutido no Capítulo 2, existem basicamente quatro formas de solucionar problemas desse tipo, utilizando-se as seguintes técnicas:

- Método analítico
- Programação Numérica
- Métodos heurísticos
- Métodos de inteligência artificial

O método analítico exige muitas simplificações do problema, além de considerar todas as grandezas contínuas. Por isso gera soluções que devem ser aproximadas para o caso real, o que torna o método ineficiente. O método de programação numérica é de difícil programação, não havendo garantia da globalidade da solução.

Os métodos heurísticos e de inteligência artificial são os mais utilizados por serem de fácil programação e não exigirem muitas simplificações no problema como os outros métodos, além de produzirem melhores resultados, mesmo que não haja garantia da globalidade da solução. Dentre estes, as metaheurísticas merecem destaque.

Sabe-se que é de interesse de uma distribuidora de energia elétrica que a alocação de capacitores seja a mais eficaz possível e, conforme formulado anteriormente, este se trata fundamentalmente de um problema de otimização com restrições. As melhorias na rede podem ser definidas na forma de recuperação de receita, ou seja, a economia de receita proporcionada pela alocação de capacitores. Portanto, a formulação simplificada do problema pode ser feita como a seguir:

$$\text{Max } L = R - I(I) \quad (4.1)$$

s/a restrições operativas da rede

Onde:

L: Lucro obtido num dado horizonte de tempo;

R: Receita recuperada no horizonte de tempo de L;

I: Custo de investimento no horizonte de tempo de L.

A receita recuperada a as restrições operativas da rede (ex: os níveis de tensão e a capacidade do alimentador) são dependentes do local de inserção, do tamanho e também dos modelos (fixo, automático, etc.) dos bancos de capacitores. O custo de investimento também depende do tamanho e dos modelos de bancos de capacitores. Isto mais uma vez indica que o problema de alocação ótima de capacitores na rede é de natureza combinatória e multi-objetivo. As capacidades dos bancos de capacitores existentes no mercado são limitadas, o que traz uma dificuldade adicional ao problema, que é a combinação de funções contínuas e discretas. A formulação apresentada em (4.1) se baseia em funções discretas e métodos analíticos não podem utilizados. Alguns estudos [**Grai81**], [**Fawz83**] e [**Sala85**] realizam simplificações na modelagem do problema de modo a transformá-lo em um problema de programação inteira ou resolvê-lo utilizando métodos analíticos, mas pode-se observar que tais simplificações levam a soluções imprecisas [**Grai81**].

Conforme discutido anteriormente, o emprego de metaheurísticas, e.g., Busca Tabu, Algoritmos Genéticos, etc., é bastante atraente. Além disso, diversos aspectos de modelagem da rede de distribuição e do problema em si, se constituem em interessantes tópicos de pesquisa.

4.2. Modelagem da Demanda

A modelagem da demanda é crucial para que se represente o problema de forma realista. A consideração de todos os patamares de carga horária tornaria a solução do problema inviável, dado a grande quantidade de análises a serem realizadas para cada solução proposta. Como exemplo, considerando um horizonte de tempo de 1 ano, cada solução proposta teria que ser analisada para 8760 cenários de carga horária. Usualmente, apenas dois cenários de carga são considerados para análise, correspondendo aos cenários de demanda máxima e mínima verificados no intervalo de tempo considerado. A escolha de tais patamares deve-se à preocupação em garantir um perfil de tensão adequado na rede de distribuição, sendo neste caso analisados os cenários nos quais o sistema é submetido a condições extremas. A duração do patamar de demanda máxima corresponde aos períodos em que o sistema experimenta os picos de carga, enquanto os demais períodos são associados ao patamar de demanda mínima. Embora a consideração dos patamares de demanda máxima e mínima seja interessante para a verificação do atendimento às restrições de operação da rede, o mesmo não se pode afirmar com relação à redução de perdas. Neste caso, os bancos de capacitores propostos com base apenas na análise dos patamares extremos de demanda podem não ser adequados para a obtenção de reduções de perdas expressivas em outros cenários de carregamento observados no intervalo de tempo considerado.

Nesta dissertação, busca-se uma representação da demanda que possibilite a obtenção de soluções realistas, que levem em consideração não apenas a necessidade de atendimento às restrições impostas às magnitudes de tensão na rede, bem como a minimização das perdas globais, ou seja, considerando os diferentes cenários de carga que o sistema pode experimentar. Sabe-se que o aumento do número de patamares considerados acarreta um aumento no tempo computacional para a obtenção da solução final, uma vez que uma quantidade maior de análises é necessária para cada solução proposta. Dessa maneira torna-se fundamental que a variabilidade da demanda seja representada através de um número reduzido de patamares de carga, mas que sejam representativos dos diferentes cenários que podem ser observados. Como existe um ciclo diário de carga que se repete com pequenas variações em função do dia da semana e do mês do ano, é possível agrupar

os diferentes patamares de carga com base na similaridade entre eles, de forma a obter representantes de conjuntos de cenários que apresentam características semelhantes.

A representação da demanda é obtida neste trabalho com o auxílio do algoritmo *k-means*, responsável por formar agrupamentos na base da similaridade. Para o problema em questão, considerando uma base de dados com nc cargas horárias observadas, tal algoritmo consiste dos seguintes passos:

- (i) Definir o número de agrupamentos a serem formados (k patamares de carga);
- (ii) Escolher os k primeiros patamares de carga como centróides de k agrupamentos. O centróide de um grupo é, neste caso, um patamar de carga que corresponde à média aritmética dos patamares de carga associados a este grupo;
- (iii) Associar cada um dos $nc-k$ patamares de carga restantes na base de dados ao grupo cujo centróide é o mais próximo, recalculando o valor do centróide do grupo aumentado;
- (iv) Percorrer toda a base de dados, associando cada patamar de carga ao agrupamento com centróide mais próximo. Quando um patamar de carga for associado a um grupo diferente daquele ao qual estava anteriormente associado, é necessário recalcular os centróides dos agrupamentos aumentado e subtraído;
- (v) Repetir o passo (iv) até que não sejam mais observadas trocas de agrupamento para qualquer patamar de carga da base de dados.

Ao final da execução do algoritmo *k-means* é possível obter a representação da variabilidade da demanda através de k patamares de carga, que são mais representativos do que os patamares de carga máxima e mínima. A Figura 4.1 mostra a obtenção dos patamares de carga através de agrupamentos.

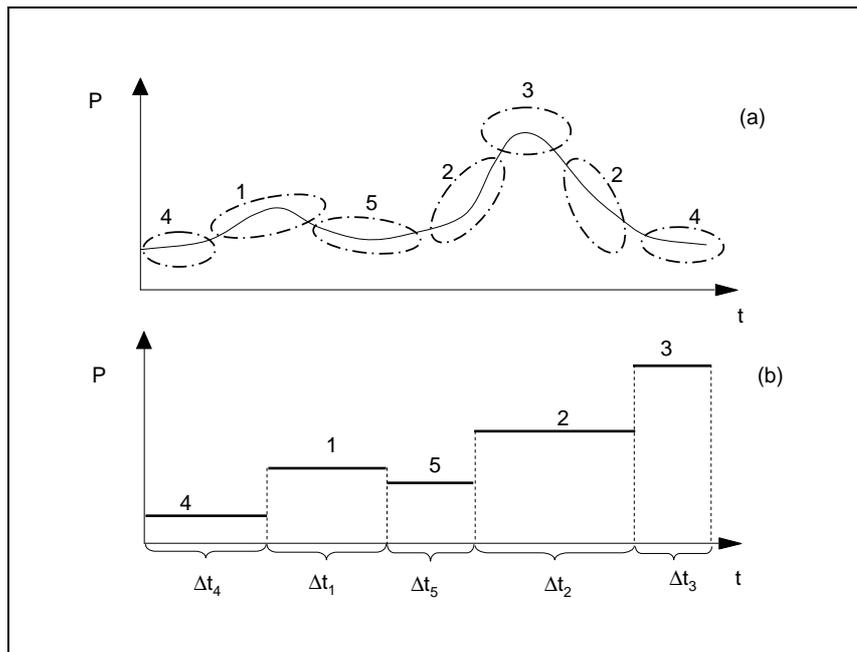


Figura 4.1 - (a) curva de carga, (b) Agrupamento de níveis de carga.

Contudo, é reconhecida a importância de se analisar o desempenho do sistema em tais situações extremas, sobretudo para a verificação do atendimento às restrições impostas às magnitudes de tensão na rede. Dessa maneira, neste trabalho será considerada a representação da demanda através de $k+2$ patamares de carga, correspondendo aos centróides dos k agrupamentos obtidos utilizando o algoritmo *k-means*, além dos patamares de carga máxima e mínima, sendo estes analisados apenas para verificar a ocorrência de violações de tensão.

É importante ressaltar que a duração de cada patamar de carga (centróide) obtido pelo algoritmo *k-means* corresponde, em horas, ao número de patamares de carga horária da base de dados que estão associadas a cada agrupamento. A escolha do número de agrupamentos (patamares) a serem considerados deve ser um compromisso entre a qualidade desejada na modelagem da demanda (e conseqüente impacto na solução final) e o esforço computacional a ser despendido na busca pela solução ótima.

4.3. Função objetivo

A função objetivo empregada contempla a maximização da receita obtida com a energia recuperada após a instalação dos bancos de capacitores, a minimização do investimento em bancos de capacitores e a necessidade de atendimento às restrições operativas da rede de distribuição. A energia recuperada corresponde à redução das perdas elétricas, observada em um dado horizonte de tempo. As restrições operativas correspondem à exigência de que as magnitudes das tensões em todos os nós da rede não violem limites inferiores e superiores pré-definidos. Tais objetivos são representados através do emprego da função de avaliação apresentada em (4.2):

$$FA = \left[\alpha_1 \left(\sum_{i=1}^{np} \Delta P_i \times h_i \right) \times t_c - \alpha_2 C_{Bcap} \right] - \beta \sum_{i=1}^{np} \left(\sum_{k=1}^{nb} |\Delta V_k| \right)_i \quad (4.2)$$

Onde: np indica o número de patamares de carga considerados na representação da demanda; ΔP_i representa a redução de perdas observada no i -ésimo patamar de carga em relação à observada no caso inicial (sem capacitores) para este mesmo patamar; h_i representa a duração do i -ésimo patamar de carga, expressa em quantidade de horas; t_c é o valor da tarifa associada à energia comprada pela empresa de distribuição; C_{Bcap} representa o custo total de investimento em bancos de capacitores e $|\Delta V_k|$ é o módulo da violação de tensão observada no k -ésimo nó da rede, sendo nb o número total de nós elétricos. As constantes α_1 , α_2 e β são penalidades impostas a cada termo da função de avaliação de forma a melhor representar a relação de compromisso desejada entre os diferentes objetivos do problema.

O primeiro termo da expressão (4.2) representa a estimativa de retorno financeiro considerando a energia recuperada em um determinado horizonte de tempo e o investimento realizado em bancos de capacitores. O segundo termo corresponde ao somatório das violações de tensão observadas em cada nó para todos os patamares de carga analisados. Como violações de tensão são severamente penalizadas pela ANEEL, não devendo ser admitidas, o ajuste das penalidades α_1 , α_2 e β deve ser tal que o segundo termo da expressão (4.2) tenda a se anular durante o processo de busca, enquanto o primeiro termo da expressão é maximizado. Assim como as violações de tensão, violações de carregamento podem também ser

facilmente consideradas no segundo termo da expressão (4.2), sendo neste caso observados os limites impostos às magnitudes de correntes nos ramos da rede.

4.4. Codificação da solução

Assumindo ser possível a instalação de bancos de capacitores em qualquer nó da rede e que os bancos de capacitores comerciais podem ser comumente encontrados com capacidades de 300 kVAr, 600 kVAr e 1200 kVAr, o vetor que armazena uma solução proposta para o problema terá dimensão igual a duas vezes o número de nó, estando cada par de elementos deste vetor associado a uma localização da rede (nó elétrico) e possuindo a seguinte representação:

- 00 – a instalação de bancos de capacitores não é proposta
- 01 – é proposta a instalação de um banco de capacitores de 300 kVAr
- 10 – é proposta a instalação de um banco de capacitores de 600 kVAr
- 11 – é proposta a instalação de um banco de capacitores de 1200 kVAr

A Figura 4.2 apresenta a estrutura do vetor que armazena uma solução codificada para o problema.

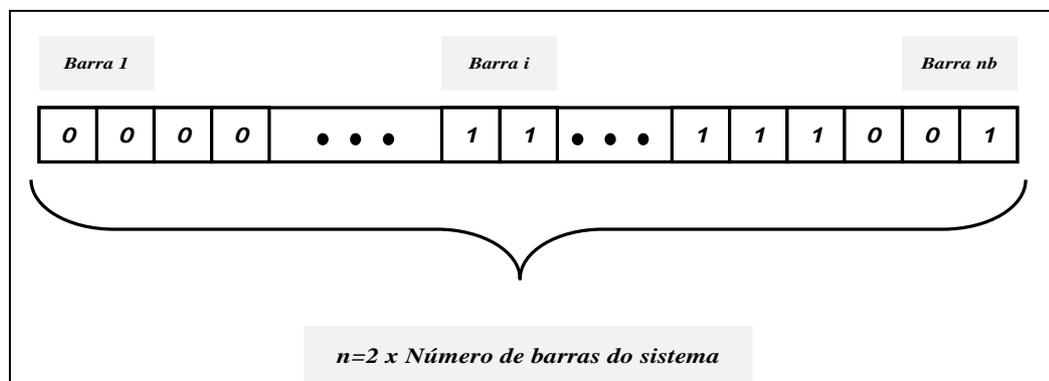


Figura 4.2 - Codificação da solução

É possível ainda alterar a codificação através do vetor ilustrado na Figura 4.2 de forma se obter uma representação que torne o processo de busca mais eficiente. Isto pode ser feito levando-se em consideração o conhecimento e a experiência sobre o problema. Sabe-se, por exemplo, que é muito pouco provável que a solução ótima contemple a instalação de bancos de capacitores em todos os nós da rede, sendo necessária a instalação de tais bancos em um número reduzido de nós, restando definir as suas localizações. Dessa maneira, um vetor de dimensão reduzida, igual ao número máximo de bancos de capacitores que se acredita serem necessários, pode

ser empregado. Em tal vetor, cada par de elementos está associado a uma localização na rede, sendo esta inicialmente escolhida de forma aleatória, podendo ainda ser posteriormente alterada durante a busca pela solução ótima. A Figura 4.3 ilustra a codificação da solução em um vetor reduzido, sendo n_{max} o número máximo de bancos de capacitores permitidos em cada solução proposta. O vetor de referência exemplificado indica a localização física (barra) representada por cada par de elementos do vetor que armazena uma solução proposta. A codificação utilizada para cada banco de capacitores é a mesma anteriormente apresentada para o vetor da Figura 4.2. Tal estratégia permite que se opere em um espaço reduzido, o que tende a tornar o processo de busca mais eficiente. É importante destacar que, ao utilizar a representação reduzida, a instalação de capacitores em qualquer barra da rede continua sendo permitida, admitindo-se porém que a solução ótima contemple a instalação de capacitores em não mais que n_{max} pontos da rede.

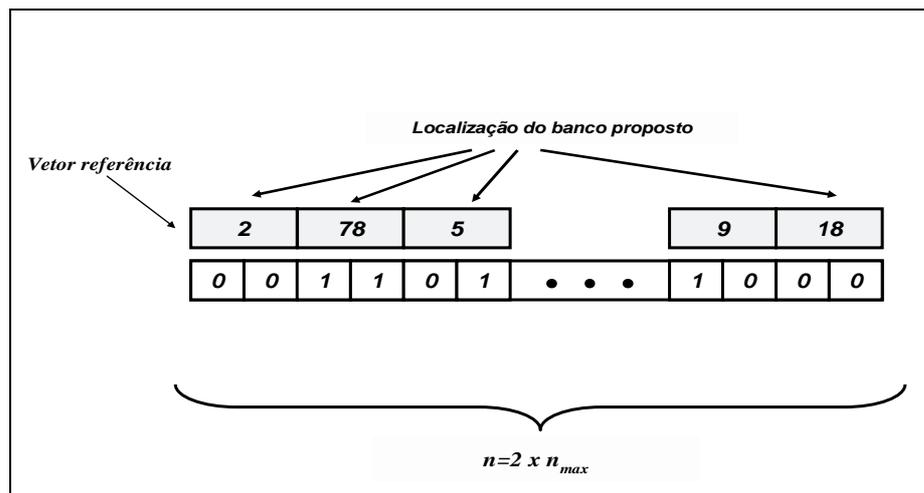


Figura 4.3 - Codificação da solução em um espaço reduzido

4.5. Consideração dos Cenários Topológicos

O fluxograma da Figura 4.4 ilustra a proposta de representação de diferentes cenários topológicos. Tal fluxograma parte de uma dada solução de planejamento, a qual é gerada, por exemplo, através da técnica dos algoritmos genéticos e faz parte de uma população de soluções propostas, as quais devem ser analisadas uma a uma. Tal solução é processada e sua aptidão calculada conforme será descrito a seguir.

A sequência descrita no fluxograma da Figura 4.4 deve ser executada para cada nova solução proposta. Pode-se perceber que a aptidão da solução é obtida após a análise de cada patamar de carga para cada cenário topológico de interesse, devendo-se levar em consideração nas análises e cálculos realizados o objetivo de redução de perdas e atendimento às restrições de operação. Dessa maneira, diferentes estratégias para a consideração das alterações de topologia podem ser vislumbradas, como será mencionado a seguir.

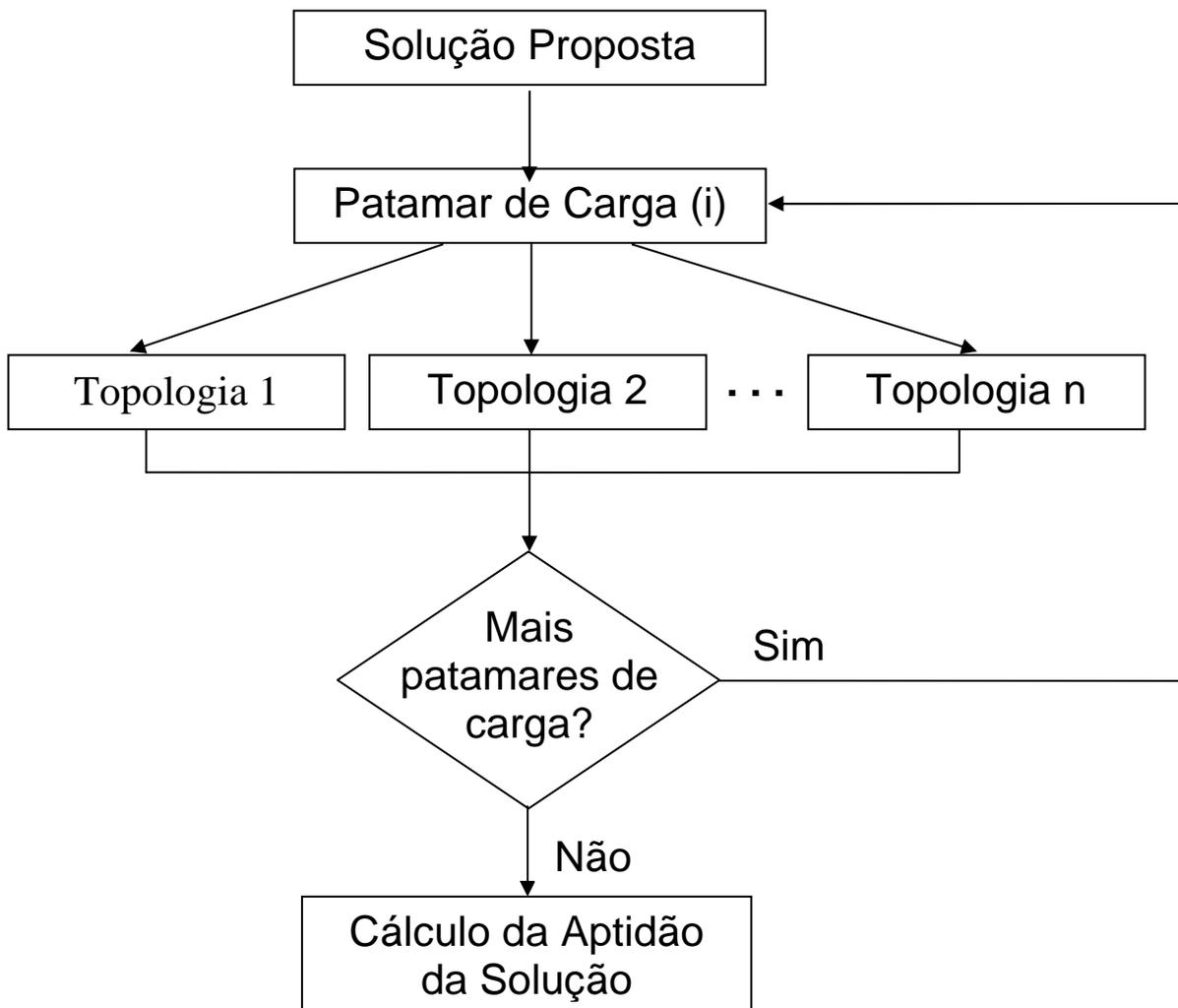


Figura 4.4 – Consideração de alterações topológicas

4.5.1. Cenários topológicos equiprováveis

Neste caso, supõe-se que todos os cenários topológicos de interesse têm a mesma probabilidade de ocorrência. Dessa maneira, a análise de todos os cenários terá igual peso na composição da aptidão de uma dada solução. A aptidão é então calculada como:

$$FA = \frac{1}{N_t} \sum_{top=1}^{N_t} \left(\left[\alpha_1 \left(\sum_{i=1}^{np} \Delta P_i \cdot h_i \right) \cdot t_c \right] - \beta \sum_{j=1}^{npv} \left(\sum_{k=1}^{nb} |V_k - V_p| \right) \right)_{j_{top}} - \alpha_2 C_{Bcap} \quad (4.3)$$

Onde:

top : Topologia de interesse;

N_t : Número de topologias de interesse;

nb : Número barras do sistema;

npv : Número de patamares de carga onde há avaliação de tensão;

V_p : Limite de tensão a ser obedecido;

V_k : tensão da barra k;

np : Número de patamares de carga;

h_i : Intervalo de duração do patamar de carga i;

C_{Bcap} : custo total de investimento em capacitores;

t_c : tarifa de compra de energia;

$\alpha_1, \alpha_2, \beta$: ponderações para os termos das funções (heurísticas);

ΔP_i : redução de perdas obtida no patamar de carga i;

Como se pode perceber, no caso de cenários topológicos equiprováveis, o valor de ΔP_i corresponde à média aritmética das reduções de perda obtidas para cada topologia durante o i -ésimo patamar de carga.

4.5.2. Cenários topológicos prioritários (não equiprováveis)

Este caso, mais realista, requer que a redução de perdas seja calculada considerando a duração de cada cenário topológico, sendo utilizada neste caso uma média ponderada das reduções de perda ao invés de uma média aritmética. Tal ponderação pode refletir, por exemplo, a probabilidade de ocorrência de cada cenário. Logo, a expressão (4.3) passa a ser dada por:

$$FA = \sum_{top=1}^{N_t} p_{top} \cdot \left(\left[\alpha_1 \left(\sum_{i=1}^{np} \Delta P_i \cdot h_i \right) \cdot t_c \right] - \beta \sum_{j=1}^{npv} \left(\sum_{k=1}^{nb} |V_k - V_p| \right) \right)_{j_{top}} - \alpha_2 C_{Bcap} \quad (4.4)$$

onde p_{top} representa a ponderação (probabilidade de ocorrência ou duração relativa) atribuída ao *top-ésimo* cenário topológico.

Assim, assegura-se uma avaliação mais realista do problema, uma vez que será dado maior peso à avaliação do efeito da instalação de bancos de capacitores sobre a redução de perdas em cenários topológicos mais frequentes. Por outro lado, menor ênfase será dada à redução de perdas em cenários poucos frequentes.

Pode-se ainda reduzir a complexidade do problema de otimização a ser resolvido, considerando-se como prioritário apenas um cenário topológico (por exemplo, o cenário básico de um alimentador, sem transferência de carga). Para tal, assume-se que este cenário ocorre a maior parte do tempo, sendo os demais considerados secundários e avaliados apenas para garantir a não violação de limites de tensão.

4.5.3. Transferência de carga: codificação da solução

A representação da transferência de carga é realizada da seguinte forma:

O vetor solução é montado da mesma forma que apresentada na Seção 4.4, porém considerando agora todas as topologias de interesse. O vetor binário da codificação completa terá dimensão $2 \cdot (nb1 + nb2)$ onde $nb1$ é a dimensão do alimentador receptor de carga e $nb2$ é a dimensão do alimentador doador. Para a codificação reduzida, a representação do vetor é a mesma apresentada anteriormente. Vale ressaltar que as barras do alimentador doador recebem no sistema numeração igual a $(n + nb1)$, onde n é posição atual da barra. Portanto o vetor solução é formado

peelo vetor solução do alimentador doador seguido do vetor solução do alimentador receptor, como mostra a Figura 4.5:

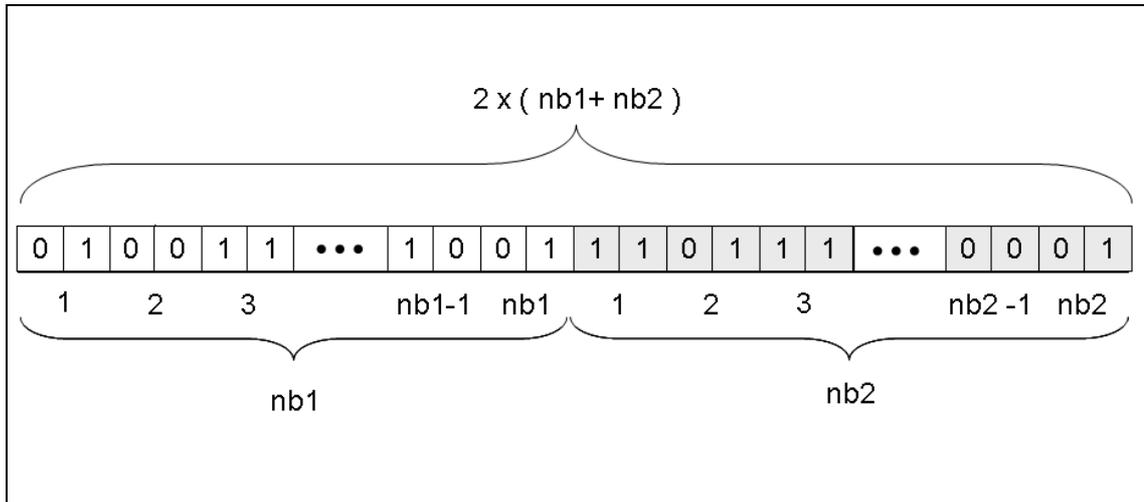


Figura 4.5 - Codificação para análise de transferências de carga.

É importante ressaltar que o vetor acima considera a possibilidade de transferência de carga entre dois alimentadores. A primeira parte do vetor indica a proposta de instalação de capacitores no primeiro alimentador (o qual contém $nb1$ barras), enquanto a segunda parte do vetor indica a proposta de instalação de capacitores no segundo alimentador (o qual contém $nb2$ barras). A solução proposta para instalação nos dois alimentadores levará em consideração a necessidade de minimização de perdas e atendimento aos limites de tensão quando os dois alimentadores transferem carga entre si.

4.6. Conclusões

Este capítulo apresentou a metodologia proposta para tratar o problema de alocação ótima de capacitores em rede de distribuição de energia elétrica. A modelagem de aspectos práticos, como a variabilidade da demanda e da topologia foi apresentada, assim como a função objetivo adotada e a forma de codificar a solução proposta.

No próximo capítulo testes serão apresentados resultados de testes utilizando dados de alimentadores reais, de forma a ilustrar a metodologia.

5.1. Descrição da Simulação

Diversos testes foram realizados de forma a avaliar a metodologia apresentada neste trabalho e também a aplicação de diferentes metaheurísticas ao problema. Em todos os testes foram utilizados dados de alimentadores reais, da Light Serviços de Eletricidade S.A., assim como dados reais do histórico de medição de carregamentos registrados pela empresa. Inicialmente, testes foram realizados com o alimentador Bandeira, cuja topologia é apresentada na Figura 5.1. A partir de um caso inicial onde é assumido que nenhum capacitor está instalado na rede, os métodos propostos são empregados para propor a instalação de bancos de capacitores de forma a minimizar as perdas elétricas e garantir perfis de tensão adequados em toda a rede. Em tais testes buscou-se avaliar o desempenho de diferentes metaheurísticas e também o efeito da codificação adotada para a solução e da forma de representar a variabilidade da demanda. Posteriormente, a metodologia foi testada utilizando os alimentadores Dafeira e Recife, apresentados nas Figuras 5.2 e 5.3 para as quais foi também avaliado o efeito da consideração de possíveis alterações topológicas (transferências de carga entre os alimentadores). Em todos os casos as opções consideradas para as capacidades dos bancos de capacitores que podem ser instalados na rede (e correspondentes codificações utilizando dois bits) são de 300 kVar (codificação “01”), 600 kVar (codificação “10”) ou 1200 kVar (codificação “11”), cujos respectivos custos são de R\$ 4.079,00, R\$ 4.640,00 e R\$ 7.993,00. Alternativamente, a codificação “00” é associada a um ponto da rede onde a instalação de capacitores não é proposta. O custo considerado para compra de energia foi de R\$ 91,91/MWh. Todos os resultados apresentados foram obtidos após a exploração de diferentes valores para os parâmetros empregados em cada metaheurística, descritos no Capítulo 3.

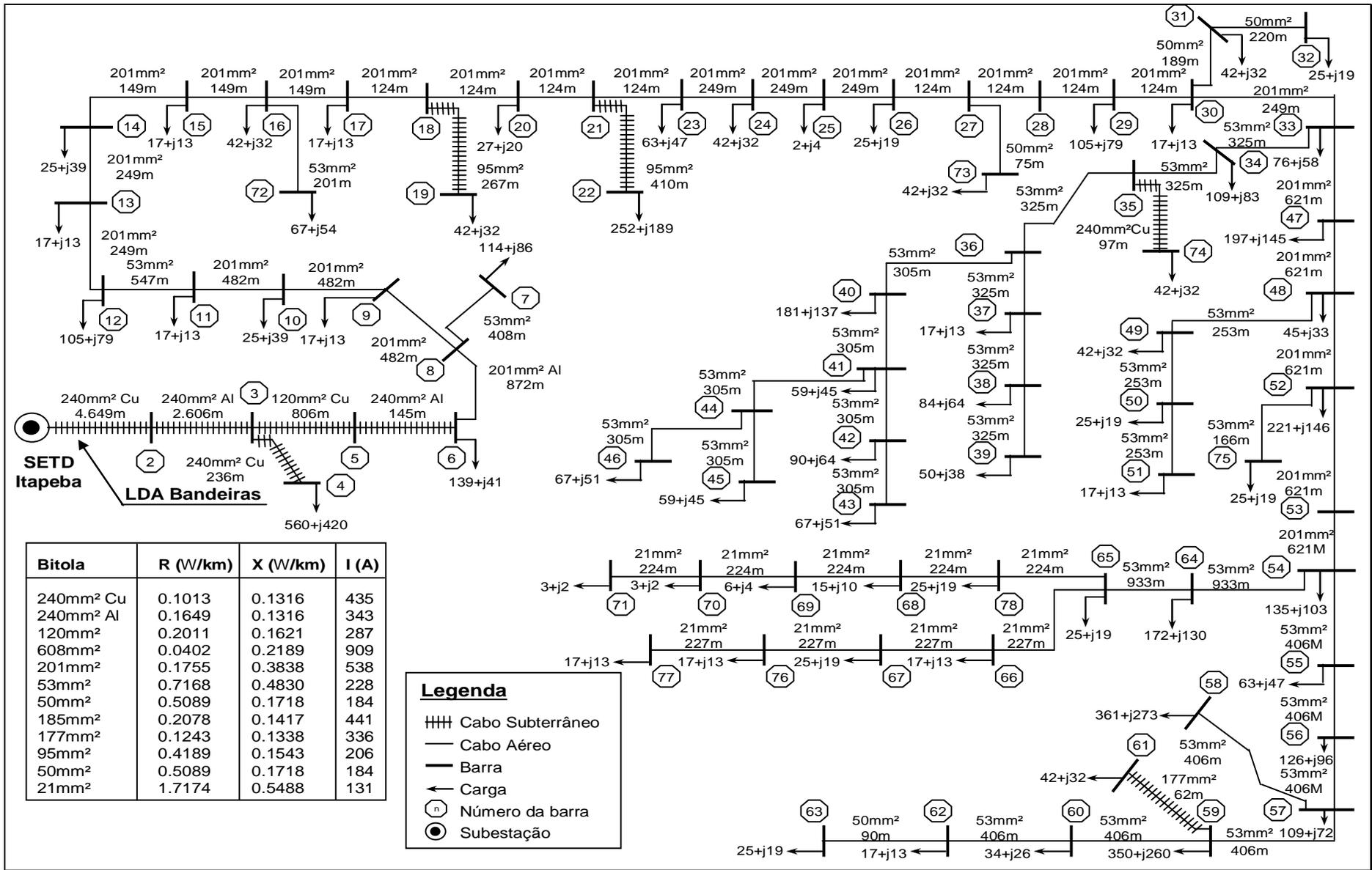


Figura 5.1 - Alimentador Bandeira

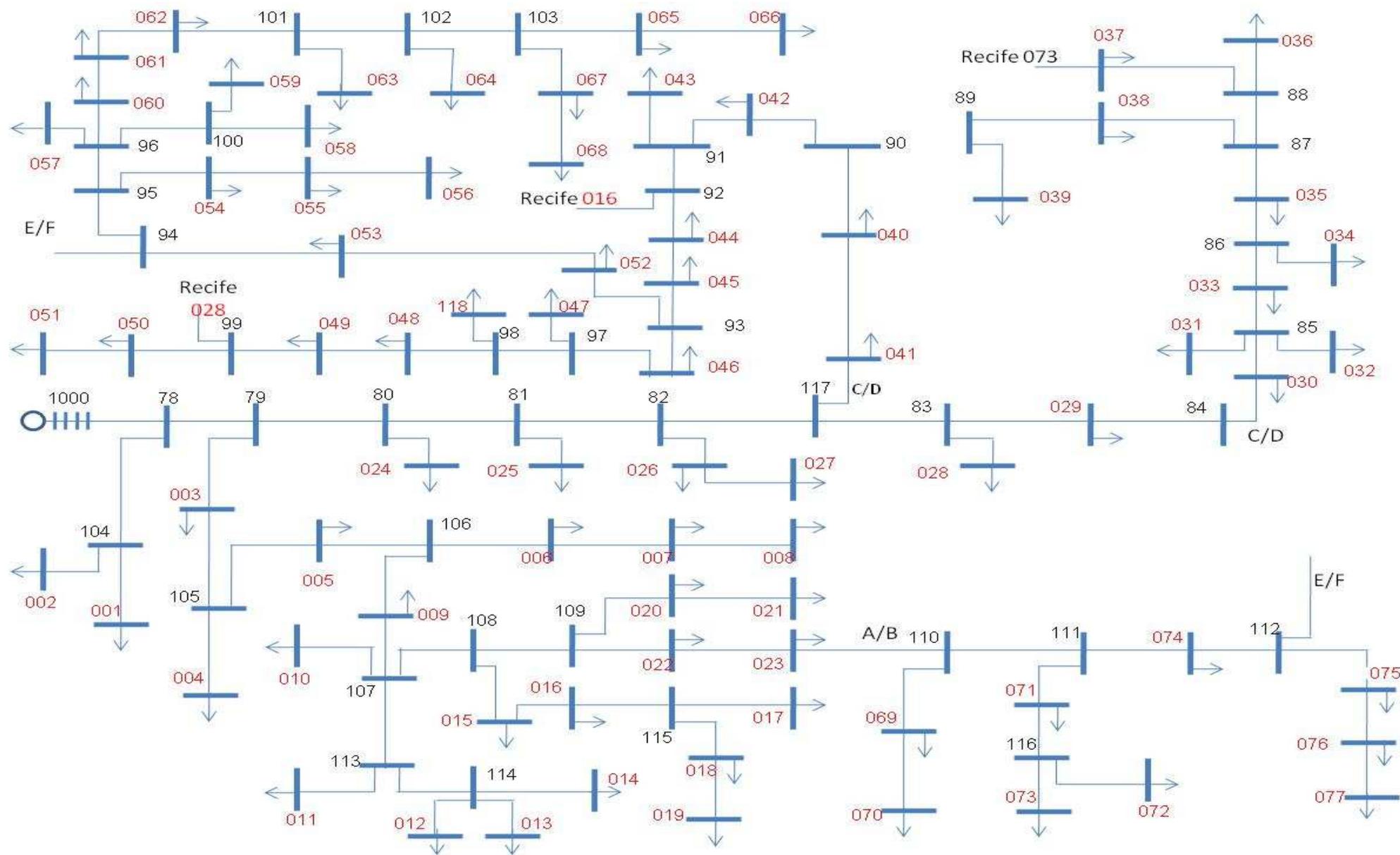


Figura 5.2 – Alimentador Dafeira

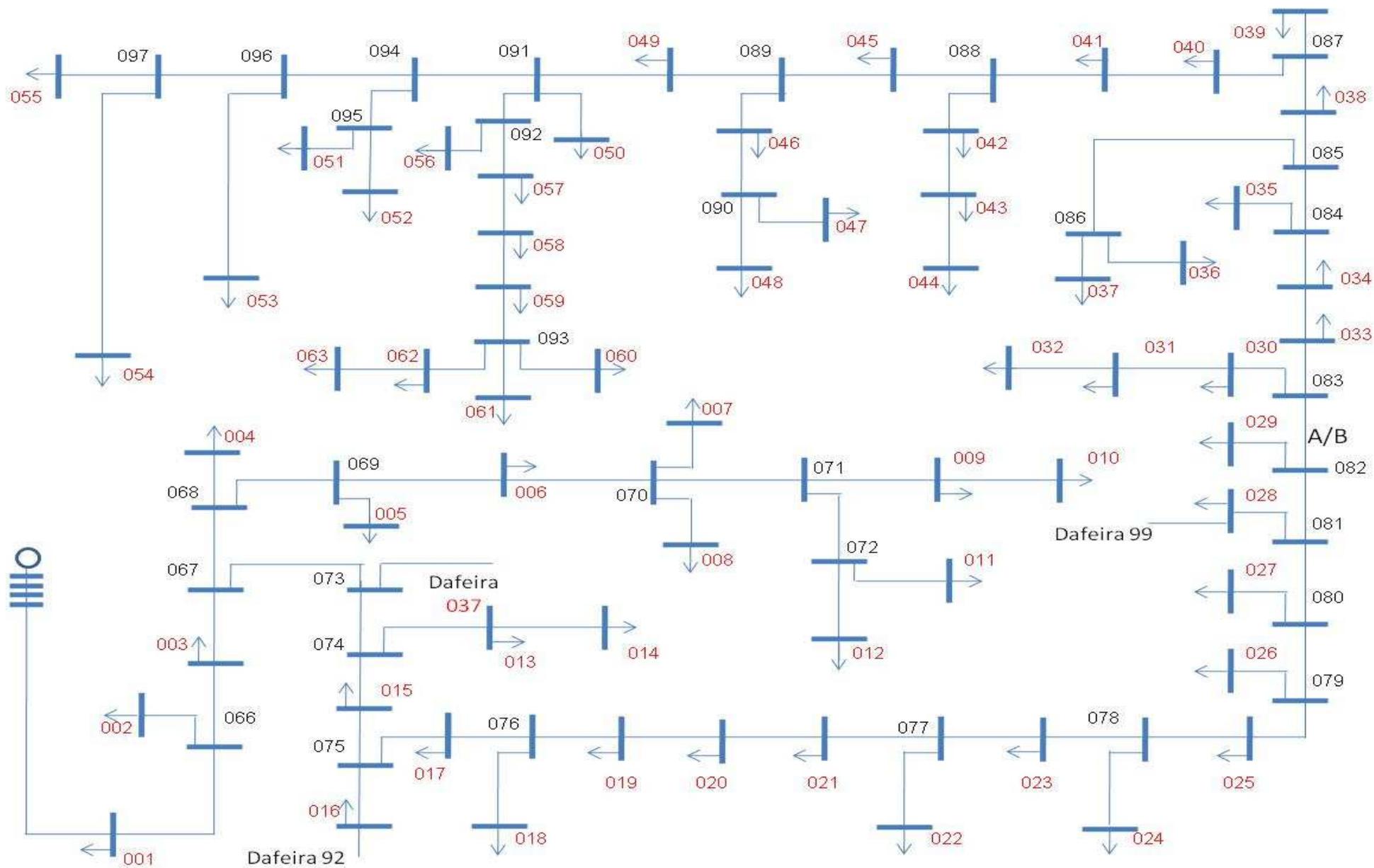


Figura 5.3 - Alimentador Recife

5.2. Pré-processamento da curva de carga

Para se realizar o planejamento de alocação de bancos de capacitores em um dado alimentador é interessante dispor de dados de carregamento do mesmo para um dado horizonte de análise. Considerando o efeito sazonal da demanda, o horizonte de um ano parece ser adequado para capturar a variabilidade que a carga suprida pelo alimentador pode apresentar. Em geral, os dados históricos de medição de carregamento disponíveis são apenas aqueles correspondentes ao carregamento total, tomados na subestação distribuidora. A partir do conhecimento do carregamento total do alimentador para diferentes instantes de tempo, é possível utilizar os fatores de demanda das cargas por ele atendidas e determinar as cargas por barra em cada instante, definindo-se assim diversos cenários de carregamento para análise. Porém, a medição realizada pode sofrer influência de dois fatores que dificultam o conhecimento correto do carregamento próprio de um alimentador (correspondente apenas a suas cargas próprias), sendo estes: erros nas medições e a ocorrência de transferência de cargas entre os alimentadores, cujos registros históricos não são facilmente acessíveis. A ocorrência de tais situações induz a erros nas curvas de carga própria dos alimentadores, afetando os estudos de planejamento que as utilizam.

De modo a se ter uma melhor representação da curva de carga anual de um alimentador, foi adotado neste trabalho um procedimento para, quando necessário, corrigir a demanda medida em cada instante de tempo. Desta forma, busca-se corrigir erros grosseiros de medição e variações devidas à transferência de significativos montantes de carga entre alimentadores. O objetivo com isso é ter dados de carga anual que correspondam apenas às cargas normalmente supridas por cada alimentador, sendo estes dados utilizados durante o planejamento. Isto permite também que as alterações topológicas de interesse sejam consideradas durante a etapa de planejamento.

O procedimento adotado para correção da demanda é simples e consiste em monitorar a diferença entre os carregamentos medidos em dois instantes de tempo consecutivos. No caso dos alimentadores estudados, os registros dos carregamentos são realizados em intervalos de 15 minutos. Neste horizonte de tempo não são

esperadas grandes variações nos valores de carregamento medidos, a menos que ocorra um evento discreto, como um chaveamento que leve à transferência de carga entre alimentadores ou erros fortuitos de medição. Assim, ao se verificar que no instante $k+1$ ocorreu uma variação ΔI acima de um limiar $\lambda(k)$, pode-se efetuar a seguinte correção no valor medido:

$$IC(k+1) = IM(k+1) - \Delta I(k+1)$$

$$\Delta I(k+1) = IM(k+1) - IM(k)$$

onde IC corresponde ao valor corrigido e IM corresponde ao valor medido.

É importante salientar que as medições observadas em instantes superiores a $k+1$ sofrerão também a correção $\Delta I(k+1)$ e que as correções realizadas são cumulativas, ou seja, futuras correções podem ser necessárias e estarão superpostas às correções anteriormente realizadas. Caso em algum instante k se verifique que a diferença entre os valores de carregamento corrigido e medido voltou a ser inferior a $\lambda(k)$, a correção deixa de ser realizada. Acredita-se que em tal situação o alimentador voltou a atender apenas a sua carga própria.

A título de ilustração, as Figuras 5,4 a 5.6 ilustram correções realizadas na curva de carga do alimentador Bandeira para diferentes situações. Para realizar as correções em cada instante k , considerou-se um limiar λ correspondente a 15% do valor do carregamento medido no instante $k-1$, ou seja:

$$\lambda(k) = 0,15 \times IM(k-1)$$

A Figura 5.4 apresenta uma parte da curva de carga onde se acredita ter havido erros fortuitos de medição. O período ilustrado corresponde a aproximadamente 3 meses e os valores medidos são apresentados em azul, enquanto os valores corrigidos são apresentados em vermelho. O eixo y corresponde ao carregamento do alimentador (correntes em Ampères), enquanto o eixo x apresenta os instantes de tempo (intervalos de 15 minutos) em que se realizou a medição. É possível perceber como erros fortuitos de medição são automaticamente corrigidos.

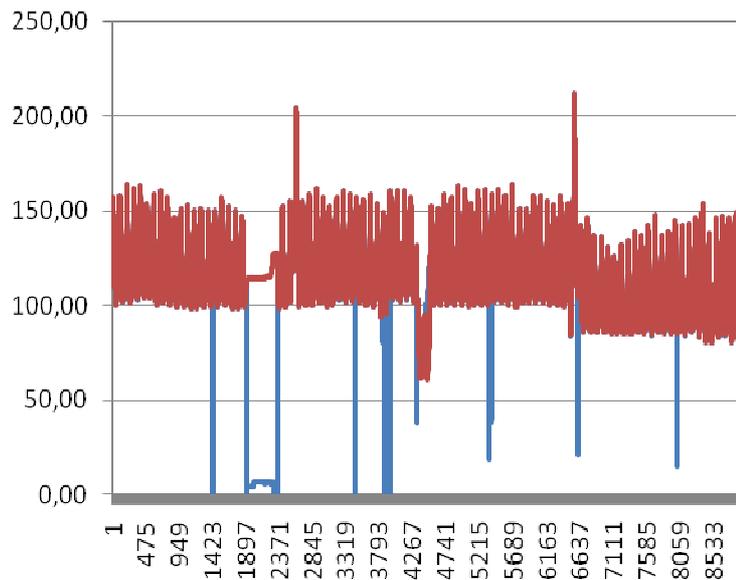


Figura 5.4 - Correção de erros de medição

A Figura 5.5 apresenta uma parte da curva de carga onde se acredita ter havido remanejamentos de carga. O período ilustrado corresponde a aproximadamente 2 meses e os valores medidos são apresentados em azul, enquanto os valores corrigidos são apresentados em vermelho. É possível perceber a correção de descontinuidades originadas de remanejamentos de carga.

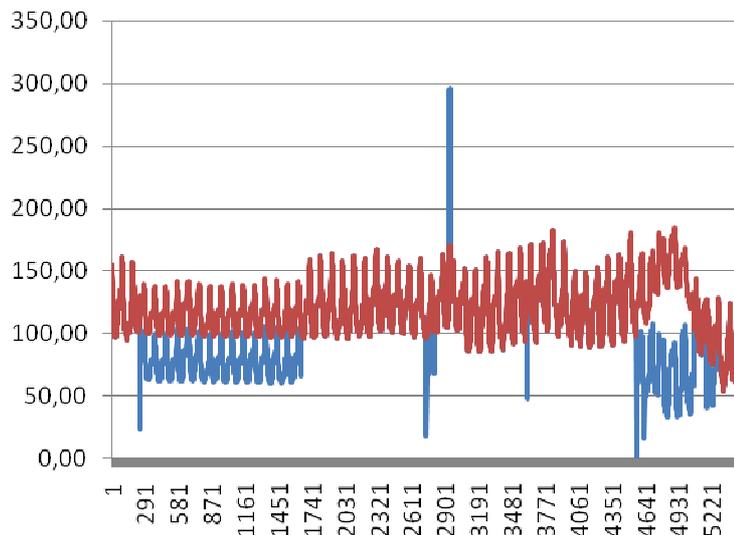


Figura 5.5 – Correção de perfil (remanejamentos de carga)

A Figura 5.6 (valores medidos em azul e valores corrigidos em vermelho) ilustra a correção realizada em um período de aproximadamente 2 dias. A observação de um

período de tempo menor que os anteriores permite ilustrar bem a recuperação do perfil correto da demanda.

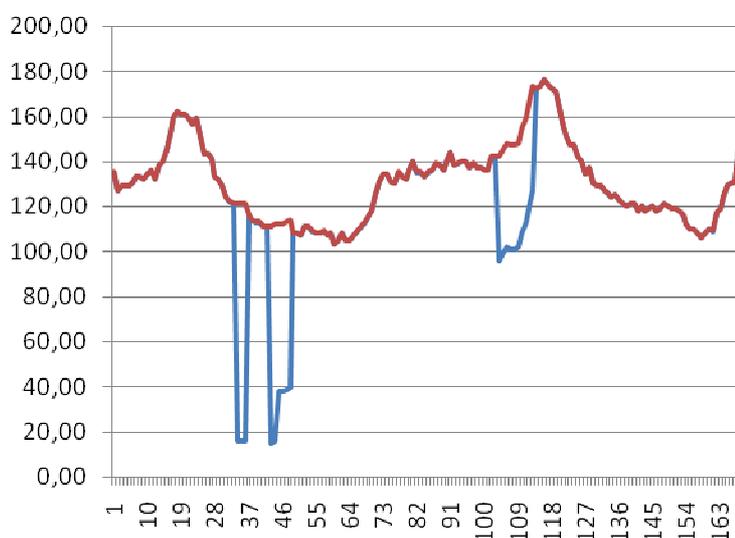


Figura 5.6 - Correção do perfil da demanda

5.3. Obtenção das Demandas Representativas

Os patamares de carga para avaliação de perdas foram obtidos através do algoritmo k-means, descrito no Capítulo 4. Para efeito das simulações realizadas neste trabalho foram testados diferentes valores de k , ou seja, foi feita a tentativa de modelar a demanda utilizando diferentes quantidades de patamares. Cada modelo foi testado e um estudo comparativo será apresentado na Seção 5.4. Deve-se ter em mente que a utilização de uma maior quantidade de patamares representativos (maior valor para k) tende a conferir uma melhor representação da demanda. Porém, o custo computacional para avaliar cada solução proposta, para cada cenário representado, também aumenta consideravelmente.

A Figura 5.7 ilustra patamares obtidos para a curva de carga anual da linha Bandeiras quando se considerou $k=3$. É importante observar que, ao se adotar este modelo, a carga passa a ser representada por três patamares (cujos valores correspondem aos centróides obtidos) e a duração de cada patamar será igual à quantidade de cargas horárias agrupadas em torno do centróide correspondente, expresso em total de horas.

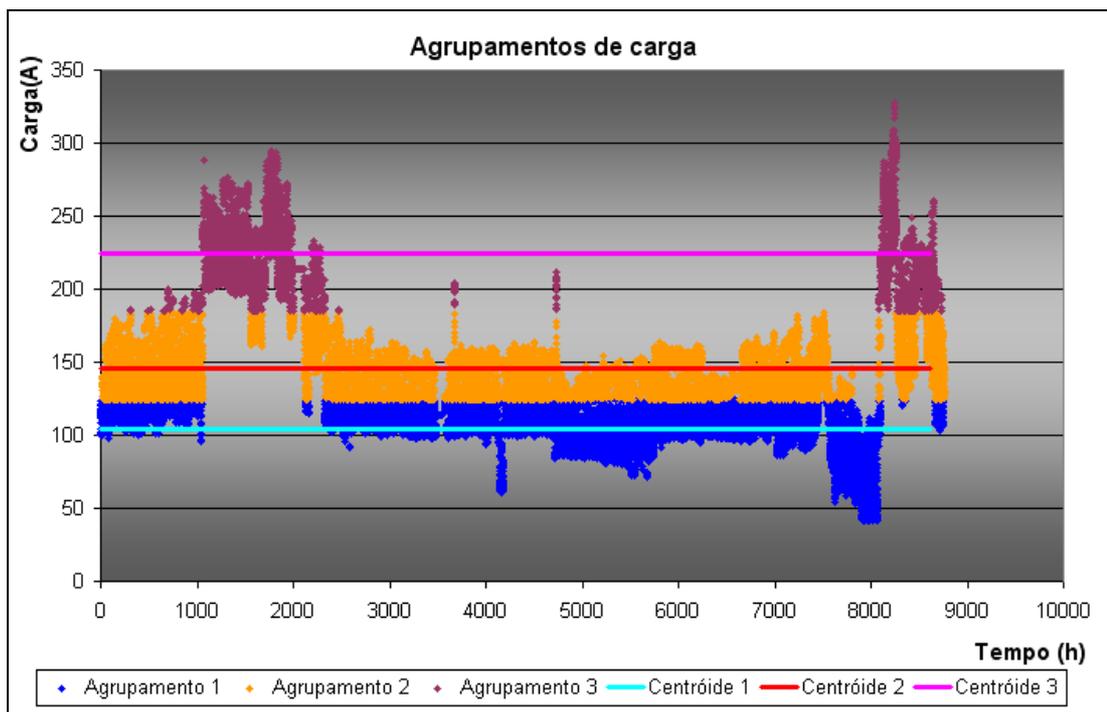


Figura 5.7 – Carga anual da linha de Distribuição Bandeira.

5.4. Testes com o Alimentador Bandeira

Esta seção apresenta resultados de testes realizados considerando-se a representação usual da demanda (através dos patamares mínimo e máximo) e a representação em patamares representativos obtidos com o algoritmo k-means. Além disso, resultados comparativos são apresentados quanto à aplicação das diferentes metaheurísticas e quanto à forma de codificação da solução.

5.4.1. Utilizando patamares de carga máxima e mínima

Nestes testes considerou-se a avaliação das soluções propostas para dois patamares de carga, correspondendo estes ao maior e menor valor de carga horária observados. Os resultados são obtidos considerando-se o horizonte de tempo de um ano. Foram testadas também duas codificações distintas para a solução do problema, conforme modelagem apresentada na Seção 4.

Resultados empregando a codificação completa:

De acordo com o modelo da codificação completa apresentado na Seção 4.4 e considerando o sistema da Figura 5.1, o vetor que armazena a solução tem dimensão igual a duas vezes o número de nós na rede, sendo neste caso igual a 156. Os resultados obtidos utilizando a codificação completa da solução e os patamares de demanda mínima e máxima são apresentados na Tabela 5.1, para cada metaheurística testada. Detacam-se nesta tabela a receita recuperada com a redução de perdas, o investimento realizado em bancos de capacitores e o lucro anual esperado (o qual, em última análise, reflete a qualidade de cada solução).

Tabela 5.1 - Resultados com codificação completa e demandas mínima e máxima

Metaheurística	RS	BT	AG
Nº de Bancos Capacitores	5	5	4
Pot. Total Instalada (kVar)	2.100	1.500	1.500
Recuperação da Receita (R\$)	26.442,24	26.966,38	25.802,19
Investimento (R\$)	21.517,00	20.395,00	16.877,00
Lucro Anual (R\$)	4.925,24	6.571,38	8.925,19

Resultados empregando a codificação reduzida:

Neste caso definiu-se arbitrariamente $n = 30$ para o emprego da codificação reduzida apresentada na Seção 4.4, sendo o vetor que armazena a solução de dimensão igual a 60. Os resultados obtidos utilizando a codificação reduzida e os patamares de demanda mínima e máxima são apresentados na Tabela 5.2, para cada metaheurística testada.

Tabela 5.2 - Resultados (codificação reduzida e demandas mínima e máxima)

Metaheurística	RS	BT	AG
Nº de Bancos Capacitores	3	2	2
Pot. Total Instalada (kVar)	1200	1200	1200
Recuperação da Receita (R\$)	24.475,26	24.992,15	24.976,80
Investimento (R\$)	12.798,00	9.280,00	9.280,00
Lucro Anual (R\$)	11.677,26	15.712,15	15.696,80

É possível perceber que as soluções obtidas pelo AG e pela BT são competitivas com relação à sua qualidade (lucro anual). Porém, o tempo computacional para a obtenção da solução final pelo AG (3,87 minutos) é significativamente inferior à da BT (33,97 min). Ganhos expressivos no tempo de processamento foram também observados quando se utilizou a codificação reduzida, uma vez que a solução apresentada pelo AG na Tabela 5.1 foi obtida em 20,58 minutos. Pode-se observar das Tabelas 5.1 e 5.2 que foi possível, quando se utilizou a codificação reduzida, encontrar soluções de melhor qualidade. Isto se deve à melhoria proporcionada na eficiência e eficácia do processo de busca.

5.4.2. Testes utilizando centróides como patamares de carga

Nestes testes os patamares de carga considerados correspondem aos centróides calculados de acordo com o algoritmo *k-means* apresentado no Capítulo 4, além dos patamares de demanda mínima e máxima observados na base de dados. Simulações foram realizadas considerando diferentes números de agrupamentos para a representação da demanda. Os resultados obtidos são ilustrados na Tabela 5.3, para três modelos de representação da demanda (utilizando 3, 5 e 7 patamares) e empregando um algoritmo genético, o qual mostrou melhor desempenho em obter soluções de boa qualidade em tempos computacionais reduzidos. É importante observar que, apesar de se ter optado por utilizar o algoritmo genético com base nos resultados preliminarmente obtidos, testes adicionais seriam ainda necessários para concluir sobre a superioridade de uma metaheurística sobre as demais. Porém, não é este o objetivo principal deste trabalho, mas sim formular o problema de alocação ótima de capacitores como um problema de otimização combinatória, modelando aspectos de interesse prático, e avaliar a aplicação de metaheurísticas para a sua solução.

Em todos os casos considerados nesta seção foi adotada a codificação reduzida da solução, uma vez que esta levou os melhores resultados nos testes anteriormente realizados.

Tabela 5.3 - Resultados com 5, 7 e 9 patamares de carga ($k = 3$, $k = 5$, $k = 7$)

No. de agrupamentos	$k=3$	$k=5$	$k=7$
Nº de Bancos Capacitores	2	2	2
Pot. Total Instalada (kVar)	1200	1200	1200
Recuperação da Receita (R\$)	44.282,66	44.165,01	43.716,30
Investimento (R\$)	9.280,00	9.280,00	9.280,00
Lucro Anual (R\$)	35.002,66	34.885,01	34.433,3

Não foi observada variação na solução quando se considerou cinco ($k=3$) ou mais patamares de demanda. Porém, tais soluções diferem das encontradas na Seção 5.4.1, tendo sido os capacitores alocados de forma diferente na rede. Os tempos computacionais variaram entre 15 minutos ($k=3$) e 30 minutos ($k=7$).

A Figura 5.8 ilustra os valores obtidos para a energia recuperada, em função do número de patamares de carga obtidos com o algoritmo k -means (k). Pode-se concluir que, para os dados em questão, o agrupamento em três patamares foi suficiente para se ter uma boa representação da variabilidade da demanda.

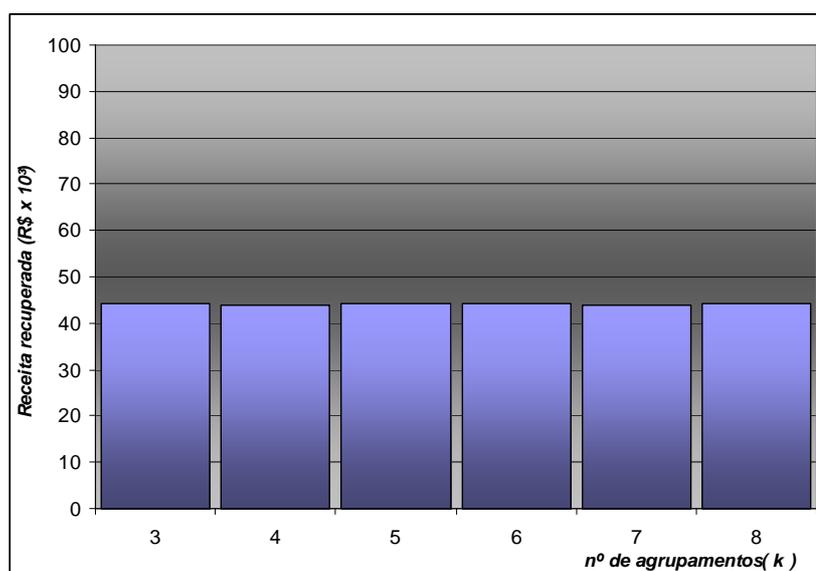


Figura 5.8 – Receita Recuperada em função de k

Para se verificar a qualidade da solução obtida quando se considera durante o planejamento, apenas os patamares de carga máxima e mínima, esta foi testada para um cenário onde se tem uma representação mais realista da demanda, considerando 5 patamares de carga ($k=3$ no algoritmo *k-means*, além dos patamares de demanda mínima e máxima). Neste caso, a expectativa da receita líquida recuperada (lucro anual) foi de R\$ 31.102,80 contra R\$ 35.002,66 obtida quando a representação realista da demanda foi considerada durante o planejamento. É possível observar que a solução obtida quando o planejamento é realizado considerando apenas os patamares extremos de carga é sub-ótima com relação à obtida com uma representação mais realista da demanda.

5.5. Testes com os Alimentadores Dafeira e Recife

Testes foram também realizados com os alimentadores Recife e Dafeira, considerando-se situações em que os alimentadores operam atendendo às suas cargas próprias e também considerando a possibilidade de transferências de carga entre eles. Vale ressaltar que o mesmo processo de correção de dados de medição de demanda anteriormente discutido foi também aplicado aos dados dos alimentadores Dafeira e Recife. Os resultados apresentados a seguir foram obtidos com um algoritmo genético e considerando a demanda representada por cinco patamares, correspondendo aos patamares mínimo e máximo observados e a três patamares representativos obtidos pelo algoritmo *k-means*.

5.5.1. Alimentador Dafeira atendendo sua própria carga

As Tabelas 5.4 a 5.8 apresentam os resultados para a alocação de capacitores na LDA Dafeira quando esta supre a sua carga própria. A Tabela 5.4 apresenta os patamares representativos da demanda, enquanto a Tabela 5.5 mostra os valores de mínimo e máximo carregamento considerados. A Tabela 5.6 apresenta os bancos de capacitores a serem instalados e seus efeitos no que diz respeito à minimização de perdas, violação das restrições operativas e retorno do investimento realizado podem ser observados nas Tabelas 5.7 e 5.8, onde ΔV_{med} representa a violação média de tensão e ΔV_{max} corresponde à máxima violação de tensão observada. Nos resultados apresentados na Tabela 5.8 é considerado também

um custo anual de manutenção dos capacitores, arbitrariamente escolhido como sendo 10% do valor total do investimento.

Tabela 5.4 – Patamares representativos da demanda (Dafeira)

Carga (A)	Duração (h)
157,267	4269,981
189,945	2526,028
231,723	1963,99

Tabela 5.5 – Carregamentos mínimo e máximo (Dafeira)

Carga min (A)	Carga max (A)
98	296

Tabela 5.6 – Bancos de capacitores instalados (Dafeira)

BARRA	POTÊNCIA (kVAr)
34	600
69	600
78	600
111	600

Tabela 5.7 – Perdas e violações de tensão (Dafeira)

Situação Inicial (sem BCAP)			Situação Final (com BCAP)		
Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)	Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)
0,7645559	0,0322437	0,0380225	0,2991286	0,0000000	0,0000000

Tabela 5.8 – Retorno financeiro do investimento (Dafeira)

Investimento (R\$)	Custo de Manutenção (anual)	Receita Recuperada (primeiro ano)	Retorno do Investimento (anos)
20781,96	2078,196	100123,38	0,21

5.5.2. Alimentador Recife atendendo sua própria carga

As Tabelas 5.9 a 5.13 apresentam os resultados para a alocação de capacitores na LDA Recife quando esta supre a sua carga própria. A Tabela 5.9 apresenta os patamares representativos da demanda, enquanto a Tabela 5.10 mostra os valores de mínimo e máximo carregamento considerados. A Tabela 5.11 apresenta os bancos de capacitores a serem instalados e seus efeitos no que diz respeito à minimização de perdas, violação das restrições operativas e retorno do investimento realizado podem ser observados nas Tabelas 5.12 e 5.13. Assim como na seção anterior, na Tabela 5.13 é apresentado um custo anual de manutenção dos capacitores, arbitrado em 10% do valor total do investimento.

Tabela 5.9 – Patamares representativos da demanda (Recife)

Carga (A)	Duração (h)
131,651	4733,055
174,163	3181,774
225,317	845,171

Tabela 5.10 – Carregamentos mínimo e máximo (Recife)

Carga min (A)	Carga max (A)
88	276

Tabela 5.11 – Bancos de capacitores instalados (Recife)

BARRA	POTÊNCIA (kVAr)
3	600
32	600
44	600
67	300
83	600
89	600

Tabela 5.12 – Perdas e violações de tensão (Recife)

Situação Inicial (sem BCAP)			Situação Final (com BCAP)		
Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)	Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)
0,9303177	0,0568536	0,0729738	0,3529236	0,0000000	0,0000000

Tabela 5.13 – Retorno financeiro do investimento (Recife)

Investimento (R\$)	Custo de Manutenção (anual)	Receita Recuperada (primeiro ano)	Retorno do Investimento (anos)
30731,121	3073,112	87226,13	0,37

5.5.3. Consideração de diferentes cenários topológicos

Neste caso, assume-se que as topologias que devem ser levadas em consideração no planejamento são as apresentadas na Tabela 5.14. Para efeito da simulação aqui realizada considera-se também que cada um dos cenários topológicos ocorre com igual duração ao longo de um ano.

Tabela 5.14 – Topologias consideradas

Topologia	Descrição
Topologia 1	Alimentador Recife supre apenas a sua carga
Topologia 2	Alimentador Recife recebe carga do alimentador Dafeira através do fechamento da chave KS-9613 e abertura da chave KS-87056 no alimentador Dafeira
Topologia 3	Alimentador Recife recebe carga do alimentador Dafeira através do fechamento da chave KS-58261 e abertura da chave KS-87056 no alimentador Dafeira

As Tabelas 5.15 a 5.17 apresentam os resultados para a alocação de capacitores considerando que em algumas situações o alimentador Recife deverá suprir parte da carga do alimentador Dafeira. A Tabela 5.15 apresenta os capacitores instalados, enquanto as Tabelas 5.16 e 5.17 ilustram os efeitos sobre a minimização de perdas, violação das restrições operativas e retorno do investimento realizado. É possível observar que as localizações dos capacitores a serem instalados no

alimentador Recife para fazer frente ao controle de tensão nos cenários de topologia alterada são diferentes daquelas obtidas quando somente a sua carga própria é atendida. Porém, a quantidade de bancos de capacitores (e potência total) instalados se manteve a mesma. As linhas que aparecem sombreadas na Tabela 5.15 correspondem a bancos de capacitores a serem instalados no alimentador Dafeira.

Tabela 5.15 – Bancos de capacitores instalados

BARRA	POTÊNCIA (kVAr)
10	300
22	600
53	600
78	600
82	600
93	600
99	600
115	600
125	600
126	600

Tabela 5.16 – Perdas e violações de tensão (3 topologias)

Situação Inicial (sem BCAP)			Situação Final (com BCAP)		
Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)	Perdas (pu)	ΔV_{med} (pu)	ΔV_{max} (pu)
0,9303177	0,0568662	0,0729738	0,3557853	0,0000000	0,0000000

Tabela 5.17 – Retorno financeiro do investimento (3 topologias)

Investimento (R\$)	Custo de Manutenção (anual)	Receita Recuperada (primeiro ano)	Retorno do Investimento (anos)
51513,082	5151,308	105825,01	0,51

5.6. Comentários

Em todos os testes realizados foi realizada uma abrangente exploração dos parâmetros que influenciam a busca pela solução ótima realizada por cada metaheurística empregada. Apenas os melhores resultados obtidos foram apresentados. Diferentes ajustes das penalidades α_1 , α_2 e β foram também explorados.

O emprego da solução codificada em um espaço reduzido permitiu significativa redução do tempo computacional e maior eficácia no processo de busca. Os resultados obtidos indicaram uma superioridade do algoritmo genético em relação às outras técnicas.

A representação realista da demanda, através dos patamares de carga obtidos com o auxílio do algoritmo *k-means*, permitiu que o problema fosse tratado de forma mais realista e, como pode se observar nos resultados, a não consideração de tal modelagem durante a fase de planejamento pode levar a soluções sub-ótimas.

Em todos os resultados apresentados nesta seção, nenhuma violação dos limites impostos às magnitudes de tensão da rede foi observada. É importante destacar que, no caso do alimentador Bandeira, não existem violações de tensão no caso inicial, ou seja, quando nenhum capacitor estava instalado na rede. Tal fato explica o número reduzido de capacitores alocados, uma vez que tal alocação buscou a maior redução de perdas possível sem causar sobretensões na rede. No caso dos alimentadores Dafeira e Recife, que apresentam condições de maior carregamento, uma maior quantidade de bancos de capacitores foi necessário, tendo também sido necessário corrigir violações de tensão do cenário inicial (sem capacitores). Nestes casos, a representação mais realista da demanda se torna ainda mais importante, de modo a evitar a obtenção de soluções não satisfatórias e que tragam risco para a operação da rede. Os resultados mostram ainda que os benefícios observados podem ser ainda multiplicados quando da aplicação da metodologia proposta a outras linhas da rede de distribuição.

6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

6.1. Conclusões

Este trabalho apresentou uma metodologia para a alocação de bancos de capacitores em redes de distribuição, sendo este formulado como um problema de otimização combinatória, para o qual a aplicação de diferentes metaheurísticas foi investigada. Diferentes formas de codificação da solução e representação da variabilidade da demanda foram também discutidas, implementadas e testadas, tendo sido analisados os seus efeitos sobre a qualidade da solução final obtida. A possibilidade de ocorrência de alterações topológicas na rede, devido à transferência de carga entre alimentadores também foi contemplada na metodologia proposta, de forma a ser considerada ainda durante a fase de planejamento.

Diversos testes foram realizados utilizando dados de três alimentadores de uma rede de distribuição da LIGHT, tendo sido também utilizados dados de carregamento extraídos de históricos de medições realizadas no horizonte de um ano. Para a utilização dos dados históricos de medição de carregamento foi necessário realizar um pré-processamento, uma vez que tal base de dados continha erros fortuitos de medição e situações onde ocorreu transferência de cargas entre alimentadores. A recuperação da curva de carga total própria do alimentador se fez necessária para melhor representar as curvas de carga individuais, obtidas utilizando-se fatores de demanda, e realizar testes para situações onde o alimentador atende a sua própria carga e simular situações de transferências de carga nos casos de alterações topológicas.

A partir dos resultados obtidos com os testes realizados destacam-se os comentários a seguir.

A modelagem da demanda usualmente adotada pela empresa Light, baseada nos valores de mínimo e máximo carregamento, são inadequadas para representar a variabilidade apresentada pela demanda no horizonte de estudo (ex: um ano). Nesta dissertação, a utilização de um modelo baseado em um conjunto de patamares representativos da demanda anual (denotados pelas respectivas magnitudes e

durações dos carregamentos) se mostrou bastante adequada. Tal modelo foi obtido com o emprego do algoritmo *k-means* e em todos os testes realizados um total de três patamares representativos se mostrou suficiente para modelar a demanda anual, sem perda de precisão significativa. No modelo adotado, os patamares de demanda mínima e máxima observadas no período foram sempre utilizados em adição aos patamares determinados pelo algoritmo *k-means*. Isto foi feito de modo a garantir a avaliação do perfil de tensão na rede para os casos extremos de carregamento.

A aplicação de metaheurísticas para a solução do problema de alocação ótima de capacitores se mostrou adequada, tendo sido testadas as seguintes técnicas: Recozimento Simulado, Busca Tabu e Algoritmos Genéticos. Os resultados encontrados indicaram uma superioridade desta última. Porém, testes adicionais seriam necessários para se realizar uma comparação rigorosa entre elas. Foi adotada também uma codificação reduzida para a solução, baseada na hipótese que a representação de certa quantidade máxima de bancos de capacitores, inferior à quantidade máxima possível, seria suficiente para contemplar a solução ótima. Os resultados obtidos revelaram que a adoção de tal codificação levou a uma maior eficiência computacional e permitiu a obtenção de soluções de melhor qualidade. Tal fato é explicado pela redução imposta ao espaço de soluções, acelerando a convergência do processo de busca e facilitando a exploração de soluções de melhor qualidade.

Considerou-se que durante a etapa de planejamento, os alimentadores pudessem apresentar diferentes configurações topológicas durante a sua operação, sendo estas devidas a ocorrência de remanejamentos de carga entre eles. Tal consideração torna o planejamento mais realista, uma vez que todos os cenários de interesse são contemplados. A metodologia proposta permite ainda representar, caso se tenha conhecimento a respeito, a duração de cada cenário topológico de interesse. É importante destacar que, caso o planejamento seja feito considerando-se um único cenário topológico, não se pode garantir que os bancos de capacitores propostos para instalação sejam capazes de contribuir para a regulação de tensão em condições de rede alterada. Além disso, a expectativa de redução de perdas pode se distanciar muito da realidade observada durante a operação. Os resultados obtidos quando da consideração de três diferentes cenários topológicos para um dado alimentador mostraram que uma mesma quantidade (e potência total) de bancos de capacitores é

necessária em relação à consideração de uma única topologia. Porém, a localização destes bancos é completamente diferente, ou seja, com um mesmo montante de investimento é possível atender mais situações de interesse.

6.2. Propostas para Trabalhos Futuros

Como sugestões para a continuidade deste trabalho vislumbram-se:

- Comparar os resultados da aplicação de metaheurísticas e o ajuste de seus parâmetros, de forma a identificar a mais adequada para a solução do problema aqui tratado. Neste sentido, o emprego de metaheurísticas híbridas, utilizando heurísticas construtivas baseadas no conhecimento sobre o problema, pode ser um caminho promissor.
- Realização de mais testes utilizando dados reais de forma a ganhar mais sensibilidade sobre os aspectos práticos do problema, notadamente sobre a melhor forma de modelar a demanda e também as alterações de topologia.
- Extensão da metodologia proposta de forma a tratar, de forma combinada, o problema de alocação ótima de bancos de capacitores e de configuração ótima da rede.
- Incluir a representação de bancos chaveáveis. Embora sejam de custo mais elevado, capacitores chaveáveis podem, em certos casos, trazer maior economia pela redução de perdas e propiciar melhor regulação de tensão. Isto se deve a sua maior flexibilidade de operação. Neste trabalho considerou-se apenas a possibilidade de instalação de capacitores fixos, os quais, devido a sua falta de flexibilidade, tornam o problema mais complexo, dificultando a busca pela solução ótima.
- Tratamento do problema como multi-objetivo e comparação com a estratégia mono-objetivo empregada neste trabalho.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Aja91] V. Ajjarapu, Z. Albanna, "Application of genetic based algorithms to optimal capacitor placement", Proceedings of the First International Forum on Applications of neural Networks to Power Systems, PP. 251-255, 1991.

[Anna04] R. Annaluru, S. Das, and A. Pahwa, "Multi-level ant colony algorithm for optimal placement of capacitors in distribution systems", IEEE Press, 2004, pp. 1932–1937.

[ANEEL01] Agencia Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), "*Resolução 505/2001*", Novembro 2001.

[Augu08] A. A. Augusto, L. C. Menezes Direito, J. C. Stacchini de Souza, M. B. Do Coutto Filho, "Metaheurísticas Aplicadas à Alocação de Capacitores em Redes de Energia Elétrica, Anais do XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, pp. 1-12, João Pessoa, PB, 2008.

[Bae72] Y.G. Bae, "Analytical Method of Capacitor Allocation on Distribution Primary Feeders", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, PAS-97, pp. 1232-1238, 1972.

[Bara89] M. E. Baran and F. F. Wu, "Optimal Capacitor Placement on radial distribution system," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 4, No.1, pp. 725-734, Jan. 1989.

[Beas93] D. Beasley, D. R. Bull, R. R. Martin, "*An overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics*", University Computing, 1993.

[Beê07] R.T.Beê. "*Alocação de Bancos de capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Genéticos*", Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná, março/2007.

[Bego04] M. Begovic and B. Milosevic, "Capacitor placement for conservative voltage reduction on distribution feeders", IEEE Trans. On Power Delivery. Vol.19, No.3, pp. 1360-1367, 2004.

[Boll79] B.Bollobas, "*Graph Theory: an Introductory course*", Springer-Verlag, 1979.

[Boon93] G. Boone, H. D. Chiang, "Optimal capacitor placement in distribution systems by genetic algorithm", Electrical Power & Energy Systems, vol. 15, no. 3, pp. 155-162, 1993.

[Chan69] N. E. Chang, "Locating shunt capacitors on primary feeder for voltage control and loss reduction", IEEE Trans. Power Apparatus and Systems, vol. 88, no. 10, pp. 1574-1577, 1969.

[Chia90a] H. D. Chiang, J. C. Wang, C., Hyoun-Duck S. Orville, "Optimal Capacitor Placements in Distribution System: Part 1: A New Formulation and the Overall Problem", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 5, N° 2, 1990.

[Chia90b] H. D. Chiang, J. C. Wang, C., Hyoun-Duck S. Orville, "Optimal Capacitor Placements in Distribution System: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 5, N° 2, 1990.

[Chin95] H.C.Chin, "Optimal Shunt Capacitor Allocation by Fuzzy Dynamic Programming," *Electric Power Systems Research*, pp.133-139, Nov. 1995.

[Cook59] R. F. Cook, "Analysis of capacitor application as affected by load cycle", AIEE Trans., vol. 78, pp. 950-957, 1959.

[Davi91] L. Davis, "*Handbook of Genetic Algorithms*", Van Nostrand Reinhold, 1991.

[Dori96] M.Dorigo, V.Maniezzo, A.Colorni, “*The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents*”, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, Vol.26, N°1, 1996, pp.1-13.

[Dori00] M.Dorigo, T.Stützle. “*The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications and Advances*”, Technical Report IRIDIA-2000-32, 2000.

[Dura68] H. Dura "Optimum Number Size of Shunt Capacitors in Radial Distribution Feeders: A Dynamic Programming Approach", *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. 87, pp. 1769-1774, Sep 1968.

[Fawz83] T.H.Fawzi, S.M.El-Sobki, M.A.Abdel-Halim, “*New Approach for the Application of shunt capacitors to the primary distribution feeders*”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, No.1, January 1983.

[Gall01] R. A. Gallego, A.J. Monticelli, R. Romero, “Optimal Capacitor Placement in Radial Distribution Networks”, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.16, no 4, pp 235-243, 2001.

[Gold89] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning", Addison-Wesley, 1989.

[Grai81] J. J. Grainger and S. H. Lee, “Optimum Size and Location of Shunt Capacitors for Reduction of Losses on Distribution Feeders,” *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, Vol. 100, No. 3, pp. 1105-1118, March 1981.

[Grai82] J. J. Grainger, S. H. Lee, “Capacity Release by Shunt Capacitor Placement on Distributions Feeders: A New Voltage-Dependent Model”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, n°. 5, pp. 1236-1244, 1982.

[Grai85] J.J. Grainger and S. Civanlar, “Volt/var control on Distribution systems with lateral branches using shunt capacitors as Voltage regulators-part I, II and III,” *IEEE Trans. Power Apparatus and systems*, vol. 104, No. 11, pp. 3278-3297, Nov. 1985.

[Ghos98] T. GHOSE, S.K. GOSWAMI, S.K. 1998, "Energy Loss Reduction in Distribution System by Capacitor Placement Through Combined GA-SA Technique", *Proceedings of the IEEE Region 10 International Conf. on Global Connectivity in Energy, Computer, Communication and Control*, Vol. 2, pp. 502-505, 1998.

[Glov97] F.Glover, M.Laguna, "*Tabu Search*", 1997.

[Haup98] R. L. Haupt, S. E. Haupt, "*Practical Genetic Algorithms*", John Wiley and Sons, 1998.

[Holl75] J.H.Holland, "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*", MIT Press, 1975.

[Huan96] Y.C. Huang, H.T. Yang, C.L. Huang, "Solving the Capacitor Placement Problem in a Radial Distribution System Using Tabu Search Approach", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 4, pp. 1868-1873, Nov. 1996.

[Kirk83] S.Kirkpatrick, C.D.Gelatt, Jr., M.P.Vecchi, "*Optimization by Simulated Annealing*", *Science*, Vol.220, N^o4598, Maio 1983.

[Kim09] T. Kim, Y. Lee, B. Lee, H. Song and T. Kim, "Optimal Capacitor Placement Considering Voltage Stability Margin Based on Improved PSO Algorithm", *15th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems*, pp. 1-5, 2009.

[Lee02] K.Y. Lee and M. A. El-Sharkawi (Editors), "Tutorial on Modern Heuristic Optimization Techniques with Applications to Power Systems", *IEEE Power Engineering Society*, 02TP160, IEEE PES Winter Meeting, Jan. 2002.

[Lern00] L. P. Lern, C.S. Chang, "Application of tabu search strategy in solving nondifferentiable savings function for the calculation of optimum savings due to shunt capacitor installation in a radial distribution system", *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, 2000, pp. 2323–2328.

[Maso04] M. A. S. Masoum, A. Jafarian, E. F. Fuchs, M. Ladjevardi, "Fuzzy approach for optimal placement and sizing of capacitor banks in the presence of harmonics", *IEEE Trans. On Power Delivery*, Vol.19, No.2, pp. 822-829, 2004.

[Mich94] Z. Michalewicz, “*Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*”, 3a.Ed., Springer-Verlag, 1994.

[Mira01] V. MIRANDA, N.W. OO, J.N. FIDALGO, “Experimenting in the Optimal Capacitor Placement and Control Problem with Hybrid Mathematical-Genetic Algorithms”, *Proceedings of the International Symposium of Intelligent Systems Applications in Power Sytems*, Budapest – Hungary, 2001.

[Neag56] N. M. Neagle and D. R. Samson. Loss reduction from capacitors installed on primary feeders, *AIEE Trans.*, Vol.75, 1956, pp. 950–959.

[Ng00] H. N. Ng, M. M. A. Salama and A. Y. Chikhani , “Capacitor Allocation by Approximate Reasoning: Fuzzy Capacitor Placement,” *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 15, no.1, pp. 393-398, Jan. 2000.

[Pere06] B. R. Pereira Junior, A. M. Cossi, J. Mantovani, “Alocação de Bancos de Capacitores em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Algoritmo Evolutivo Multi-Objetivo”, *Anais do XVI CBA Congresso Brasileiro de Automática*. Salvador, BA, 2006.

[Sala85] M.M.A Salama, E.E.A.Mansour, A.Y. Chikhani,R.Hackman “*Control of Reactive Power in Distribution Systems with an end-load and varying load condition*”, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-104, No.4, April 1985.

[Sala00] M.M.A.Salama, A.Y Chikhani. “*Classification of Capacitor Allocation Techniques*”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol15, N^o1, January 2000.

[Sant04] J. R. Santos, A. G. Exposito, J. L. M. Ramos, “A reduced-size genetic algorithm for optimal capacitor placement on distribution feeders”, *Proceedings of the 12th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, 2004.

[Schm65] J. V. Schmill, "Optimum Size and Location of Shunt Capacitors on Distribution Feeders," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 84, pp. 825-832, September 1965.

[Segu10] S. Segura, R. Romero and M. J. Rider, “Efficient heuristic algorithm used for optimal capacitor placement in distribution systems”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Volume 32, Issue 1, January 2010, Pages 71-78.

[Short04] T.A.Short, "*Electric Power Distribution Handbook*", CRC Press, 2004.

[Silv08] I. C. da Silva Junior, S. Carneiro Junior, E. J. de Oliveira, J. L. R. Pereira, P. A. N. Garcia, "Metodologia Heurística Construtiva para Alocação de Bancos de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica", *Revista Controle & Automação*, Vol.19, no.1, 2008.

[Song99] Yong-Hua Song (Editor), "Modern Optimisation Techniques in Power Systems", Kluwer Academic Press, 1999.

[Souz05] M.J.F.Souza, "*Inteligência Computacional para Otimização*", Notas de aula da disciplina Inteligência Computacional para Otimização 2005/1, DECOM/ICEB/UFOP, 2005.

[Stev94] W.D.Stevenson, J.J.Graniger, "*Power System Analysis*", McGraw-Hill, 1994.

[Sund94] Sundharajan and A. Pahwa, "Optimal selection of capacitors for radial distribution systems using genetic algorithm," *IEEE Trans. Power Systems*, vol. 9, No.3, pp.1499-1507, 1994.

[Sund944] S. Sundhararajan, A. Pahwa, "Optimal Selection of Capacitors for Radial Distribution Systems Using a Genetic Algorithm", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 9, No. 3, Aug. 1994.

[Tsun05] S. Tsunokawa and H. Mori, "Variable neighborhood tabu search for capacitor placement in distribution systems", *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Vol.3, 2005, pp. 4747–4750.

8. APÊNDICE: DADOS DOS ALIMENTADORES

8.1. Alimentador Recife

Nº Seq	De	Para	R	X	Recurso
1	1	2	1,2524769	2,822563	KS66921
2	2	3	0,019305	0,042218	0
3	3	4	0,00351	0,007676	0
4	3	5	0,0131625	0,028785	KS12345
5	5	6	0,013689	0,0299364	0
6	6	8	0,0236544	0,015939	0
7	6	7	0,0187785	0,0410666	0
21	7	22	0,00702	0,015352	0
8	8	9	0,0078848	0,005313	0
9	8	10	0,057344	0,03864	0
10	10	11	0,0157696	0,010626	0
11	10	12	0,0078848	0,005313	0
12	12	13	0,0329728	0,022218	0
13	13	14	0,060928	0,041055	0
14	13	15	0,082432	0,055545	0
15	13	16	0,1569792	0,105777	KS78987
16	16	18	0,0494592	0,033327	0
17	16	17	0,0473088	0,031878	0
18	17	19	0,0336896	0,022701	0
19	17	20	0,0852992	0,057477	0
20	18	21	0,0852992	0,057477	0
22	22	23	0,025088	0,016905	0
23	22	24	0,0078975	0,017271	0
24	23	25	0,060928	0,041055	0
25	24	26	0,019305	0,042218	KS55555
26	26	27	0,015795	0,034542	0
27	26	28	0,010881	0,0237956	0
28	28	29	0,0142155	0,0310878	0
29	29	30	0,00351	0,007676	KS33221
30	29	31	0,013338	0,0291688	0
31	31	32	0,009477	0,0207252	0
32	32	33	0,0068445	0,0149682	0
33	33	34	0,0047385	0,0103626	0
34	34	35	0,078848	0,05313	0
35	34	36	0,01404	0,030704	0
36	36	37	0,007722	0,0168872	0
37	37	38	0,0372736	0,025116	0
38	37	39	0,0382209	0,0477944	KS7777
39	39	40	0,0301056	0,020286	0
40	40	41	0,0623616	0,042021	0
41	40	42	0,0365568	0,024633	0
42	42	43	0,0157696	0,010626	0
43	42	44	0,0738304	0,049749	0
44	44	45	0,03584	0,02415	0
45	44	46	0,0809984	0,054579	0
46	46	47	0,0516096	0,034776	0
47	46	48	0,0781312	0,052647	KS54321
48	48	49	0,0494592	0,033327	0
49	48	50	0,0709632	0,047817	0

N° Seq	De	Para	R	X	Recurso
50	49	51	0,2731008	0,184023	0
52	50	53	0,0817152	0,055062	0
51	51	52	0,0616448	0,041538	0
53	53	54	0,060928	0,041055	0
54	54	55	0,0265216	0,017871	0
55	54	56	0,1225728	0,082593	0
56	56	57	0,0745472	0,050232	0
57	56	58	0,0293888	0,019803	0
58	57	60	0,0114688	0,007728	0
59	57	59	0,0444416	0,029946	0
60	58	61	0,1046528	0,070518	KS0096
61	61	62	0,078848	0,05313	0
62	61	63	0,1132544	0,076314	0
63	63	64	0,0551936	0,037191	0
64	64	65	0,0222208	0,014973	0
65	65	66	0,1132544	0,076314	0
66	65	67	0,1017856	0,068586	0
67	66	68	0,1369088	0,092253	0
69	67	70	0,0637952	0,042987	KS2338
68	68	69	0,0996352	0,067137	0
70	70	72	0,0129024	0,008694	0
71	70	71	0,0602112	0,040572	0
72	71	73	0,0308224	0,020769	0
75	72	76	0,0745472	0,050232	0
73	73	74	0,1641472	0,110607	0
74	73	75	0,0566272	0,038157	0
76	76	77	0,0508928	0,034293	0
77	76	78	0,0731136	0,049266	0
78	76	88	0,0200704	0,013524	0
79	78	79	0,0315392	0,021252	0
80	78	80	0,0723968	0,048783	0
81	80	81	0,0766976	0,051681	0
82	81	82	0,0329728	0,022218	0
83	82	83	0,0064512	0,004347	0
84	83	84	0,0422912	0,028497	0
85	83	85	0,0401408	0,027048	0
86	83	86	0,0723968	0,048783	0
87	86	87	0,0265216	0,017871	0
88	88	89	0,03584	0,02415	0
89	88	92	0,1103872	0,074382	0
90	89	90	0,0293888	0,019803	0
91	89	91	0,0279552	0,018837	0
92	92	93	0,0093184	0,006279	0
93	92	94	0,0802816	0,054096	0
94	94	95	0,0616448	0,041538	0
95	94	96	0,0745472	0,050232	0

8.2. Alimentador Dafeira

Nº Seq	De	Para	R	X	Recurso
1	1	2	0.6538785	1.331039	KS86936
2	2	3	0.0243712	0.016422	0
5	2	4	0.5204895	1.1215946	KS98041
3	3	5	0.0272384	0.018354	0
4	3	6	0.0093184	0.006279	0
6	4	7	0.017199	0.0376124	0
7	4	8	0.043008	0.02898	KS58581
8	7	9	0.0191295	0.0418342	0
36	8	50	0.0408576	0.027531	0
37	8	51	0.0723968	0.048783	0
9	9	10	0.017199	0.0376124	0
10	9	11	0.053703	0.1174428	0
11	11	12	0.0096525	0.021109	CG56919
12	12	14	0.0110565	0.0241794	0
13	12	13	0.0071955	0.0157358	0
16	13	17	0.0096525	0.021109	0
14	14	15	0.0047385	0.0103626	0
15	15	16	0.008073	0.0176548	0
17	17	19	0.0781312	0.052647	0
18	17	18	0.015093	0.0330068	KS87083
19	17	20	0.0974848	0.065688	CF980297
25	18	26	0.0315392	0.021252	0
31	18	27	0.0177255	0.0387638	0
20	20	21	0.0903168	0.060858	0
21	20	22	0.1197056	0.080661	0
22	22	23	0.0157696	0.010626	0
23	22	24	0.0666624	0.044919	0
24	22	25	0.0566272	0.038157	0
26	26	28	0.114688	0.07728	CF4251
32	27	33	0.082432	0.055545	0
34	27	34	0.0071955	0.0157358	0
27	28	29	0.0688128	0.046368	0
28	29	30	0.0315392	0.021252	0
29	29	31	0.0688128	0.046368	0
30	31	32	0.0688128	0.046368	0
33	33	35	0.0379904	0.025599	0
35	34	36	0.008073	0.0176548	0
106	36	37	0.0054405	0.0118978	0
107	37	38	0.0372736	0.025116	0
108	37	39	0.0068445	0.0149682	0
109	38	40	0.025088	0.016905	0
110	39	41	0.096768	0.065205	0
111	39	42	0.030186	0.0660136	KS8208
112	41	43	0.0451584	0.030429	0
115	42	46	0.003159	0.0069084	0
113	43	44	0.03584	0.02415	0
114	43	45	0.0809984	0.054579	0
116	46	47	0.046332	0.1013232	KS58143
117	47	48	0.012285	0.026866	0
118	48	49	0.0057915	0.0126654	0
38	51	52	0.028672	0.01932	0

N° Seq	De	Para	R	X	Recurso
39	51	53	0.0186368	0.012558	0
40	53	54	0.046592	0.031395	0
42	53	56	0.0385719	0.048562	KS58409
41	54	55	0.01232896	0.0083076	0
43	56	58	0.0138645	0.0303202	0
48	56	57	0.0057915	0.0126654	0
49	57	77	0.0061425	0.013433	0
44	58	59	0.0594944	0.040089	0
45	58	60	0.01053	0.023028	KS56951
46	60	61	0.0068445	0.0149682	0
47	61	62	0.1985536	0.133791	KS87103
65	62	63	0.0372736	0.025116	0
62	63	66	0.0723968	0.048783	0
63	63	65	0.1462272	0.098532	0
64	63	64	0.1304576	0.087906	0
61	66	67	0.0982016	0.066171	KS59273
59	67	69	0.0831488	0.056028	0
60	67	68	0.028672	0.01932	0
55	69	70	0.0222208	0.014973	0
54	70	71	0.1741824	0.117369	0
56	70	72	0.0229376	0.015456	0
53	71	75	0.1089536	0.073416	0
57	72	74	0.068096	0.045885	0
58	72	73	0.021504	0.01449	0
52	75	76	0.0258048	0.017388	0
50	77	78	0.0103545	0.0226442	0
51	78	79	0.0054405	0.0118978	0
66	79	80	0.011232	0.0245632	0
67	80	81	0.0781312	0.052647	0
68	80	82	0.0166725	0.036461	KS87056
69	82	83	0.004212	0.0092112	0
70	83	84	0.012636	0.0276336	0
71	84	85	0.0100035	0.0218766	0
72	85	86	0.0974848	0.065688	KS87194
73	85	87	0.020358	0.0445208	0
74	86	88	0.0996352	0.067137	0
83	87	97	0.0996352	0.067137	0
75	88	89	0.0738304	0.049749	0
76	88	90	0.025088	0.016905	0
77	90	91	0.175616	0.118335	0
78	90	92	0.01792	0.012075	0
79	92	93	0.0279552	0.018837	0
80	93	94	0.0738304	0.049749	0
81	94	95	0.34348	0.10976	0
82	95	96	0.0669786	0.0214032	0
84	97	98	0.0096525	0.021109	KS59669
85	98	99	0.003159	0.0069084	0
86	99	100	0.012636	0.0276336	0
87	99	101	0.0974848	0.065688	0
88	100	102	0.0358781	0.060024	0
90	101	104	0.032256	0.021735	0
91	101	105	0.0852992	0.057477	0
94	101	108	0.0243712	0.016422	0
89	102	103	0.1347584	0.090804	0
92	105	106	0.0136192	0.009177	0
93	105	107	0.0487424	0.032844	0
95	108	109	0.1519616	0.102396	0

Nº Seq	De	Para	R	X	Recurso
96	109	110	0.1204224	0.081144	0
97	110	111	0.007168	0.00483	0
98	111	112	0.0207872	0.014007	0
99	111	113	0.01792	0.012075	0
100	113	114	0.0157696	0.010626	KS58535
101	113	115	0.0451584	0.030429	0
102	115	117	0.0279552	0.018837	KS86447
103	115	116	0.0437248	0.029463	0
104	116	118	0.0279552	0.018837	0
105	117	119	0.0960512	0.064722	0

8.3. Alimentador Bandeiras

Nº Seq	De	Para	R	X	Recurso
1	1	2	0.471	0.612	0
2	2	3	0.43	0.343	0
3	3	4	0.024	0.031	0
4	3	5	0.162	0.131	0
5	5	6	0.036	0.029	0
6	6	7	0.153	0.335	0
7	7	8	0.292	0.197	0
8	7	9	0.085	0.185	0
9	9	10	0.085	0.185	0
10	10	11	0.085	0.185	0
11	11	12	0.392	0.264	0
12	12	13	0.044	0.096	0
13	13	14	0.044	0.096	0
14	14	15	0.026	0.057	0
15	15	16	0.026	0.057	0
16	16	17	0.026	0.057	0
17	16	75	0.144	0.097	0
18	17	18	0.022	0.048	0
19	18	19	0.112	0.041	0
20	18	20	0.022	0.048	0
21	20	21	0.022	0.048	0
22	21	22	0.172	0.063	0
23	21	23	0.022	0.048	0
24	23	24	0.044	0.096	0
25	24	25	0.044	0.096	0
26	25	26	0.044	0.096	0
27	26	27	0.022	0.048	0
28	27	28	0.022	0.048	0
29	27	76	0.038	0.013	0
30	28	29	0.022	0.048	0
31	29	30	0.022	0.048	0
32	30	31	0.096	0.032	0
33	30	33	0.044	0.096	0
34	31	32	0.112	0.038	0
35	33	34	0.233	0.157	0
36	33	47	0.109	0.238	0
37	34	35	0.233	0.157	0
38	35	36	0.233	0.157	0
39	35	77	0.01	0.013	0

N° Seq	De	Para	R	X	Recurso
40	36	37	0.233	0.157	0
41	36	40	0.219	0.147	0
42	37	38	0.233	0.157	0
43	38	39	0.233	0.157	0
44	40	41	0.219	0.147	0
45	41	42	0.219	0.147	0
46	41	44	0.219	0.147	0
47	42	43	0.219	0.147	0
48	44	45	0.219	0.147	0
49	44	46	0.219	0.147	0
50	47	48	0.109	0.238	0
51	48	49	0.181	0.122	0
52	48	52	0.109	0.238	0
53	49	50	0.181	0.122	0
54	50	51	0.181	0.122	0
55	52	53	0.109	0.238	0
56	52	78	0.119	0.08	0
57	53	54	0.109	0.238	0
58	54	55	0.291	0.196	0
59	54	64	0.669	0.451	0
60	55	56	0.291	0.196	0
61	56	57	0.291	0.196	0
62	57	58	0.291	0.196	0
63	57	59	0.291	0.196	0
64	59	60	0.291	0.196	0
65	59	61	0.008	0.008	0
66	60	62	0.291	0.196	0
67	62	63	0.046	0.015	0
68	64	65	0.669	0.451	0
69	65	66	0.39	0.125	0
70	65	70	0.385	0.123	0
71	66	67	0.39	0.125	0
72	67	68	0.39	0.125	0
73	68	69	0.39	0.125	0
74	70	71	0.385	0.123	0
75	71	72	0.385	0.123	0
76	72	73	0.385	0.123	0
77	73	74	0.385	0.123	0