

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS - UFG
ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
COORDENAÇÃO DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

GERALDO VALERIANO RIBEIRO

GOIÂNIA, JUNHO DE 2009

GERALDO VALERIANO RIBEIRO

**PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS**

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

Área de Concentração: Engenharia de Computação
Orientador: Prof. PhD. PAULO CÉSAR MIRANDA MACHADO
Co-Orientador: Prof. Dr. LEONARDO DA CUNHA BRITO

Goiânia, 2009

GERALDO VALERIANO RIBEIRO

**PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS**

Esta dissertação foi julgada adequada à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Computação e aprovada em sua forma final pela Escola de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Federal de Goiás.

Goiânia, junho de 2009.

Paulo César Miranda Machado, PhD.
UFG, Professor e Orientador.

Sibelius Lellis Vieira, PhD.
UCG, Examinador Externo.

Antônio César Baleeiro Alves, Dr.
UFG, Examinador Interno.

Maria José Pereira Dantas, Dr.
UCG, Examinador Externo - Suplente.

Leonardo da Cunha Brito, Dr.
UFG, Examinador Interno - Suplente.

“A morte do homem começa no instante
em que ele desiste de aprender”
(Albino Teixeira).

Dedico este trabalho à minha mãe, que
sempre me apoiou e ofereceu suporte
necessário para que tudo acontecesse.

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, que me deu força e vontade para superar os obstáculos e me fez chegar até o final deste trabalho.

Ao meu orientador Paulo César Miranda Machado e ao meu co-orientador Leonardo da Cunha Brito, um agradecimento em especial por toda a competência, disposição e atenção a mim prestadas em todos os momentos deste trabalho, e também pela amizade e confiança em mim depositada.

A todos os docentes e funcionários da Escola de Engenharia Elétrica e de Computação - UFG, que diretamente ou indiretamente, colaboraram para a realização deste trabalho.

À minha família, pelo apoio total, em especial à minha mãe, à minha avó e aos meus irmãos, sem os quais não seria possível ter chegado a mais uma etapa vencida em minha vida.

Aos meus amigos, pela ajuda e pela dedicação e também pela convivência e pela amizade ao longo deste trabalho.

A todos que direta e indiretamente contribuíram para minha formação.

Este trabalho contou com o apoio financeiro da FUNAPE – UFG, da CAPES e da CELG.

RESUMO

Neste trabalho são apresentados dois métodos para resolver o problema de planejamento de rede de distribuição de energia elétrica (RDEE) com restrições geográficas e elétricas. O custo elevado que envolve o projeto de RDEE unido à escassez de métodos eficientes quando se trata de aplicações reais justificam o desenvolvimento desta pesquisa. Considerando os conceitos de heurística e metaheurística são propostos dois métodos: o primeiro é baseado na heurística *Hill-Climbing* (HC) e o segundo é baseado na metaheurística *Simulated Annealing* (SA). Os possíveis caminhos são fornecidos pela triangulação de Delaunay e são considerados os obstáculos naturais e político-sociais (restrições geográficas) do local onde se deseja implantar a nova rede de energia elétrica. O dimensionamento dos alimentadores da RDEE é feito utilizando-se do fluxo de potência calculado pelo método *Backward-Forward*. A solução inicial é encontrada utilizando-se um método inteligente. A metaheurística SA e/ou a heurística HC são então utilizadas, fornecendo uma boa solução para uma nova RDEE, em relação à heurística utilizada para encontrar a solução inicial. Também é realizada uma comparação entre os dois métodos propostos.

Palavras-chave – Planejamento de caminhos, Rede de Distribuição de Energia Elétrica, Otimização, Metaheurística, *Hill-Climbing* e *Simulated Annealing*.

ABSTRACT

This work presents two methods to solve the problem of Electric Distribution Networks (EDN) with geographical and power restrictions. The high cost of the project involving EDN together with lack of efficient methods when working with real applications justifies the development of this research. Taking into account concepts of heuristic and metaheuristic two methods are proposed: The first is based on the Hill-Climbing (HC) heuristic and the second is based on the Simulated Annealing (SA) metaheuristic. The possible paths are provided by the Delaunay triangulation and it is considered the natural and socio-political obstacles of the site where you want to locate a new energy network. The dimension of the EDN feeders is calculated using the power flow results from the Forward-Backward method. The initial solution is found using an intelligent method. Then the SA metaheuristic and/or HC heuristic are used providing a good solution for a new EDN in comparison with the heuristic used to find the initial solution. A comparison is also made between the two proposed methods.

Keywords: Planning of paths, Electric Distribution Networks, Optimization, Metaheuristic, Hill-Climbing e Simulated Annealing.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	10
LISTA DE TABELAS.....	12
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	13
1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 Motivação e objetivo	15
1.2 Materiais e métodos	16
1.3 Proposta da dissertação e organização do texto	17
1.4 Revisão bibliográfica.....	18
2 RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS.....	21
2.1 Restrições geográficas	21
2.1.1 Triangulação de Delaunay	21
2.1.2 Atribuição de pesos.....	23
2.2 Restrições elétricas.....	26
2.2.1 Fluxo de carga	27
2.2.2 Método <i>Backward-Forward</i>	30
2.2.3 Dimensionamento dos alimentadores	34
3 OTIMIZAÇÃO	37
3.1 <i>Hill-Climbing</i>	39
3.1.1 Processo de busca no HC	40
3.1.2 O algoritmo HC	42
3.2 <i>Simulated Annealing</i>	42
3.2.1 Busca local usando SA	44
3.2.2 Processo de busca no SA.....	44
3.2.3 Vizinhaça	45
3.2.4 O algoritmo SA.....	47
4 METODOLOGIA	50
4.1 Aplicação das restrições geográficas	51
4.2 Método para encontrar a solução inicial	53

4.3	Aplicação das restrições elétricas	56
4.4	Função objetivo	58
4.5	Método para encontrar a configuração vizinha	60
4.6	Algoritmo proposto baseado na metaheurística SA	64
4.7	Algoritmo proposto baseado na heurística <i>Hill-Climbing</i>	67
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	69
5.1	Estudo de caso 1	70
5.2	Estudo de caso 2	74
5.3	Discussão dos resultados	79
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	81
	REFERÊNCIA BIBLIOGRAFICA.....	83
	APÊNDICE A – ARTIGO ACEITO PARA PUBLICAÇÃO NO CNMAC 2009 .	88

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Exemplo do triângulo de Delaunay (a) Vértices a serem conectados, (b) Conexão de vértices vizinhos e (c) Circuncírculo de cada triângulo.....	22
Figura 2.2 – Algoritmo de triangulação.....	23
Figura 2.3 – Possíveis trajetórias das arestas.....	23
Figura 2.4 – Algoritmo de atribuição de pesos.....	24
Figura 2.5 – Visualização dos conceitos relacionados a consideração das restrições geográficas: (a) Área para implantação da RDEE, (b) Aplicação da triangulação de Delaunay e (c) Atribuição de pesos.....	25
Figura 2.6 – Rede típica de distribuição radial.....	30
Figura 2.7 – Numeração dos ramos da rede de distribuição radial.....	31
Figura 2.8 – Algoritmo de dimensionamento de alimentadores.....	34
Figura 3.1 – Função onde HC encontrará uma solução ótima (e única).....	39
Figura 3.2 – Função onde <i>Hill-Climbing</i> poderá encontrar um máximo local.....	40
Figura 3.3 – Algoritmo HC.....	41
Figura 3.4 - Tipos de representação da solução (a) Binária, (b) Permutação e (c) Vetor de dados.....	45
Figura 3.5 - Algoritmo SA.....	47
Figura 4.1 – Exemplo de área para implantação de uma RDEE.....	49
Figura 4.2 – Adição de pontos auxiliares ao exemplo.....	50
Figura 4.3 – Triangulação do problema exemplo.....	51
Figura 4.4 - Atribuição de pesos ao exemplo.....	51
Figura 4.5 – Pior solução.....	52
Figura 4.6 – Visualização de CD e PP.....	53
Figura 4.7 – Solução inicial considerando as restrições geográficas.....	54
Figura 4.8 – Algoritmo para encontrar a solução inicial.....	54
Figura 4.9 – Ordenação dos ramos da RDEE da figura 4.7.....	55
Figura 4.10 – Solução inicial da área da figura 4.1.....	56
Figura 4.11 – Demonstração de ciclo com adição de uma aresta.....	59
Figura 4.12 – Demonstração de ciclo com o ponto vf ligado indiretamente a vi.....	59
Figura 4.13 - Demonstração de ciclo com o ponto vf sendo auxiliar.....	60

Figura 4.14 – Enumeração das arestas do ciclo.....	60
Figura 4.15 – Retirada de duas arestas.....	61
Figura 4.16 - Vizinho da solução inicial.....	61
Figura 4.17 – Algoritmo para encontrar a configuração vizinha.....	62
Figura 4.18 – Algoritmo SA adaptado para o problema de planejamento de RDEE.....	64
Figura 4.19 – Algoritmo HC adaptado ao problema de planejamento de RDEE...	66
Figura 5.1 – Área considerada no primeiro estudo de caso.....	68
Figura 5.2 Possíveis caminhos obtidos no primeiro estudo de caso.....	68
Figura 5.3 – Solução inicial para o primeiro estudo de caso.....	69
Figura 5.4 – Melhor solução do SA para o primeiro estudo de caso.....	70
Figura 5.5 – Melhor solução do HC para o primeiro estudo de caso.....	70
Figura 5.6 – Desempenho dos algoritmos no primeiro estudo de caso (a) SA e (b)HC.....	71
Figura 5.7 – Área considerada no segundo estudo de caso.....	72
Figura 5.8 – Possíveis caminhos obtidos no segundo estudo de caso.....	73
Figura 5.9 – Solução inicial para o segundo estudo de caso.....	73
Figura 5.10 – Melhor solução do SA para o segundo estudo de caso.....	74
Figura 5.11 - Melhor solução do HC para segundo estudo de caso.....	75
Figura 5.12 – Desempenho dos algoritmos no segundo estudo de caso (a) SA e (b) HC.....	76

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Perdas de energia elétrica no Brasil (%) - 1970 a 2001.....	26
Tabela 3.1 - Analogia entre sistema físico e otimização combinatória.....	42
Tabela 5.1 - Características dos alimentadores.....	68

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG – Algoritmo Genético

BT – Busca Tabu

CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CELG – Companhia Energética de Goiás

CNMAC – Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional

EDN – Energy Distribution Networks

EE – Energia Elétrica

FUNAPE – Fundação de Apoio a Pesquisa

HC – *Hill-Climbing*

RDEE – Redes de Distribuição de Energia Elétrica

SA – *Simulated Annealing*

UFG – Universidade Federal de Goiás

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Devido à crescente industrialização aliada à criação de novos centros urbanos e a modernização rural, surgem novos cenários de consumo e maior demanda por energia elétrica (EE). O crescimento dos centros urbanos já existentes e a criação de cidades-satélites ao redor das grandes áreas metropolitanas forçam as concessionárias de EE a reverem suas estratégias de expansão e criação de novas linhas.

A utilização de instrumentos de planejamento e acompanhamento da expansão da capacidade instalada de EE se faz necessária, tendo em vista o desafio contínuo de buscar o equilíbrio dinâmico entre a demanda e a oferta de EE. A alta na demanda por EE é reflexo do crescimento econômico, sinalizando uma necessidade de garantir a oferta de EE para os próximos anos.

O planejamento de redes de distribuição de energia elétrica (RDEE) requer estudos detalhados sobre uma diversidade de parâmetros geográficos e elétricos. O planejamento de problemas que envolvem um grande número de variáveis, como o da RDEE, pode assumir custos elevados quando se adota um planejamento manual ou quando se omite a etapa de planejamento. Por se tratar de projetos de alto custo e que envolvem uma quantidade grande de variáveis é necessário um estudo minucioso sobre cada uma das variáveis envolvidas no projeto de RDEE para que se tenha o planejamento adequado e que minimize os custos do projeto.

Além da redução de investimentos diretos, um planejamento adequado da rede de distribuição permite a consideração de questões adicionais como a qualidade da energia, confiabilidade da rede, limitações de orçamento,

possibilidade de expansão, entre outros. A automação do planejamento visa a economia de pessoal alocado, tempo dispendido, tanto em nível de projeto como na execução da instalação da rede, redução de custos de deslocamento, aproveitamento de bases instaladas e no desvio de áreas de alto custo de passagem (Carneiro, França e Silveira, 1993).

1.1 Motivação e objetivo

A otimização tem por objetivo melhorar algo que existe ou projetar o novo com uma maior eficiência, almejando encontrar a melhor solução para um determinado problema sem necessariamente visitar todas as possíveis soluções. A otimização pode ser aplicada em diversas áreas, dentre elas a pesquisa operacional, inteligência artificial, planejamento de RDEE, dentre outros (Saramago, 2003).

Devido a complexidade do problema de RDEE o uso de recursos computacionais é de grande valia, ou mesmo indispensável. A modelagem adequada do problema, a definição das variáveis de controle e os recursos de otimização usando inteligência artificial constituem em poderosas ferramentas de auxílio no processo de tomada de decisão. Estas ferramentas devem ser usadas em conjunto com a experiência do planejador, auxiliando-o na tomada de decisões.

É necessário conhecer as condições geográficas da região onde se deseja implantar uma RDEE, pois pode ser necessário desviar dos obstáculos naturais como, áreas pantanosas, morros, rios, etc., ou até mesmo obstáculos político-sociais como, reservas ambientais e indígenas, propriedades privadas, etc. (Jonnavithula e Billington, 1996).

As restrições elétricas consideradas em um projeto de RDEE são as perdas de energia no sistema e os limites de tensão elétrica e corrente elétrica. As perdas de energia ao longo da cadeia produção-transporte-consumo de energia elétrica são inevitáveis. Em um enfoque por segmento, as perdas de

energia elétrica influem na quantidade de energia comprada e compõem parcela considerável da receita de distribuição. Logo, quanto menor o valor das perdas, maior o benefício auferido pelos consumidores, com reflexos positivos nas tarifas.

Fundamentado nessas informações, o presente trabalho visa apresentar o planejamento e a otimização da RDEE de forma automática, aplicados ao processo de tomada de decisão tendo como objetivo minimizar os custos de implantação da RDEE, considerando as restrições geográficas e elétricas utilizando métodos de otimização. Em outras palavras, o objetivo deste trabalho é planejar uma RDEE de maneira ótima ou subótima.

1.2 Materiais e métodos

A primeira solução proposta nesta pesquisa utiliza as metaheurísticas, que são um conjunto de técnicas de otimização para lidar com problemas complexos que apresentam características de explosão combinatória e são baseadas na suposição que o espaço de busca é absurdamente grande e que não é possível visitar todas as possíveis soluções do problema, ou seja, deve-se visitar apenas um conjunto reduzido de soluções do problema. Daí a necessidade de que o processo seja realizado de forma eficiente (Romero e Mantovoni, 2004). Dentre as metaheurísticas mais utilizadas, podemos citar o Algoritmo Genético, Busca Tabu, Colônia de formigas e *Simulated Annealing* (SA).

O SA pode encontrar a solução ótima, ou pelo menos, próxima da ótima. É baseado no processo de fabricação de cristais perfeitos e faz uma analogia com o processo natural chamado *annealing* para buscar a solução ótima de um determinado problema. Neste processo, um material é aquecido até uma temperatura elevada e depois esfriado lentamente, mantendo durante o processo o chamado quase equilíbrio termodinâmico. O processo para quando o material atinge seu estado de energia mínima, no qual se transforma num cristal perfeito. Sendo assim, o SA aceita uma solução pior que a corrente, através de técnicas de probabilidade, na tentativa de sair de um ótimo local e encontrar um ótimo global (Romero e Mantovani, 2004) (Saramago, 2003).

A segunda proposta deste trabalho é a utilização do método heurístico *Hill-Climbing* (HC). O método HC faz uso da técnica de melhorias iterativas, em que durante cada iteração um novo ponto é selecionado da vizinhança de um ponto atual, e se este novo ponto provê um melhor valor da função objetivo, o novo ponto torna-se o atual, ocorrendo o término do método quando nenhuma nova melhoria não for mais possível. Uma limitação do método HC é que ele pode somente prover valores localmente ótimos e estes valores dependem de uma seleção de um ponto inicial (Michalewicz e Fogel, 2000).

1.3 Proposta da dissertação e organização do texto

Neste trabalho será apresentado dois novos métodos para resolver o problema de planejamento de RDEE considerando as restrições geográficas e elétricas. O primeiro é baseado na metaheurística SA e o segundo é baseado na heurística HC. Através dos possíveis caminhos obtidos pela triangulação de Delaunay são atribuídos pesos a todas as arestas para desviar dos obstáculos naturais e político-sociais. A função de avaliação tem como objetivo minimizar o custo total da RDEE considerando as características do terreno (obstáculos naturais e políticos sociais), o dimensionamento dos alimentadores e as perdas de energia e potência da rede de distribuição.

Este trabalho encontra-se organizado da seguinte maneira: o capítulo 2 apresenta os métodos para resolver o problema de planejamento de RDEE considerando as restrições geográficas e elétricas. Otimização, heurística, metaheurística, HC e SA são os assuntos abordados no capítulo 3. No capítulo 4 é mostrada a metodologia utilizada para solucionar o problema de planejamento de RDEE. O capítulo 5 apresenta os resultados e as discussões obtidas através da implementação proposta neste trabalho. As conclusões deste trabalho são descritas no capítulo 6.

1.4 Revisão bibliográfica

Nesta seção discutem-se alguns modelos e técnicas de solução propostas para o problema de planejamento de RDEE encontrados na literatura. Vários métodos têm sido empregados no estudo do planejamento otimizado de RDEE. Em 1960 foi apresentado o primeiro trabalho relevante aplicado à concepção automática ideal de RDEE, quando já se tinham desenvolvido algumas ferramentas matemáticas para tal análise. Foi proposta em Knight (1960) a utilização de programação inteira pura para minimizar os custos considerando uma série de restrições lineares. Métodos heurísticos aproximados foram utilizados, assim como aproximações da modelagem do sistema. Estes métodos ignoravam a dependência temporal do planejamento, incidindo exclusivamente sobre o desenho final da rede utilizando programação linear.

Em El-Kadi (1984) e Gonen e Ramírez-Rosado (1987) foram apresentados as primeiras propostas de resolução do problema através de uma abordagem dinâmica, fugindo da abordagem pseudo-dinâmica proposta por Sun *et al* (1982). A complexidade dos modelos, entretanto, limitou a aplicação dos métodos propostos a sistemas muito pequenos, sem aplicação prática. Na década de 90, a questão da confiabilidade das RDEE passou a ser tratada nos artigos de planejamento da distribuição. A abordagem deste problema passou por uma avaliação das possibilidades de falhas dos equipamentos, do tempo de reparo e dos custos econômicos causados por uma contingência no sistema. Alguns trabalhos nesta linha são: Tang (1996), Chowdhury e Koval (2000) e Ramírez-Rosado e Bernal-Augustín (2001).

Ponnavaikko e Rao (1987) propuseram a formulação do problema de planejamento da expansão de RDEE como um problema de programação quadrático inteiro misto. A função objetivo é representada pelos custos fixos das linhas e subestações e também pelo custo das perdas nos alimentadores. A técnica de solução do problema é através de uma heurística construtiva composta por duas fases: na primeira fase, a programação quadrática é resolvida através do método do gradiente reduzido de Wolfe, e as variáveis com valores inteiros e

binários são tratadas como variáveis contínuas reais. Na segunda fase é proposto um procedimento heurístico construtivo para fazer o tratamento das variáveis inteiras.

Proença (1993) utiliza como técnica de solução para resolver o problema da expansão de sistemas de RDEE o algoritmo genético. A função objetivo avalia os custos fixos, perdas no sistema, confiabilidade e qualidade do sistema. As características típicas do problema de planejamento, como linhas existentes, linhas potenciais e horizontes de planejamento são consideradas no modelo. A codificação empregada procura manter a condição de radialidade do sistema, que é de difícil representação matemática. Os resultados obtidos demonstram que o algoritmo genético é uma ferramenta viável para a solução de problema de planejamento.

Zhu *et al* (1999) trata do problema de desequilíbrio de cargas utilizando como método de otimização o SA que tem um grande potencial para evitar ótimos locais e convergir para soluções ótimas globais. O problema do balanceamento das fases é modelado como um problema de programação inteiro não-linear e a função custo têm como objetivo minimizar as perdas de energia, onde cada solução candidata é avaliada de acordo com os resultados obtidos em um fluxo de potência implementado para investigar os efeitos causados pela baixa tensão devido às perdas. O custo está relacionado diretamente ao número de fases balanceadas com os benefícios conquistados, que são a redução das perdas de energia melhorando a confiabilidade e a qualidade do serviço.

A natureza espacial de alguns custos tomados no planejamento de RDEE também motivou a aplicação de sistema de informação geográfica (GIS) no roteamento de alimentadores elétricos como em Monteiro *et al.* (2005) e Boulaxis (2002). Em Boulaxis (2002) é proposta uma solução baseada na programação dinâmica que assume representação discreta do espaço de busca, o que reduz sua aplicabilidade em espaços extensos. Considera-se também que as arestas da rede sempre convergem na direção da fonte, o que pode ser significativamente restritivo na formação de entroncamentos da rede. Em Monteiro *et al* (2005)

aborda-se o problema de desvio de obstáculos geográficos com programação dinâmica. Todavia, o método se restringe ao problema de encaminhamento ponto a ponto e não considera o dimensionamento dos alimentadores como fator restritivo para o encaminhamento da linha.

Paralelamente, aspectos relacionados às limitações impostas pelo dimensionamento de alimentadores, perdas de energia e potência, e viabilidade da estrutura de rede fizeram surgir métodos significativos de otimização. Gómez *et al.* (2004) propõem soluções por meio de algoritmos que seguem a metáfora de colônia de formigas. Tipicamente, grafos formados por vértices correspondendo a pontos de carga e fontes de alimentação, bem como por arestas passíveis de serem usadas na formação de redes, são pré-determinados. Não abordam o problema de desvio de obstáculos naturais ou artificiais através da criação, em tempo de otimização, de arestas não presentes no grafo inicial.

Bazan (2003) apresenta uma metodologia para o planejamento de RDEE, usando um modelo de otimização não-linear. A função objetivo visa minimizar os investimentos da expansão do sistema com a construção de novas subestações e novos alimentadores (custos fixos) e com a redução das perdas (custos variáveis). Para tal, é utilizado como técnica de otimização a busca tabu, juntamente com uma técnica heurística referenciada na literatura como *branch-exchange* para executar a vizinhança do algoritmo busca tabu. As restrições consideradas para o problema são: atendimento da demanda, queda de tensão, capacidade de operação das subestações e do máximo fluxo de potência permitido nos alimentadores, além de manter a radialidade do sistema. Para a avaliação de cada configuração candidata à solução do problema, é processado um programa de fluxo de potência para redes de distribuição radiais.

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO II

RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

Neste capítulo são apresentados os métodos utilizados para considerar as restrições geográficas e elétricas em um problema de planejamento de RDEE.

2.1 Restrições geográficas

O planejamento de uma RDEE de maneira otimizada deve levar em consideração a localidade das subestações de distribuição, dos consumidores (cargas) e das áreas cuja passagem da linha de energia torna o custo do projeto mais elevado, como, por exemplo, áreas privadas e pantanosas. Também devem ser consideradas as áreas impossíveis de passar uma linha de energia, como por exemplo, reservas ambientais e áreas indígenas.

Para tanto é necessário utilizar técnicas para que se possa desviar de possíveis obstáculos geográficos (naturais e políticos-sociais) encontrados ao se planejar uma RDEE. Uma técnica é a atribuição de pesos a todos os possíveis caminhos que a RDEE poderá estabelecer. Para encontrar todos os possíveis caminhos são utilizadas diversas técnicas, dentre elas, a triangulação. Na seção 2.1.1 será apresentada a triangulação de Delaunay. Na seção 2.1.2 é descrita a técnica de atribuição de pesos.

2.1.1 Triangulação de Delaunay

Triangulação é uma coleção de triângulos, arestas e vértices. Seja S um conjunto de pontos em \mathbb{R}^n .

$$S = \{p_1, \dots, p_m\}$$

A triangulação K triangula S se os triângulos de K decompõem o fecho convexo¹ de S e o conjunto de vértices de K é S (Shewchuk, 2003).

A partir da definição de triangulação podemos definir a triangulação de Delaunay como:

- Sejam p_i , p_j e $p_k \in S$. Então, p_i , p_j e p_k são vértices de um triângulo de Delaunay se e somente se o círculo que passa por p_i , p_j e p_k é vazio, isto é não contém outro ponto de S (Shewchuk, 2003). Para melhor compreensão desta definição, observa-se o exemplo da figura 2.1.

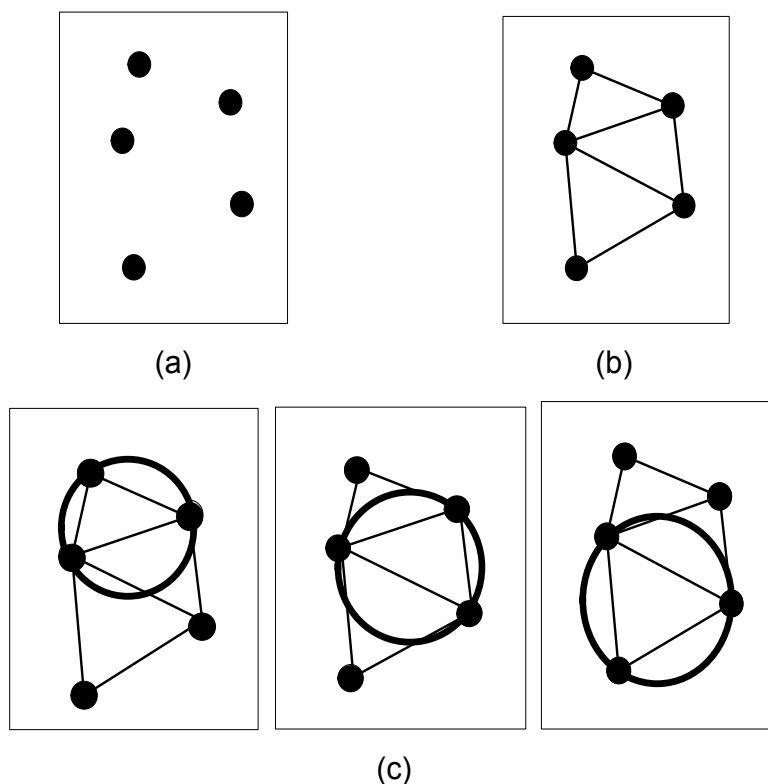


Figura 2.1 – Exemplo do triângulo de Delaunay: (a) Vértices a serem conectados, (b) Conexão de pontos vizinhos e (c) Circuncírculo de cada triângulo

Considerando que o ponto vizinho de um determinado ponto p_k é o ponto mais próximo de p_k . A figura 2.1(a) mostra um conjunto de pontos a serem

¹ Fecho convexo de um conjunto de pontos é definido como o menor polígono convexo que contém todos os pontos.

conectados pela triangulação de Delaunay. Na figura 2.1(b) é visualizado como a triangulação de Delaunay conecta pontos vizinhos. A figura 2.1(c) mostra a prova da definição de triangulação de Delaunay, ou seja, o circuncírculo de cada triângulo não possui nenhum vértice. Na figura 2.2 é apresentado o algoritmo para triangulação de Delaunay (Sakamoto, 2007) onde:

- T é a lista de triângulos;
- T_j é o triângulo de índice j ;
- C é o cálculo do circuncírculo para $\forall T_j \in T$.

Procedimento Triangulação de Delaunay

Inicializar.

para $i = 1$ até número de pontos faça

para $j = 1$ até número de triângulos faça

Calcula o circuncírculo C_j do triângulo T_j

se C_j contém o ponto i

Adiciona as arestas de T_j para a lista de arestas

Adiciona T_j para a lista de triângulos removidos

Marca T_j para remoção da lista de triângulos

fim se

fim para

Apaga todos os triângulos marcados para remoção

Remove todas as arestas comuns da lista de arestas

Constrói novos triângulos a partir do ponto i e da lista de arestas

Adiciona os novos elementos para a lista de triângulos

fim para

Retorna lista de triângulos

fim procedimento

Figura 2.2 – Algoritmo de triangulação

2.1.2 Atribuição de pesos

Ao atribuir pesos às arestas têm-se uma boa estratégia para evitar que a RDEE ultrapasse as áreas dos polígonos de restrições. A técnica de atribuição de

pesos procede da seguinte forma: as arestas que possuem pontos dentro dos polígonos de restrições recebem pesos maiores que as arestas que não possuem.

Na figura 2.3 são mostradas as possíveis trajetórias de uma aresta para o problema de planejamento de RDEE. Podemos observar que as arestas 1, 5 e 6 não possuem pontos que estejam dentro do polígono de restrição e por isto irão receber pesos menores, se comparado com as arestas 2, 3 e 4, pois estas possuem pontos dentro do polígono, ou seja, deverão ser penalizadas para evitar que essas trajetórias sejam escolhidas para RDEE.

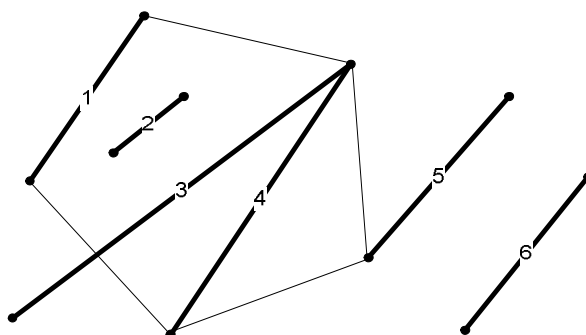


Figura 2.3 – Possíveis trajetórias das arestas

Cada polígono de restrição receberá um peso diferenciado porque cada um representa restrições diferentes, tais como, por exemplo, um pode representar uma reserva ambiental e outro pode representar uma área pantanosa. No primeiro caso a penalidade atribuída às arestas que cruzam esse polígono tem que ser bastante alta por se tratar de uma área impossível de passar uma linha de energia. Já no segundo caso, a penalidade atribuída às arestas deverá ser proporcional ao custo do material e da mão-de-obra equivalente a passar uma linha de energia por uma área pantanosa.

Considerando os possíveis caminhos obtidos pela triangulação de Delaunay (*arestas*), na figura 2.4 é apresentado o algoritmo de atribuição de pesos às arestas.

Procedimento Atribuir Pesos às Arestas (arestas)

Inicializar.

para $t = 1$ até número de arestas T faça pesos(t) = peso das arestas \nsubseteq pontos dentro da área dos Polígonos **para** cada polígono k faça **repita** **if** arestas(t) \subset Pontos dentro da área do Polígono k pesos(t) = polígono(k).peso **fim se** **até** que todos polígonos sejam testados para a aresta t . **fim para** **fim para** **Retorna** pesos**fim procedimento**

Figura 2.4 – Algoritmo de atribuição de pesos

Para melhor visualização dos conceitos citados acima, considere o exemplo da figura 2.5. A figura 2.5(a) ilustra a visão aérea de parte de uma área na qual deve ser planejada a RDEE. O triângulo representa a subestação de distribuição, as circunferências representam os consumidores e os polígonos representam os obstáculos naturais e político-sociais. A figura 2.5(b) apresenta a aplicação da triangulação de Delaunay à área da figura 2.5(a). A figura 2.5(c) apresenta a atribuição de pesos para as arestas da figura 2.5(b).

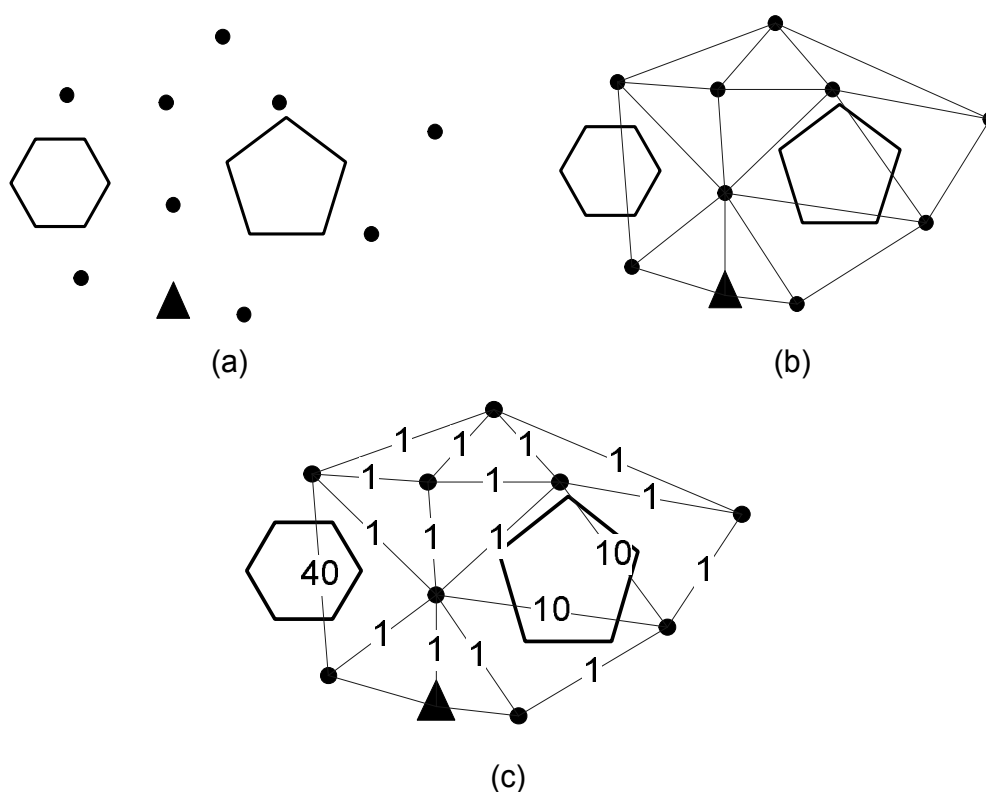


Figura 2.5 – Visualização dos conceitos relacionados a consideração das restrições geográficas: (a) Área para implantação da RDEE, (b) Aplicação da triangulação de Delaunay e (c) Atribuição de pesos

Na próxima seção são apresentadas as restrições elétricas consideradas em um problema de planejamento de RDEE.

2.2 Restrições elétricas

As restrições elétricas, assim como as restrições geográficas, são de grande importância para o problema de planejamento de RDEE. Na seção 2.2.1 é descrito sobre o fluxo de carga e o que ele interfere em um planejamento de RDEE. Na seção 2.2.2 é mostrado o método Backward-Forward, que foi utilizado para calcular o fluxo de carga da RDEE. Na seção 2.2.3 é apresentado o método para o dimensionamento dos alimentadores.

2.2.1 Fluxo de carga

O dimensionamento de um alimentador para um determinado ramo da RDEE depende do fluxo de carga que passa por este ramo e tal dimensionamento deve levar em consideração as características dos alimentadores, de modo que essas características não possam ser violadas. Com isso, através das restrições elétricas, deseja-se dimensionar os alimentadores da RDEE analisando o fluxo de carga de cada ramo da RDEE com o objetivo de minimizar o custo do projeto através do dimensionamento correto dos alimentadores e também minimizar as perdas ao longo da cadeia produção-transporte-consumo de energia elétrica em uma RDEE.

Quanto menor o valor das perdas, maior o benefício para os consumidores, com reflexos positivos na tarifa. Estima-se que, no Brasil, historicamente as perdas elétricas na rede de distribuição de energia elétrica sejam responsáveis por perdas totais em torno de 13,9% do montante comprado pelas distribuidoras (Eletrobrás, 2001). A Tabela 2.1 mostra as perdas de energia elétrica no Brasil nos anos de 1970 a 2001.

Tabela 2.1. Perdas de energia elétrica no Brasil (%) - 1970 a 2001

Ano	Perdas (%)
1970	16,3
1980	13,0
1990	13,1
2000	15,7
2001	13,9
Fonte: Eletrobrás, 2001.	

Em 2005, as perdas de energia elétrica no Brasil reconhecidas pelo órgão regulador, na primeira rodada de revisão tarifária a que se submeteram as 61 concessionárias do serviço público de distribuição de energia elétrica, foram da ordem de 15% da energia requerida, equivalentes a 46.904 GWh. Pode-se

concluir assim, que as perdas vêm se mantendo dentro do patamar histórico, apresentando inclusive, tendência de alta, se comparadas ao ano de 2001 (Araujo e Siqueira, 2006).

Os dados relativos às perdas referidas anteriormente abrangem as perdas técnicas e as perdas não-técnicas. As chamadas perdas técnicas, ou somatório de energia elétrica dissipada entre o suprimento e o ponto de entrega, decorre das leis físicas relativas aos processos de transporte da energia. As perdas não-técnicas ou comerciais são definidas como a diferença entre as perdas totais e as perdas técnicas e advêm de desvios de energia, fraudes e erros nos processos de faturamento associados à gestão comercial da concessionária de distribuição. Neste trabalho, é analisada a redução das perdas técnicas de energia elétrica na etapa de planejamento da RDEE. Com a redução das perdas tem-se uma necessidade menor de expansão dos sistemas de transmissão, reduz-se a queda de tensão nos sistemas de distribuição, aumenta-se a vida útil de equipamentos, além de outros custos, como a redução dos impactos ambientais e a criação de novas rotas de distribuição.

Segundo a Eletrobrás (2001), o índice de perdas no Brasil pode ser considerado elevado se comparado a padrões internacionais de países desenvolvidos, como Alemanha, Japão, Bélgica, Holanda, Suíça, França e Coreia onde as perdas totais são inferiores a 6%. O índice de perdas técnicas pode ser justificado pelas características dos sistemas elétricos nacionais, em particular a dimensão continental do país e a predominância hidrelétrica, que resultam em longos sistemas de transmissão e elevados fluxos de potências entre regiões.

Como pode ser visto em Smith (2004), sistemas com longas linhas de transmissão e distribuição têm mais perdas do que sistemas com menores extensões. Também a qualidade das linhas e dos transformadores pode afetar a eficiência da transmissão e distribuição. Sistemas de potência que investem significativamente em manutenção e tecnologias avançadas de transmissão e distribuição de energia elétrica podem reduzir perdas técnicas.

Nos sistemas de potência, principalmente no dimensionamento de alimentadores para a transmissão e distribuição de energia, são adotados critérios de planejamento aproximados, de forma que suas instalações constituintes atendam a parâmetros de suficiência propostos pelos órgãos reguladores. Esse critério se reveste de um conceito qualitativo na medida em que, em geral, não quantifica o prejuízo e o transtorno que uma falha pode provocar, nem os recursos operativos advindos de ações de manutenção programada, sendo dessa forma, insuficiente para a perfeita avaliação de alternativas de criação e expansão da RDEE.

Sendo assim, ao considerar as restrições elétricas para o planejamento de RDEE, objetiva-se a redução das perdas de energia e a redução dos custos de materiais advindos do incorreto dimensionamento dos alimentadores de uma RDEE. Este enfoque consta como importante etapa no processo de planejamento, visto que exige massivo esforço de engenharia e análise de várias informações em paralelo. Condutores próprios para suportar grandes fluxos de potência são mais caros e devem ser empregados com moderação ao longo dos trechos de ligação da rede. Entretanto, estes podem ser usados para criar ramos concentradores de ligações, também conhecidos como *backbones*, que simplificam o atendimento de grupos de consumidores e reduzem os custos de instalação e manutenção destes trechos. Com o emprego de alimentadores de menor capacidade e mais baixo custo, surgem problemas de subdimensionamento no atendimento da demanda de energia. Alimentadores constituídos de materiais de baixa condutividade ou alta resistividade não podem percorrer grandes distâncias devido às perdas de energia ao longo do trecho (Masud, 1978).

Assim como o diâmetro de um cano é em função da quantidade de água que passa em seu interior, a bitola de um condutor, ou alimentador, depende da quantidade de elétrons que circula por ele por unidade de tempo (corrente elétrica). Toda corrente que circula por um condutor faz com que ele se aqueça, devido à sua resistividade. No entanto, há um limite máximo de aquecimento suportado pelo cabo, sendo que acima do aquecimento suportado ele começa a

se deteriorar e perder suas propriedades de condução. Nessas condições, os materiais isolantes que permeiam o alimentador se desfazem, podendo provocar choques, causar incêndios e interromper o abastecimento de energia de um grupo de cargas (consumidores). Além da propriedade de aquecimento, devem-se observar outras limitações, como os limites de queda de tensão de um tipo de alimentador (Adams et al, 1984).

As linhas básicas de pesquisa no desenvolvimento de métodos eficientes de cálculo de fluxo de carga para redes de distribuição exploram o fato de que as redes de distribuição operam de forma radial, possuem poucas malhas (*weakly meshed systems*) ou não dependem da topologia. As redes de distribuição de energia elétrica têm uma relação R/X alta, o que as tornam um sistema de energia mal-condicionado do ponto de vista matricial. O método Newton Raphson e algoritmos de fluxo de carga desacoplado rápido têm resolvido de forma eficiente os sistemas de alimentação “bem comportados”. No entanto, estes algoritmos apresentaram deficiências quando são aplicados a sistemas de energia mal-condicionados (Shirmohammadi, et al, 1988).

Na seção a seguir é descrito o método Backward-Forward que é utilizado para resolver problemas de fluxo de carga de redes de distribuição de energia elétrica mal-condicionado do ponto de vista matricial, com milhares de ramos e nós de forma eficiente (Shirmohammadi et al, 1988).

2.2.2 Método *Backward-Forward*

O método Backward-Forward resolve problemas de fluxo de carga para uma RDEE e é baseado na aplicação direta do LKT (Lei de Kirchhoff das Tensões) e LKC (Lei de Kirchhoff das Correntes) (Shirmohammadi et al, 1988). Para o seu melhor entendimento, considere uma RDEE conforme ilustrada na figura 2.6, onde temos uma subestação de distribuição representada pelo nó raiz (triângulo), os consumidores representados pelos demais nós e as linhas representadas pelos ramos da árvore. O objetivo é colocar, em cada ramo, o cabo que melhor se adapte ao fator custo/benefício do nosso problema, ou seja,

dimensionar a menor bitola de cabo que suporte as restrições elétricas de cada ramo.

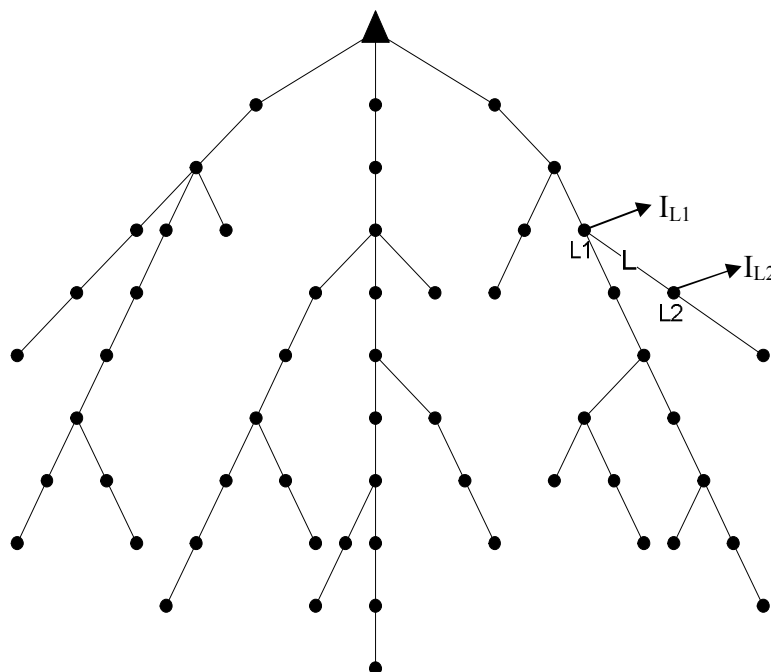


Figura 2.6 – Rede típica de distribuição radial

Em uma rede radial temos n nós (subestação de distribuição e consumidores) e b ($b = n - 1$) ramos. Para o método *Backward-Forward* é importante a numeração desses ramos conforme cada camada que ele se encontre e para isso é realizada uma busca em largura, ou seja, os ramos da camada 1 receberão a numeração primeiro que os ramos da camada 2 e assim sucessivamente. Observa-se na figura 2.7 a numeração dos ramos da rede radial utilizada como exemplo.

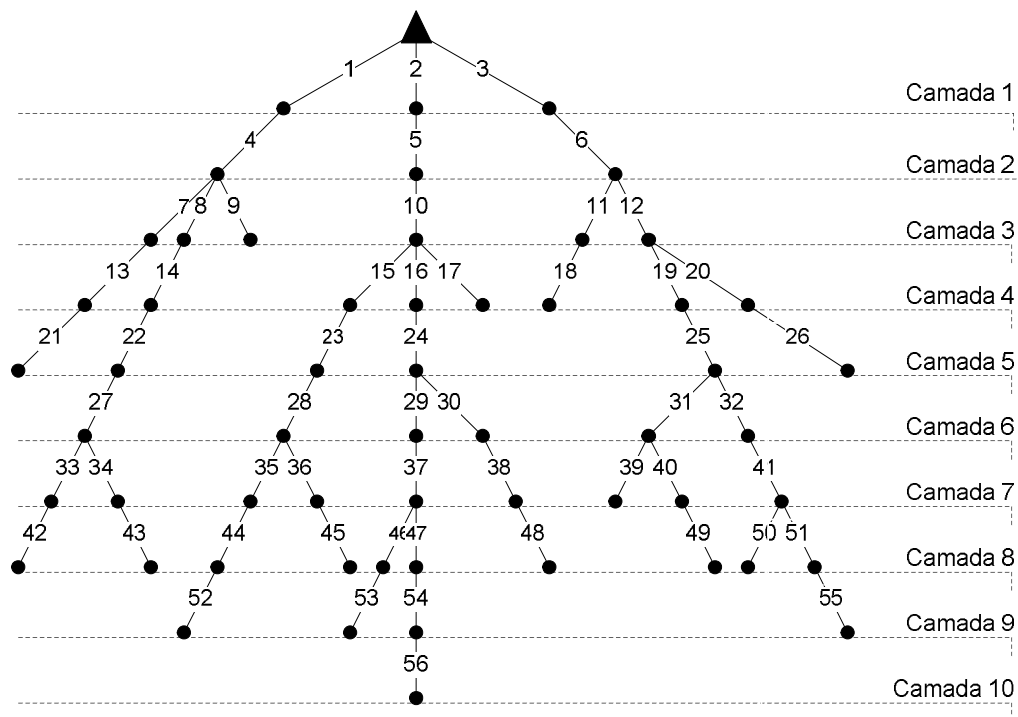


Figura 2.7 – Numeração dos ramos da rede de distribuição radial

Considerando a figura 2.6, para um dado ramo L , designaremos o nó mais próximo da raiz de vértice $L1$ e $L2$ o nó mais distante da raiz. Dada a tensão no nó raiz e supondo uma tensão inicial a todos os outros nós, o algoritmo consiste em três etapas (Shirmohammadi et al, 1988):

- 1 Cálculo da corrente em cada nó: na iteração k , a corrente de injeção nodal em $I_i^{(k)}$, no nó i é calculado conforme a Equação (2.1).

$$I_i^{(k)} = (S_i / V_i^{(k-1)})^* - Y_i V_i^{(k-1)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

Onde, $V_i^{(k-1)}$ é a tensão no nó i calculada na iteração $(k-1)$, S_i é a potência de injeção especificada no nó i (carga), Y_i é a soma de todos os elementos ligados em paralelo no nó i e A^* denota o complexo conjugado de A .

- 2 Percorrendo para trás (*backward sweep*): Na iteração k , começando a partir dos ramos da última camada e avançando para os ramos ligados ao nó raiz, a corrente no ramo L (J_L) é calculada como mostrado na Equação (2.2).

$$J_L^{(k)} = -I_{L2}^{(k)} + \sum_{\text{corrente dos ramos ligados ao nó } L2} \quad L = b, b-1, \dots, 1 \quad (2.2)$$

Onde, $I_{L2}^{(k)}$ é a corrente de injeção no nó $L2$.

- 3 Percorrendo para frente (*forward sweep*): as tensões nos nós são atualizadas a partir dos ramos da primeira camada para os da última camada. Para cada ramo L , a tensão no nó $L2$ é calculada usando a tensão atualizada no nó $L1$ e a corrente no ramo calculada anteriormente (J_L), conforme a Equação (2.3).

$$V_{L2}^{(k)} = V_{L1}^{(k)} - Z_L J_L^{(k)} \quad L = 1, 2, \dots, b \quad (2.3)$$

Onde, Z_L é a impedância no ramo L . As etapas 1, 2 e 3 são repetidas até que a convergência seja alcançada.

O critério de convergência utilizado é a máxima variação da potência real e reativa nos nós da rede. Conforme descrito na solução algorítmica, as correntes de injeção nos nós, na iteração k , são calculadas utilizando a potência de injeção especificada nos nós e as tensões da iteração anterior (Equação (2.1)). As tensões dos nós em uma mesma iteração são calculadas utilizando as correntes de injeção nos nós (Equações (2.2) e (2.3)). Assim, a potência de injeção no nó i ($S_i^{(k)}$) na iteração k , é calculada conforme a Equação (2.4).

$$S_i^{(k)} = V_i^{(k)} (I_i^{(k)})^* + Y_i |V_i^{(k)}|^2 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.4)$$

A variação da potência real e reativa no nó i é obtida conforme a Equação(2.5).

$$\begin{aligned}\Delta P_i^{(k)} &= \text{Re}[S_i^{(k)} - S_i^{(k-1)}] \\ i &= 1, 2, \dots, n \\ \Delta Q_i^{(k)} &= \text{Im}[S_i^{(k)} - S_i^{(k-1)}]\end{aligned}\tag{2.5}$$

Através dos cálculos de corrente e tensão citados, na próxima seção é apresentado o método utilizado para o dimensionamento dos alimentadores.

2.2.3 Dimensionamento dos alimentadores

A partir do método *Backward-Forward*, que calcula as correntes e as tensões de cada ramo de uma RDEE, é possível dimensionar dentre um conjunto de alimentadores, aquele que melhor se adapte a cada ramo da RDEE, considerando a relação custo/benefício, através das características técnicas dos alimentadores. Na figura 2.8 é apresentado o algoritmo para o dimensionamento de cabos. Primeiramente, é necessária a entrada da RDEE com seus respectivos ramos ordenados, por camada, do ramo mais distante da raiz aos ramos das primeiras camadas (figura 2.7).

Posteriormente, atribui-se a todos os ramos o alimentador (dentre todos os possíveis alimentadores) com a menor impedância de ramo, ou seja, toda a rede iniciará com o custo mais alto de cabo. Após essa inicialização, começamos os testes de trocas de cabos. Para isso, é levada em consideração a ordenação do ramo mais distante da raiz ao ramo mais próximo da raiz (subestação de distribuição) e também a ordem dos cabos com maior bitola para os que possuem a menor bitola. Este teste ocorre ramo a ramo, cabo a cabo, para verificar qual o cabo x de menor bitola (cabo com o menor custo), que satisfaz a um ramo y sem violar as restrições elétricas do cabo escolhido.

Caso um cabo x não seja aceito em um determinado ramo y , não é necessário testar, para este cabo x , os demais ramos do galho, no qual o ramo y se encontra. Para isso, temos uma variável (guarda galhos) que guarda todos esses ramos do galho, de forma a evitar que sejam submetidos novamente a testes de trocas de cabos subsequentes. O algoritmo termina quando todos os cabos são testados em todos os ramos conforme descrito.

Procedimento Dimensionar Alimentadores (Rede radial com as condições iniciais)

Inicializar.

rede = ordenação dos ramos da rede da ultima camada para a primeira camada.
cabo_corrente = alimentador com menor impedância de ramo.
ramos da rede = cabo_corrente
guarda_galhos = []

para $i = 1$ até número total de alimentadores faça

 cabo_atual = cabo com a bitola imediatamente inferior ao cabo corrente

repita

r = ramo mais distante da subestação de distribuição
rede(r) = cabo_atual
Calcula a tensão e a corrente nos ramos da rede através do método *Backward-Forward*

se tensão < V_{min} ou corrente > I_{max}

 rede(r) = cabo_corrente
 guarda_galhos = guarda_galhos + todos os ramos do galho que pertence o ramo r

fim se

r = ramo mais próximo do ramo r que não esteja no guarda galhos
 cabo_corrente = cabo_atual

até não ter mais ramos a ser testado

fim para

Retorna rede

fim procedimento

Figura 2.8 – Algoritmo de dimensionamento de alimentadores

Após definir as restrições geográficas e elétricas do problema de planejamento de RDEE é necessário utilizar algum método de otimização para escolher dentre as possíveis rotas, aquela que melhor atenda a RDEE levando em consideração a relação custo/benefício. No próximo capítulo é apresentada uma descrição sobre os métodos de otimização.

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO III

OTIMIZAÇÃO

O objetivo da otimização é determinar a melhor configuração de projeto sem ter que, necessariamente, percorrer todas as possíveis soluções do problema. Pode ser aplicada nas mais diversas áreas do conhecimento tais como a construção de componentes, planejamento e otimizações de estruturas (Saramago, 2003). Otimizar inclui o processo de geração, comparação e avaliação de soluções em um tempo de processamento aceitável. As técnicas de otimização podem diminuir o tempo dedicado a um projeto, possibilitando o tratamento simultâneo de uma grande quantidade de variáveis e de restrições de difícil visualização gráfica ou tabular, ou possibilitando a obtenção de um resultado melhor com menor custo (Romero e Mantovani, 2004).

As heurísticas e as metaheurísticas se apresentam como técnicas de otimização, sendo que as metaheurísticas podem ser consideradas uma evolução dos métodos heurísticos. As heurísticas são conhecidas como algoritmos que encontram soluções factíveis, não necessariamente a melhor solução, em um tempo de computação aceitável e são utilizadas em problemas que envolvem diversas áreas, dentre elas, o planejamento de RDEE. Quando utilizadas em problemas grandes e complexos, tendem a encontrar apenas um ótimo local. Os métodos heurísticos apresentam a facilidade de serem formulados e implementados computacionalmente, além de se apresentarem como métodos de simples compreensão, rápida execução e robustez (Romero e Mantovani, 2004).

O princípio das heurísticas consiste em realizar um processo de busca através do espaço de soluções do problema. O processo de busca se inicia em um ponto do espaço de solução e termina quando o algoritmo encontra um ótimo local do problema. Uma escolha inteligente no processo de inicialização de uma

heurística pode determinar um ótimo global ou um ótimo local. O processo termina quando todos os vizinhos são visitados. O algoritmo heurístico mais popular é o algoritmo construtivo, que pode ser determinado da seguinte forma: em cada passo é escolhida uma solução, e o processo termina quando é encontrada uma solução factível do problema. Outro algoritmo heurístico é o *Hill-Climbing* que será descrito na seção 3.1 (Romero e Mantovani, 2004).

Na década de 80 surgiram as metaheurísticas ou heurísticas modernas como sendo algoritmos de aproximação através da combinação de métodos heurísticos. Apresentam-se como métodos com uma melhor estrutura e com maior eficiência na exploração do espaço de busca do que os métodos heurísticos. O princípio fundamental das metaheurísticas consiste em visitar ou analisar um conjunto reduzido de soluções do espaço de busca, considerando que o espaço de busca é extremamente grande e sendo inviável computacionalmente visitar todas as possíveis soluções do problema.

O processo de busca deve ser realizado de maneira eficiente e inteligente para que se visite um menor número de soluções e se obtenha soluções ótimas ou próximas das ótimas em um tempo de computação aceitável. A diferença básica entre as metaheurísticas é a estratégia de busca utilizada (Romero e Mantovani, 2004). Estão incluídos como algoritmos de metaheurísticas a colônias de formigas e o SA (Blum e Roli, 2003).

A solução dos problemas depende da metaheurística utilizada e o tipo de problema que se deseja solucionar. A codificação pode ser definida como a forma de identificar um elemento no espaço de busca das soluções e representa uma estratégia fundamental para que o problema seja resolvido utilizando metaheurísticas. Uma proposta de codificação do problema pode ser muito eficiente para uma metaheurística e pouco eficiente para outra (Saramago, 2003).

O conceito de vizinhança de uma solução está estreitamente ligado à codificação de um problema. É necessário definir uma estrutura de vizinhança que seja capaz de analisar e identificar, com eficiência, cada vizinho de uma

solução, sem, necessariamente, percorrer todos os vizinhos. Quando uma solução é codificada no espaço de soluções do problema, é denominada de solução, topologia ou configuração. Esta denominação pode variar de acordo com o contexto do problema. Uma vizinhança grande pode levar a uma heurística ou uma metaheurística lenta, e uma vizinhança pequena pode levar a uma metaheurística que não seja capaz de solucionar o problema. O número de vizinhos é fundamental para um bom desempenho das metaheurísticas, portanto é necessário que se calibre e redefina adequadamente a vizinhança (Romero e Mantovani, 2004).

Algumas metaheurísticas como SA e busca tabu (BT) realizam transições usando apenas uma solução, e outras realizam transições utilizando um conjunto de propostas de soluções, como, por exemplo, o algoritmo genético (AG). Existem transições que só podem ser realizadas se as soluções forem factíveis, ou podem-se considerar propostas em que soluções infactíveis fazem parte do processo de transições. Na otimização de problemas de operação é adequado utilizar as transições por propostas de soluções factíveis e em problemas de planejamento e expansão é mais adequado considerar soluções infactíveis no processo de transição porque, neste tipo de processo, as soluções factíveis representam uma pequena parcela no espaço de busca do problema (Romero e Mantovani, 2004). Na seção 3.2 será descrita a metaheurística SA.

3.1 *Hill-Climbing*

O algoritmo *Hill-Climbing* (HC) é classificado como algoritmo de melhorias iterativas, e é utilizado para a resolução de problemas, cuja descrição do estado contém toda a informação necessária para a solução, ou seja, o caminho até a solução é irrelevante. É interessante notar também que este algoritmo mantém somente um estado (o mais promissor) na memória. Devido a essas características a solução encontrada nem sempre é a solução ótima, uma vez que o algoritmo pode encontrar um máximo (ou mínimo) local, encerrando a busca (Michalewicz e Fogel, 2000).

3.1.1 Processo de busca no HC

O método heurístico HC utiliza uma estratégia de busca míope, baseada em otimização local, que escolhe a melhor solução encontrada entre os sucessores de um nó, descartando os demais. Esta escolha é baseada numa avaliação dos limitantes inferior e superior da solução. Consiste da seleção de um movimento com passo determinado a partir da posição inicial, que melhore o valor da função objetivo. A principal limitação da estratégia HC em um problema combinatório é que o ótimo local alcançado no ponto de parada, quando nenhum movimento que melhore a solução é possível, pode não ser o ótimo global (Michalewicz e Fogel, 2000). Problemas NP-difíceis têm um número exponencial de máximos locais em que ficam paralisados.

A técnica de procura HC tenta maximizar (ou minimizar) a função de avaliação $f(x)$, onde x são estados discretos. Estes estados discretos são tipicamente representados pelos vértices de um gráfico. Um exemplo para melhor entender o algoritmo de HC é a subida de um alpinista ao topo da montanha. Neste caso se quer maximizar a função $f(x)$, e o alpinista deve caminhar sempre na direção em que o terreno é mais elevado, e nunca descer ou voltar atrás, o que permitirá encontrar um topo da montanha (um máximo da função). A figura 3.1 ilustra a distribuição das possíveis soluções de um problema de maximização onde o algoritmo HC encontrará a solução ótima.

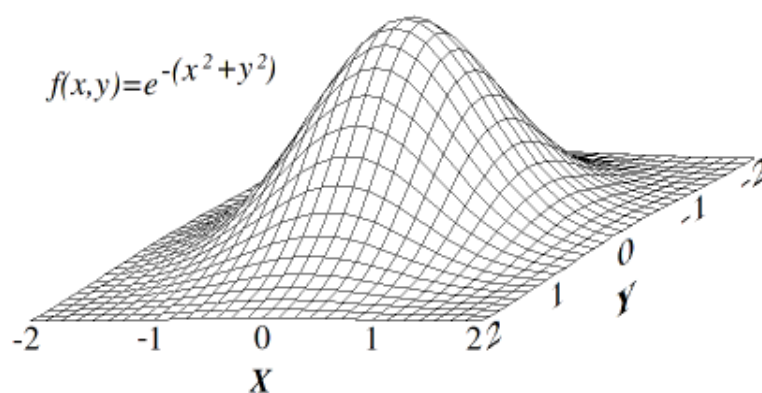


Figura 3.1 – Função onde HC encontrará uma solução ótima (e única)

ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia707_02/topico1_02.pdf

Esta boa solução é obtida sob a forma de uma procura direcionada. Mas nem sempre o máximo ou mínimo encontrado é uma solução ótima (máximo ou mínimo global). Isto se deve à topologia do terreno (função de avaliação) e ao ponto de partida. Dependendo do problema poderá ser encontrado um máximo local, que é uma boa solução apesar de não ser ótima. Na figura 3.2 é mostrado o que seria um ótimo local em problema de maximização. Dependendo da escolha da solução inicial o método HC irá encontrar um ótimo local. Para o mesmo problema da figura 3.2, o método HC poderá encontrar o máximo global, isso irá depender quão eficiente é a escolha da solução inicial. Assim, fica evidente o quanto é importante a utilização de um bom método de determinação da solução inicial para que o HC possa encontrar a melhor solução do problema (Michalewicz e Fogel, 2000).

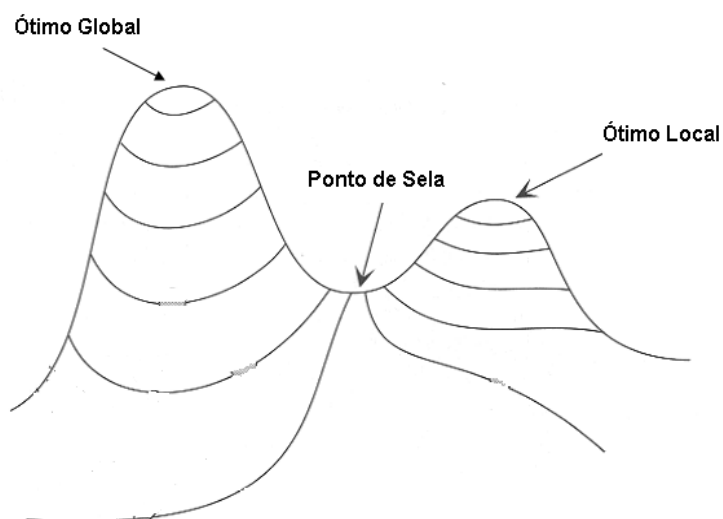


Figura 3.2 – Função onde *Hill-Climbing* poderá encontrar um máximo local

<http://www.din.uem.br/~jmpinhei/Sl/07BuscaLocal.pdf>

Outros problemas desta procura direcionada são os cumes e os planaltos. Quando existe um cume, o algoritmo vai encontrando sucessivos máximos locais convergindo, através de uma linha de cume, lentamente para o máximo. Quando existe um planalto (parte contínua do espaço), onde a função $f(x)$ tem resultados muito semelhantes, o algoritmo pode dispersar, perdendo o rumo de uma boa solução.

3.1.2 O algoritmo HC

O algoritmo *Hill-Climbing* é ilustrado na figura 3.3. A solução inicial é denotada por X_{inic} e nos referimos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada $BUSCA(X_{atual})$. Se este novo ponto X_{novo} apresentar um melhor valor para a função objetivo, então o novo ponto torna-se o ponto atual.

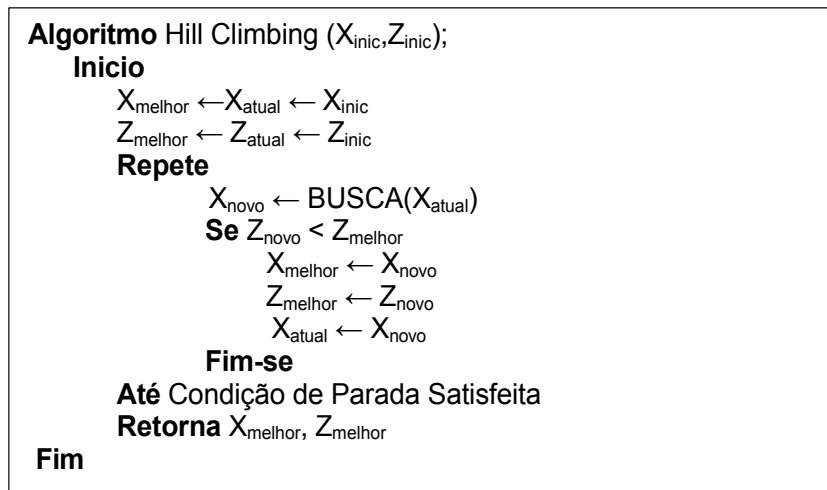


Figura 3.3 – Algoritmo HC

O método é terminado quando nenhuma melhora significativa é alcançada, um número fixo de iterações foi efetuado, ou um objetivo foi atingido.

3.2 *Simulated Annealing*

A metaheurística *Simulated Annealing* é um algoritmo derivado a partir de processos de recozimento de sólidos desenvolvido por Metropolis, em 1953 (Romero e Mantovani, 2004). A analogia com a otimização combinatória foi introduzida por Kirkpatrick et al. (1983) e aperfeiçoada por Cerny (1985). Como no

processo físico, o SA é baseado no aquecimento e no resfriamento de uma substância para obter uma estrutura cristalina. Nesse processo os valores da função objetivo representam os níveis de energia do sistema físico e a meta é otimizá-la. Portanto, um metal é aquecido em um banho quente a altas temperaturas, tal que o aumento da temperatura até valor alto causará um choque violento entre seus átomos, constituindo assim um processo de recozimento (*Annealing*).

Na temperatura de *Annealing* todo o material encontra-se na fase líquida e as partículas arrumam-se aleatoriamente e, quando resfriado de forma brusca, a microestrutura tende a um estado aleatoriamente estável, permitindo que todas as partículas se arrumem no estado de menor energia dessa estrutura. Se o metal é resfriado de forma suficientemente lenta, o sistema procurará um ponto de equilíbrio com uma microestrutura ordenada e estável (Saramago, 2003).

A mudança na temperatura especificada pelo SA permite a busca de soluções em determinados períodos de tempos, conhecido como um “*Annealing schedule*”. A analogia entre o sistema físico e um problema de otimização combinatória são listados na tabela 3.1.

Tabela 3.1 - Analogia entre sistema físico e otimização combinatória

Sistema Físico	Problema de otimização
Estado	Solução viável
Energia	Função objetivo
Melhor estado	Solução ótima
Temperatura	Parâmetro de controle T
Arrefecimento simulado	<i>Simulated Annealing</i>

Fundamentalmente o método SA pode aceitar soluções de pior qualidade, em comparação com a solução atual, com o intuito de sair de um ótimo local e encontrar um ótimo global. Isto ocorre porque o SA utiliza um critério probabilístico baseado no processo de annealing. Para obter um ótimo local durante a busca, as variáveis de projetos são geradas aleatoriamente e é

armazenado o melhor valor da função objetivo a cada iteração. Com o decremento da temperatura, novas tentativas são feitas, continuando o processo até sair do ótimo local, podendo, no final obter um ótimo global (Blum e Roli, 2003).

3.2.1 Busca local usando SA

O algoritmo SA pertence à classe de algoritmos de pesquisa local que são conhecidos sob a denominação genérica de “algoritmo de limiar”. Os algoritmos de limiar desempenham um papel importante na pesquisa local por duas razões:

- Em primeiro lugar, são aplicados em um vasto conjunto de problemas práticos com um grande sucesso;
- Em segundo lugar, alguns desses algoritmos tais como SA tem uma componente estocástica que facilita uma análise teórica de sua convergência assintótica, o que os tornou bastantes populares entre os matemáticos (Arrts e Lenstra, 1997).

A técnica de SA é particularmente atrativa, pois permite encontrar soluções próximas da ótima, a custo de um esforço computacional geralmente pouco exagerado. Com o SA não é possível saber se a melhor solução encontrada é o ótimo global, o que restringe sua utilização a casos em que um valor de ótimo local é aceitável. Como as seqüências de soluções não tendem linearmente para um ótimo local, verifica-se que as soluções traçam um percurso ou trajeto variável, através de um conjunto de soluções possíveis (Blazewics, 1996).

3.2.2 Processo de busca no SA

No SA, o processo de busca utilizado é o resultado de duas estratégias combinações: a caminhada aleatória e melhorias iterativas. No início do processo, o propósito de fazer melhorias é reduzido e acentua-se à exploração do espaço de busca, sendo este componente decrementado durante o processo, fazendo com que a busca possa convergir a um ótimo local. Pode-se dizer que o SA consiste num procedimento confiável para ser usado em situações em que o

conhecimento é insuficiente e mesmo para dar soluções de problemas complexos (Ribeiro e Pires, 1999).

Para fazer melhorias, o SA normalmente executa um procedimento do tipo HC com múltiplos recomeços. Em resumo, o SA é um algoritmo de movimento na superfície, em busca de pontos mais altos no caso de uma maximização, sendo o ponto mais alto (máximo ou mínimo global) correspondente à solução ótima, onde a função objetivo atinge seu melhor valor. Se uma função objetivo tem apenas um ótimo local, então a busca local encontrará a solução ótima. Caso uma função objetivo tenha vários ótimos locais, a busca local vai encontrar ótimos locais, que eventualmente um deles também pode ser um ótimo global. A busca do SA armazena apenas o estado atual e não enxerga além dos vizinhos imediatos do estado. Contudo, muitas vezes são os melhores métodos para tratar problemas complexos.

3.2.3 Vizinhaça

Na busca local usada pelo algoritmo SA existem importantes conceitos como a representação da solução e a vizinhaça. Entende-se como representação da solução um método de representar o problema, escolhendo uma forma mais natural de representação, como o exemplo mostrado na figura 3.4. Nesta figura são apresentados os vários modos de se representar uma solução, podendo ser em forma binária com a presença representada pelo dígito 1 ou ausência representada pelo dígito 0 (Figura 3.4(a)), por permutação representada pela troca de posições em uma vizinhaça (Figura 3.4(b)) e por um vetor de dados (Figura 3.4(c)).

Considerando o processo de transições através do espaço de busca de um problema, o SA representa duas características fundamentais: a forma de escolha do vizinho mais interessante e o controle de processo de transições (Romero e Mantovani, 2004). Entende-se como conceito de vizinhaça o conjunto de soluções que podem ser alcançadas a partir de uma determinada solução através de um movimento no espaço de busca. Assim, escolhe-se aleatoriamente um

vizinho da topologia corrente e, se esse vizinho for de melhor qualidade, é realizada a transição escolhendo-o como sendo a nova topologia corrente, o que também pode ser escolhido usando um critério probabilístico. Porém, existe a possibilidade da escolha de um vizinho de pior qualidade. Por isso, é necessário encontrar uma função que faça um equilíbrio entre a complexidade da busca da vizinhança e a qualidade da solução.

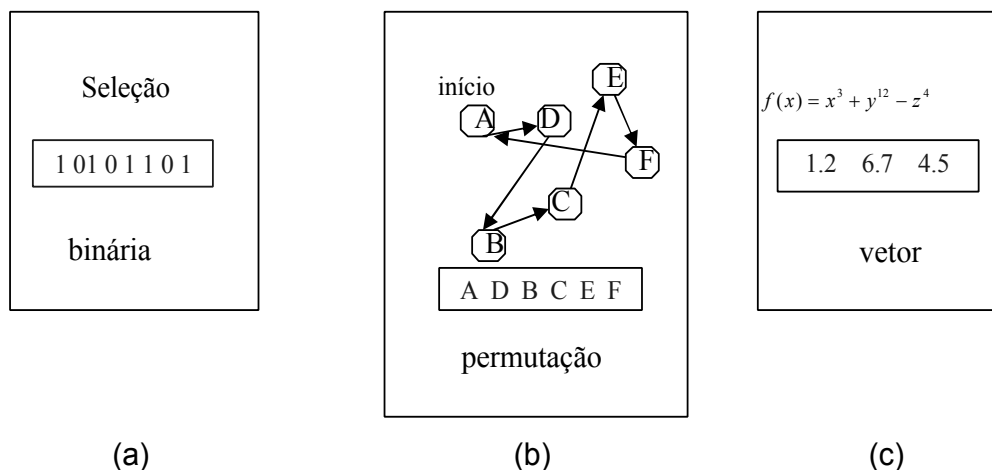


Figura 3.4 - Tipos de representação da solução (a) Binária, (b) Permutação e (c) Vetor de dados

A escolha de um vizinho de pior qualidade é controlada por dois parâmetros: a temperatura e a variação da função objetivo. Assim, se a variação da função objetivo for pequena e/ou a temperatura for elevada, a probabilidade de escolher um vizinho de pior qualidade é elevada. Com essa lógica, nas fases iniciais do processo geralmente são realizadas muitas transições para vizinhos de pior qualidade, sendo que essa probabilidade diminui no decorrer do processo chegando a ser praticamente nula nas fases finais, onde são aceitas apenas topologias vizinhas de melhor qualidade. Vizinhanças de menor tamanho podem ser exploradas rapidamente, com o risco do processo de busca ficar preso em um ótimo local, enquanto vizinhanças maiores são mais lentas para a exploração, mas o risco de ficar preso diminui. Além disso, as vizinhanças menores são mais rápidas para exploração, mas pode ser necessário explorar um grande número de vizinhos. As vizinhanças maiores são mais difíceis de explorar, mas a qualidade das soluções pode ser melhor.

3.2.4 O algoritmo SA

O algoritmo SA considera a perturbação randômica das variáveis de projeto e a manutenção do melhor valor da função objetivo. O algoritmo começa pela generalização de uma solução inicial e pela inicialização da temperatura (Blum e Roli, 2003). A temperatura T , com valor inicial T_{inic} , é o parâmetro que controla a evolução do algoritmo. O valor inicial deve ser relativamente alto para permitir uma boa evolução (diversificação) no espaço de soluções. Este aspecto permite que o algoritmo evite ficar preso em regiões de ótimos locais, pois evoluções que não melhorem a solução corrente têm grande probabilidade de serem aceitas. À medida que a temperatura vai diminuindo, o processo de melhoria em uma região específica vai se intensificando (intensificação), até que, eventualmente, convirja para um ótimo global.

A cada iteração uma nova solução é aleatoriamente amostrada e ela é aceita como a atual solução, dependendo da função objetivo e da temperatura. Então uma escolha de uma solução do espaço de busca avalia e denomina a solução corrente. Se a nova solução é melhor do que a corrente, transforma a nova solução em corrente, caso contrário, descarta a solução. Uma nova solução que seja pior é aceita com pequena probabilidade, sendo esta probabilidade de aceitar tal movimento determinada pela temperatura. Para altas temperaturas, a probabilidade de aceitar movimentos piores é alta e para temperaturas baixas essa probabilidade se torna baixa (Saramago, 2003).

A solução inicial é denotada por X_{inic} e nos referimos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada $BUSCA(X_{atual})$. Para um grande número de problemas combinatórias, esta vizinhança deve ser limitada, de modo que sua exploração possa se dar de forma intensiva. Em muitos casos, em uma representação de bits, a nova solução pode

ser obtida a partir da solução corrente através da mudança de um bit ou pela troca de posição de dois bits sendo para cada vizinhança um novo valor de $\Delta(Z_{novo}, Z_{atual})$ é calculado.

A nova solução será aceita se $\Delta(Z_{novo}, Z_{atual})$ for negativo, para um problema cujo o objetivo seja a minimização da função objetivo. Em tal caso, é feita uma verificação para identificar se a nova solução é a melhor encontrada até o momento. Por outro lado, se $\Delta(Z_{novo}, Z_{atual})$ for positivo, a nova solução será aceita com uma probabilidade que diminui com a temperatura corrente T . Um número uniformemente distribuído no intervalo $[0,1)$ é gerado para decidir se a nova solução será aceita (Vieira et al, 2005). A Figura 3.5 ilustra a forma algorítmica do método SA.

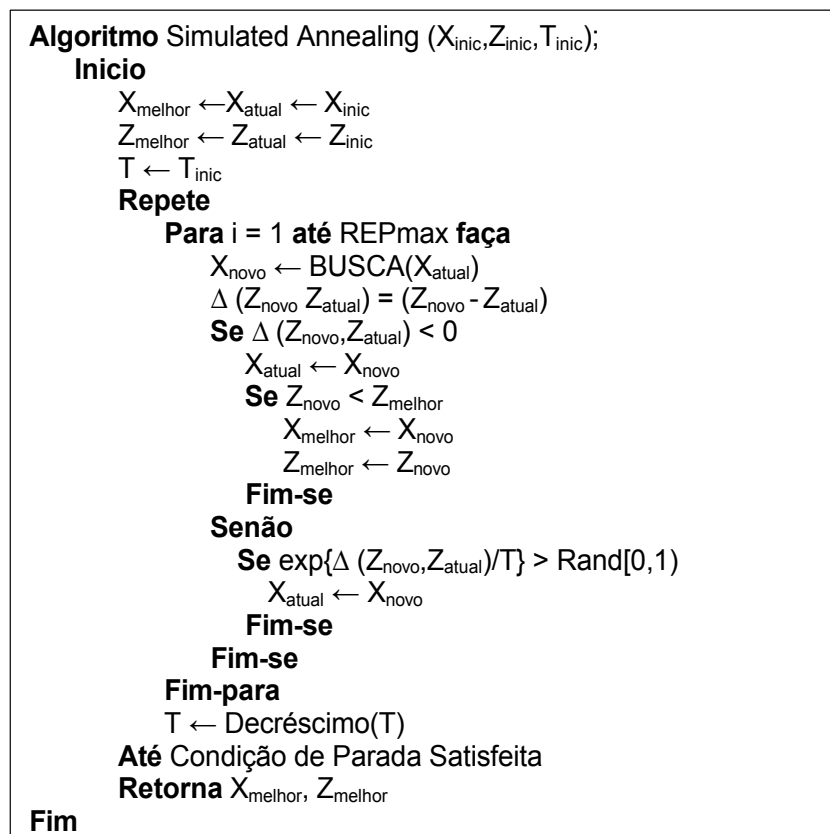


Figura 3.5 - Algoritmo SA

Para o mecanismo de decréscimo da temperatura ($\text{Decréscimo}(T)$) existem vários critérios para determinar a taxa de diminuição da temperatura, todos eles

baseados no critério básico de manter o quase-equilíbrio do processo. A cada nível de temperatura, um número normalmente fixo de soluções são geradas e avaliadas. Este número é denominado fator de repetição e denotado como *REP_{max}*. O valor desta repetição deve ser suficientemente alto, principalmente no início, para permitir que boas soluções sejam encontradas em cada nível de temperatura. O processo continua até que a temperatura atinja um valor tão baixo que efetivamente impeça que a solução vai mudar, a menos que seja para melhor. Neste ponto, o algoritmo retorna com a melhor solução encontrada e o valor da função objetivo para esta solução (Vieira et al, 2005).

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO IV

METODOLOGIA

Para resolver o problema de planejamento de RDEE foram propostos, neste trabalho, dois métodos. O primeiro baseia-se na heurística *Hill-Climbing* e o segundo é baseado na metaheurística SA. A diferença entre estes dois métodos é que o SA tenta fugir do ótimo local aceitando soluções piores que a corrente, almejando alcançar um ótimo ou próximo do ótimo global, através de um critério probabilístico controlado pela variação da função objetivo e pela temperatura do sistema. Já o HC aceita apenas soluções melhores, e pode ficar parado em um ótimo local e não encontrar o ótimo global.

Após a apresentação das restrições geográficas e elétricas consideradas em um planejamento de RDEE, a metaheurística SA e a heurística HC, neste capítulo é descrita a metodologia utilizada para resolver o problema de planejamento de RDEE. Para isto é considerada como exemplo, no decorrer deste capítulo, a área da figura 4.1 para a implantação de uma RDEE. Como visto o triângulo representa a subestação de distribuição os círculos representam os consumidores (cargas) e os polígonos representam os obstáculos naturais e político-sociais.

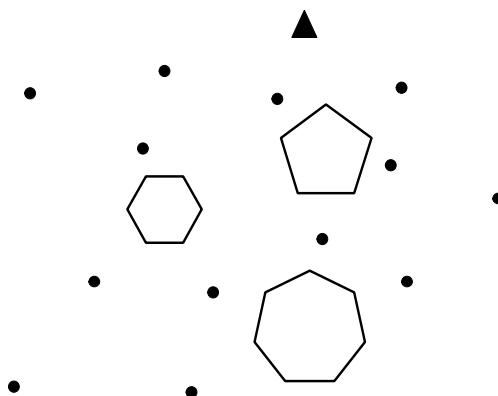


Figura 4.1 – Exemplo de área para implantação de uma RDEE

Na seção 4.1 é realizada a aplicação das restrições geográficas. A seção 4.2 apresenta o método utilizado para encontrar a solução inicial para o problema de planejamento de RDEE. A aplicação das restrições elétricas é mostrada na seção 4.3. A função objetivo considerada, neste trabalho, para o problema de planejamento de RDEE é descrita na seção 4.4. Na seção 4.5 é apresentado o método para encontrar a configuração vizinha de uma solução atual. Finalizando o capítulo, na seção 4.6 é descrito o algoritmo SA adaptado ao problema de planejamento de RDEE e na seção 4.7 é descrito o algoritmo *Hill-Climbing* adaptado ao mesmo problema.

4.1 Aplicação das restrições geográficas

Na tentativa de minimizar os custos do projeto de uma RDEE (menor caminho), para desviar dos obstáculos naturais e político-sociais foi adicionado pontos auxiliares randômicos ao problema. A figura 4.2 mostra a adição destes pontos auxiliares (representados por quadrados) ao exemplo da figura 4.1.

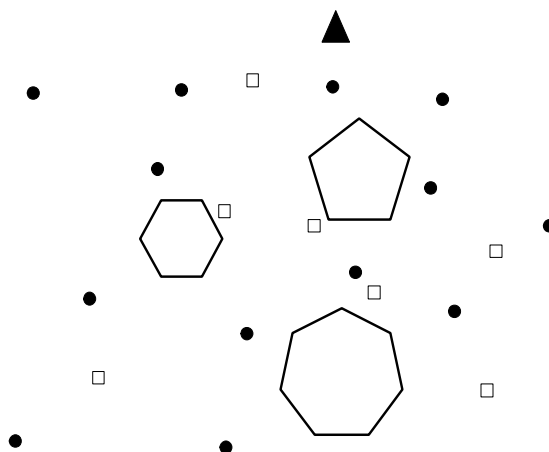


Figura 4.2 – Adição de pontos auxiliares ao exemplo

Após a adição dos pontos auxiliares, a próxima etapa para a resolução do problema de restrições geográficas é a triangulação do mesmo, ou seja, descobrir quais os possíveis caminhos da rede de distribuição. A aplicação da triangulação de Delaunay (seção 2.1.1) no problema exposto da figura 4.2 é mostrada na

figura 4.3. Pode-se observar na figura 4.3 os possíveis caminhos da RDEE e, dependendo da solução do problema, o comprimento total da rede poderá ser maior e, conseqüentemente, o custo do projeto mais elevado. Outro fator que eleva o custo do projeto é a escolha de uma solução que contém caminhos que passam pelos polígonos de restrições (obstáculos naturais e político-sociais). Para evitar que a RDEE tenha tais caminhos, após a triangulação de Delaunay é utilizado o método de atribuição de pesos às arestas descrito na seção 2.1.2.

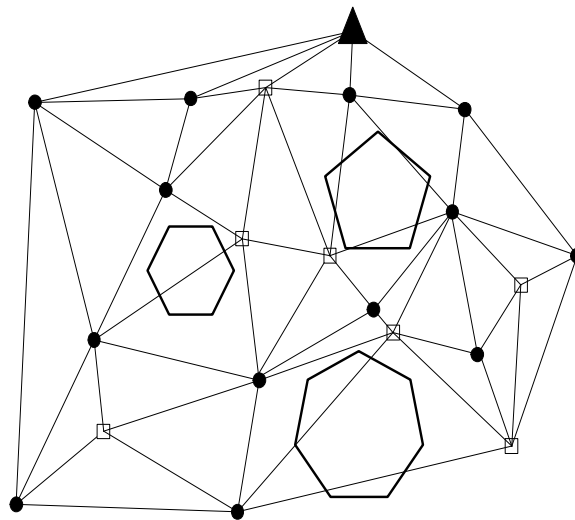


Figura 4.3 – Triangulação do Problema Exemplo

Para tanto, verifica-se os possíveis caminhos a serem adotados, atribuindo pesos às arestas. Como exemplo, foram considerados os caminhos da figura 4.3, onde as arestas nos casos 1, 5 e 6 receberão pesos iguais a 1 e as arestas nos casos 2, 3 e 4 receberão pesos proporcionais aos polígonos de restrição ao qual cada aresta possua o ponto dentro. A figura 4.4 ilustra tal situação. A aresta que corta o hexágono (áreas pantanosas) recebeu peso 20, as arestas que cortam o pentágono (reservas ambientais) receberam peso 30 e as arestas que passam pelo heptágono (área privada) receberam peso 10.

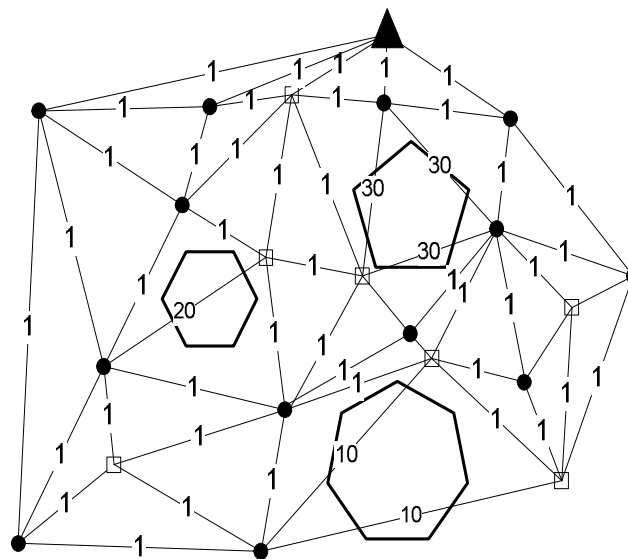


Figura 4.4 - Atribuição de pesos ao exemplo

Após encontrar os possíveis caminhos da RDEE e atribuir pesos a todas as arestas (restrições geográficas) é necessário algum método para encontrar a solução inicial para o problema de planejamento de RDEE.

4.2 Método para encontrar a solução inicial

O processo de determinação da solução inicial (X_{inic}) utilizado, neste trabalho, para o problema de planejamento de RDEE foi dividido em 2 etapas:

- 1) Encontrar o menor caminho de cada consumidor até a subestação de distribuição;
- 2) Utilização da técnica *Branch Exchange*.

Para encontrar o menor caminho de um consumidor até a subestação de distribuição foram considerados os possíveis caminhos obtidos pela triangulação de Delaunay (seção 2.1) e também foi considerada a atribuição de pesos às arestas, descrita na seção 2.2. A ligação de cada consumidor à subestação de distribuição configura a pior solução do problema de planejamento de RDEE. Na figura 4.5 é mostrada a pior solução do exemplo da figura 4.1.

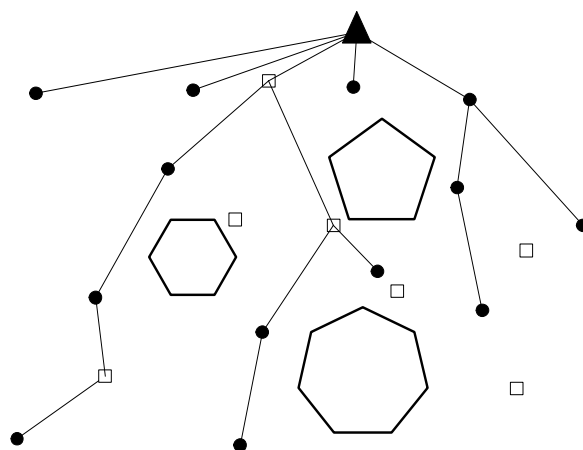


Figura 4.5 – Pior solução

Considerando o menor caminho de cada consumidor à subestação de distribuição, utilizamos o método *branch exchange* para determinar a solução inicial, proposta neste trabalho, para o problema de planejamento de RDEE. Neste método, primeiramente obtém-se o consumidor mais distante da subestação (CD). Após a obtenção de CD, é calculado o ponto mais próximo dele (PP) que pode ser ponto auxiliar ou outro consumidor, conforme ilustra a figura 4.6.

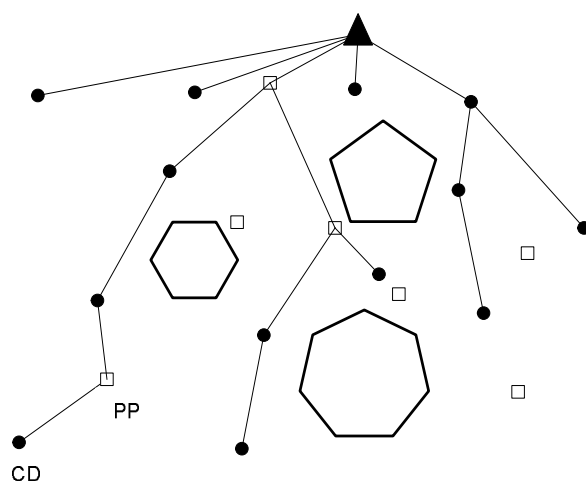


Figura 4.6 – Visualização de CD e PP

A definição do caminho que CD irá estabelecer sua ligação com a subestação de distribuição depende da Equação (4.1).

$$\begin{aligned}
 DD_{CD} &= 2 * D_{CD} \\
 SD_{CDPP} &= D_{CD} + D_{PP}
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

Na Equação (4.1) D_{CD} é a distância entre CD e a subestação considerando os pesos das arestas e D_{PP} é a distância entre o PP e a subestação considerando os pesos das arestas. Se DD_{CD} for maior que SD_{CDPP} então é retirado o caminho entre CD e a subestação de distribuição e adicionada uma aresta entre CD e PP. Caso contrário, permanece a ligação de menor caminho entre CD e a subestação de distribuição. Na iteração posterior, verifica-se qual o próximo consumidor mais distante da subestação (CD), dentre aqueles que ainda não foram testados, e assim por diante até que todos os consumidores sejam testados. Quando um ponto PP escolhido for auxiliar, calcula-se o ponto mais próximo deste até que se encontre um consumidor ou a própria subestação de distribuição. Na figura 4.7 é mostrada a solução inicial considerando as restrições geográficas para o problema da figura 4.1.

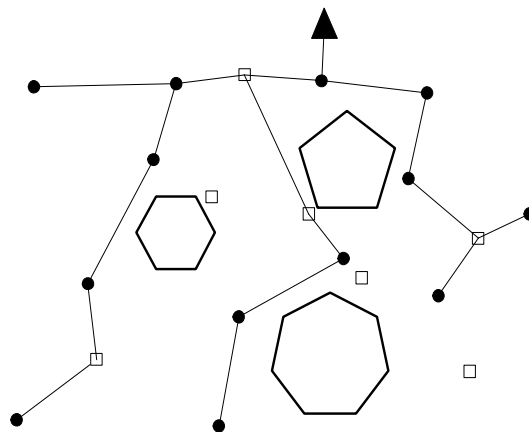


Figura 4.7 – Solução inicial considerando as restrições geográficas

O algoritmo para encontrar a solução inicial para o problema de planejamento de RDEE é visualizado na figura 4.8. O dimensionamento de cabos (*Dimensionar_Cabos(caminho)*) da solução inicial da figura 4.7 é descrito na próxima seção.

```

Procedimento Solução Inicial (peso, arestas)
  para  $t = 1$  até número de consumidor  $T$  faça
    caminho( $t$ ) = Menor caminho(arestas, peso)
    teste( $t$ ) = 1
  fim para
  para  $t = 1$  até número de consumidor  $T$  faça
    CD=Consumidor mais distante da subestação com o valor de teste=1
    PP = Consumidor mais próximo de CD
    Calcular  $DD_{CD}$  e  $SD_{CDPP}$  através da equação 2.4
    if  $DD_{CD} > SD_{CDPP}$ 
      caminho(CD) = arestas(CD,PP) + caminho(PP)
    fim para
    teste(CD) = 0
  fim para
  caminho = Dimensionar_Cabos(caminho)
  Retorna caminho
fim procedimento

```

Figura 4.8 – Algoritmo para encontrar a solução inicial

4.3 Aplicação das restrições elétricas

A partir da solução inicial da figura 4.7 obtida pela consideração das restrições geográficas é necessário dimensionar os alimentadores da RDEE. Este dimensionamento é feito ramo a ramo de maneira a não violar as características elétricas do alimentador alocado a um determinado ramo. A primeira etapa do dimensionamento dos alimentadores é a ordenação dos ramos da RDEE por camada conforme seção 2.2.2. A figura 4.9 ilustra a ordenação dos ramos da solução inicial da figura 4.7.

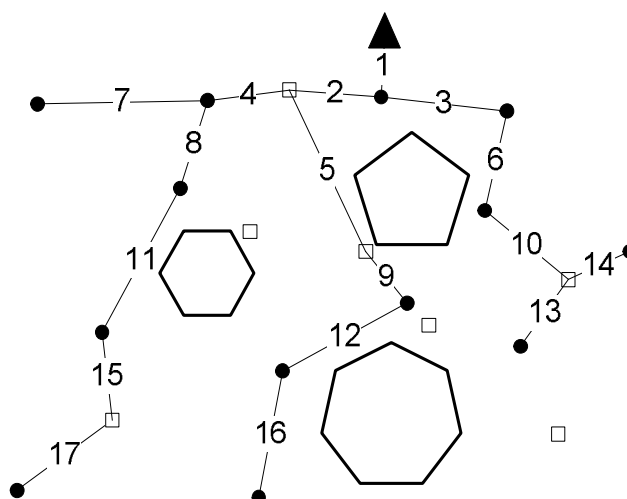


Figura 4.9 – Ordenação dos ramos da RDEE da figura 4.7

Após a ordenação dos ramos é executado o procedimento de dimensionamento de alimentadores descrito na seção 2.2.3. A figura 4.10 ilustra o dimensionamento dos alimentadores para a solução inicial da figura 4.7. Os ramos com as arestas destacadas representam que a bitola dos cabos para estes ramos foi maior que a bitola dos cabos dos demais ramos.

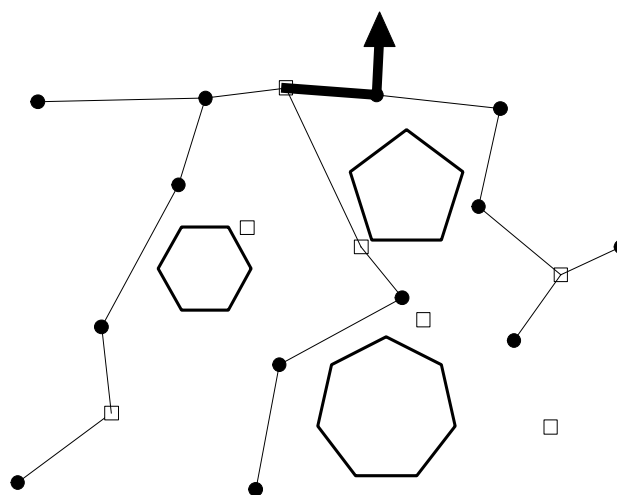


Figura 4.10 – Solução inicial da área da figura 4.1

Determinada a solução inicial considerando as restrições geográficas e elétricas da RDEE, é necessário definir qual a função objetivo considerada para avaliar o custo de cada solução.

4.4 Função objetivo

O objetivo deste trabalho é planejar uma RDEE de maneira otimizada considerando as restrições geográficas e elétricas. Cada aresta da árvore deve ser avaliada, levando em conta os custos de investimento e as perdas de energia e potência. O custo total (C_{tot}) da RDEE é dado pela soma do custo de investimento (C_{inv}) e do custo de perdas de energia e potência (C_{perdas}). A função objetivo visa minimizar o custo total do projeto de acordo com Equação (4.2).

$$\text{Minimizar : } C_{tot} = C_{inv} + C_{perdas} \quad (4.2)$$

Para calcular o custo de investimento de uma RDEE deve ser considerado o comprimento total dos cabos utilizados, o peso atribuído a cada ramo da RDEE (restrições geográficas) e, também, o custo do cabo (alimentador) utilizado em cada ramo. Assim, o custo de investimento de uma RDEE é fornecido pela Equação (4.3) (Boulaxis, 2002).

$$C_{inv} = \sum_{k=1}^M Comp_k \times peso_k \times ccabo_k \quad (4.3)$$

onde,

- M é a quantidade de ramos da RDEE;
- $Comp_k$ é o comprimento do ramo k ;
- $peso_k$ é o peso atribuído ao ramo k ;
- $ccabo_k$ é o custo do cabo utilizado em cada ramo k .

O comprimento de cada ramo de uma RDEE é calculado conforme a Equação (4.4) (Boulaxis, 2002).

$$Comp = \sqrt{(x_{k1} - x_{k2})^2 + (y_{k1} - y_{k2})^2} \quad (4.4)$$

onde,

- x_{k1} é a abscissa do primeiro vértice do ramo k;
- x_{k2} é a abscissa do segundo vértice do ramo k;
- y_{k1} é a ordenada do primeiro vértice do ramo k;
- y_{k2} é a ordenada do segundo vértice do ramo k.

Conforme descrito na seção 2.2.1, as perdas representam um custo muito alto em uma RDEE. O custo de perdas de energia e potência é calculado através da Equação (4.5).

$$C_{perdas} = (a + b \times LF \times 8760) \times real\left\{\sum_{k=1}^M Z^{(k)} \times J_L^{(k)} \times (J_L^{(k)})^*\right\} \quad (4.5)$$

onde,

- a é o custo de perda de potência (R\$/kW);
- b é o custo de perda de energia (R\$/kWh);
- LF é o fator de perda;
- $Z^{(k)}$ é a impedância na aresta k;
- $J_L^{(k)}$ é a corrente na aresta k (é um número complexo);
- $(J_L^{(k)})^*$ é o complexo conjugado de J_L na aresta k.

O cálculo do custo da perda $(a + b \times LF \times 8760)$ é estabelecido conforme Rocha, Brito e Machado (2008) e a potência referente às perdas é calculado no fluxo de carga (seção 2.2.2).

O fator de perda é calculado através do fator de carga (LD) ilustrado na Equação (4.6) (Rocha, Brito e Machado, 2008). LD é a razão entre a demanda média e a demanda máxima da unidade consumidora, ocorridas no mesmo intervalo de tempo especificado (Glossário ANEEL, 2009).

$$LF = 0.3 \times LD + 0.7 \times LD^2 \quad (4.6)$$

Se a solução não convergir o custo total é penalizado por um coeficiente de penalidade ρ , de acordo com a Equação (4.7).

$$C_{tot} = \rho \times C_{tot} \quad (4.7)$$

Depois de avaliado o custo da solução é necessário algum método para encontrar a configuração vizinha de uma solução corrente.

4.5 Método para encontrar a configuração vizinha

A configuração vizinha para o problema de planejamento de RDEE é dividida em 3 etapas:

- 1) Formação de ciclo através da adição de uma ou mais arestas à solução corrente;
- 2) Retirada uma a uma das arestas pertencentes ao ciclo formado, e calcular, a cada aresta retirada, o valor da função objetivo;
- 3) Escolher dentre os possíveis vizinhos, aquele que possui o menor valor da função objetivo.

Na primeira etapa, é escolhido aleatoriamente o primeiro vértice da aresta que irá formar o ciclo, dentre os vértices que estão ligados a algum outro vértice (vi). Posteriormente, é escolhido aleatoriamente o segundo vértice da aresta (vf) que irá forma o ciclo, dentre os vértices que não estejam ligados diretamente ao primeiro vértice (vi). Após a escolha dos dois vértices temos a aresta para a formação de um ciclo, sendo que esta aresta é adicionada à solução corrente. A figura 4.11 ilustra a adição de uma aresta à solução inicial da figura 4.10.

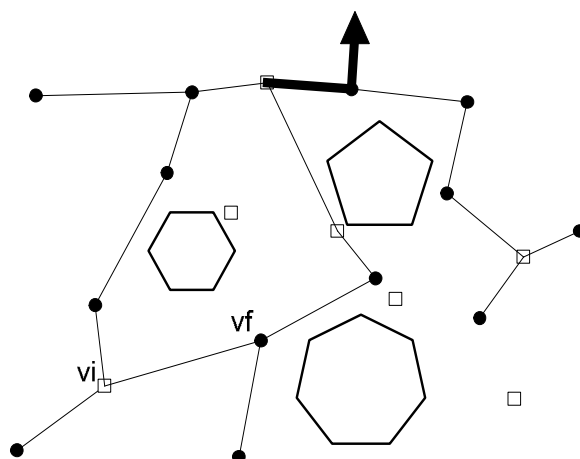


Figura 4.11 – Demonstração de ciclo com adição de uma aresta

Todas as escolhas dos vértices, para a formação de uma aresta, devem levar em consideração os possíveis caminhos fornecidos pela triangulação de Delaunay e os pesos atribuídos a tais caminhos. Caso os possíveis caminhos da RDEE fornecidos pela triangulação de Delaunay não permite a ligação direta entre vi e vf , calcula-se o menor caminho entre vi e vf até formar o ciclo e são adicionadas todas as arestas, pertencentes ao menor caminho, para a formação do ciclo. A figura 4.12 ilustra tal situação na solução inicial da figura 4.10.

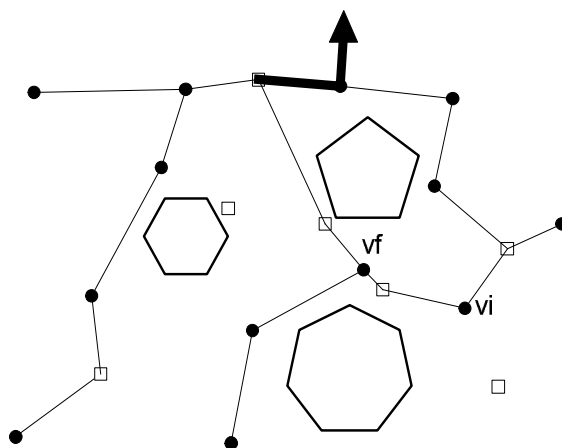


Figura 4.12 – Demonstração de ciclo com o ponto vf ligado indiretamente a vi

Na escolha de um segundo vértice (vf) que seja auxiliar (ponto auxiliar) e que não forme um ciclo, são adicionadas mais arestas, obedecendo ao menor caminho do ponto auxiliar à subestação, até que se forme o ciclo. A figura 4.13

ilustra a situação em que a escolha do ponto vf , na solução inicial da figura 4.10, é auxiliar.

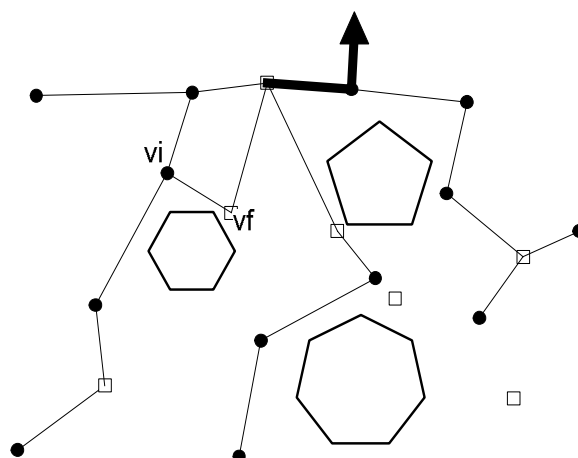


Figura 4.13 - Demonstração de ciclo com o ponto vf sendo auxiliar

Na segunda etapa, após a formação do ciclo, é calculado o valor da função objetivo (seção 4.4) considerando a retirada uma a uma das arestas pertencentes ao ciclo. Não é considerada a retirada das arestas que foram incluídas para completar o ciclo. Para o melhor entendimento, considere o ciclo da figura 4.11 com as arestas, pertencentes ao ciclo, enumeradas conforme a figura 4.14.

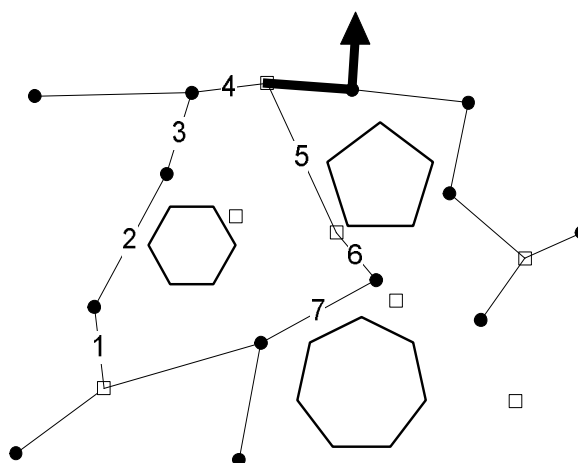


Figura 4.14 – Enumeração das arestas do ciclo

Primeiro retira-se a aresta 1 e calcula-se o valor da função objetivo para esta solução. Assim por diante até que seja calculado o valor da função objetivo com a retirada da aresta 7. Na situação em que, na retirada de uma aresta, um

ponto auxiliar permanecer com apenas uma ligação (não pertencer a nenhum caminho de consumidor), a aresta que faz a ligação deste ponto auxiliar também deverá ser excluída. Como exemplo, na retirada da aresta 5, também é retirada a aresta 6, pois em uma das extremidades da aresta 6 temos um ponto auxiliar, e com a retirada da aresta 5 este ponto auxiliar não tem mais nenhum outro caminho passando por ele, ou seja esta aresta não tem o porque de existir. Na retirada da aresta 6 também seria excluída a aresta 5. A figura 4.15 mostra como ficaria a solução no caso da retirada da aresta 5.

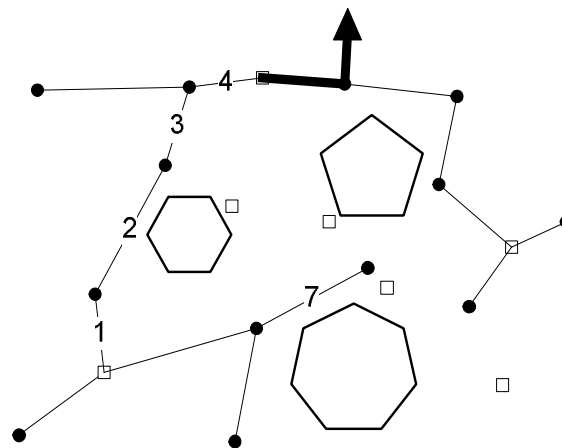


Figura 4.15 – Retirada de duas arestas

Na terceira etapa, a exclusão da aresta que apresentar o menor valor da função objetivo passa a ser a solução vizinha da solução corrente. A figura 4.16 representa a solução vizinha da solução inicial da figura 4.10, considerando o ciclo formado na figura 4.11.

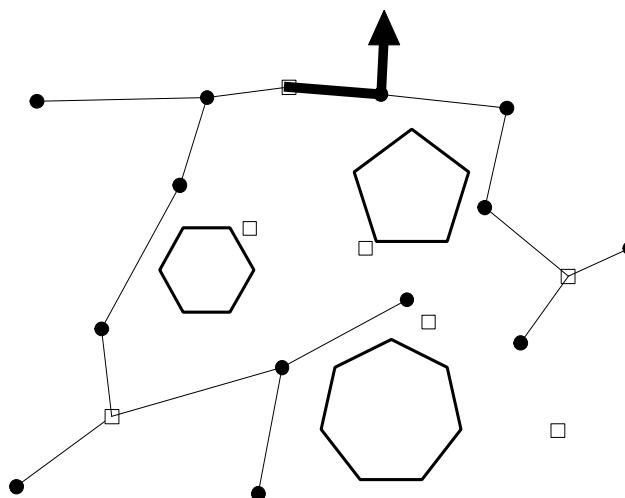


Figura 4.16 - Vizinho da solução inicial

A figura 4.17 representa a forma algorítmica para encontrar a configuração vizinha do problema de planejamento de RDEE.

```

Procedimento Encontrar Vizinho (Solução Corrente, arestas,peso)
    vi = Obter aleatoriamente um vértice  $\in$  à solução corrente
    vf = Obter aleatoriamente um vértice que não esteja ligado diretamente a vi
    caminho = Menor Caminho da aresta "arestas(vi,vf)" até formar o ciclo
    Solução Corrente = Solução Corrente + caminho
    para  $t = 1$  até número de arestas  $T$  faça
        para cada aresta pertencente ao ciclo
            repita
                se aresta( $t$ )  $\notin$  caminho
                    caminho = aresta( $t$ ) + todas as arestas que
                        devem ser excluídas para não deixar nenhum
                        ponto auxiliar na folha da árvore.
                    Vizinho = Solução Corrente – caminho
                    Dimensionamento_Cabo(Vizinho)
                    Custo = Calculo da função objetivo(seção 4.4)
                    se Custo for menor até o momento
                        Melhor Vizinho = Vizinho
                    fim se
                fim se
            fim se
        até que todas as arestas pertencentes ao ciclo sejam testadas
    fim para
    fim para
    Retorna Melhor Vizinho
fim procedimento

```

Figura 4.17 – Algoritmo para encontrar a configuração vizinha

4.6 Algoritmo proposto baseado na metaheurística SA

Nesta seção é apresentado o método proposto para a solução do problema de planejamento de RDEE baseado na metaheurística SA (seção 3.2) para encontrar a melhor rota da RDEE considerando as restrições geográficas e elétricas. As restrições geográficas foram obtidas através do método de atribuição

de pesos descrito na seção 2.1.2. O método para considerar as restrições elétricas foi apresentado na seção 2.2.3.

Primeiramente, através da triangulação de Delaunay (seção 2.1.1) são obtidas as possíveis rotas (*arestas*) que a RDEE poderá estabelecer para fazer a ligação entre todas as cargas até a subestação de distribuição. Neste método é necessário saber as posições geográficas de cada carga (*Localização Geográfica*). Após a obtenção dos possíveis caminhos é atribuído os pesos (*pesos*) de cada aresta obtida pela triangulação de Delaunay através do método de atribuição de pesos (seção 2.1.2). Posteriormente é obtida a solução inicial (X_{inic}) para o problema de RDEE através do método descrito na seção 4.2.

Referimos-nos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente e são calculados através dos cálculos apresentados na seção 4.4. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada *Encontrar_Vizinho*($X_{atual}, arestas, pesos$), sendo que a vizinhança é configurada conforme mostrado na seção 4.5. Para cada vizinho um novo valor de Z_{novo} é calculado. Se a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for negativa a nova solução é aceita. Em tal caso, é feita uma verificação para identificar se a nova solução é a melhor encontrada até o momento. Por outro lado, a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for positiva, a nova solução será aceita com uma probabilidade que diminui com a temperatura corrente T . Um número uniformemente distribuído no intervalo $[0,1)$ é gerado para decidir se a nova solução será aceita. A forma algorítmica do SA adaptado para o problema de planejamento de RDEE é mostrada na figura 4.18.

Algoritmo SA para o problema de planejamento de RDEE**Início**

arestas = Triangulação de Delaunay (Localização Geográfica)

pesos = Atribuir Pesos às arestas (arestas)

 $X_{inic} \leftarrow$ Solução Inicial (pesos, arestas) $X_{melhor} \leftarrow X_{atual} \leftarrow X_{inic}$ $Z_{inic} \leftarrow$ Função Objetivo (X_{inic}) $Z_{melhor} \leftarrow Z_{atual} \leftarrow Z_{inic}$ $T_k \leftarrow T_{inic}$ **Repete****Para** $i = 1$ **até** REPmax **faça** $X_{novo} \leftarrow$ Encontrar_Vizinho (X_{atual} , arestas, pesos) $\Delta (Z_{novo}, Z_{atual}) = (Z_{novo} - Z_{atual})$ **Se** $\Delta (Z_{novo}, Z_{atual}) < 0$ $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ **Se** $Z_{novo} < Z_{melhor}$ $X_{melhor} \leftarrow X_{novo}$ $Z_{melhor} \leftarrow Z_{novo}$ **Fim-se****Senão****Se** $\exp\{\Delta (Z_{novo}, Z_{atual})/t_k\} > \text{Rand}[0,1]$ $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ **Fim-se****Fim-se****Fim-para** $T_{k+1} \leftarrow f(T_k)$ **Até** Condição de parada satisfeita**Retorna** X_{melhor} , Z_{melhor} **Fim**

Figura 4.18 – Algoritmo SA adaptado para o problema de planejamento de RDEE

Para determinar a temperatura inicial (T_{inic}) foi utilizada a proposta de Romero e Mantovani (2004) onde T_{inic} é fornecida através da Equação (4.8).

$$T_{inic} = \frac{\mu}{-\ln(\phi)} \times f(x_{inic}) \quad (4.8)$$

Na Equação (4.7) ϕ é a porcentagem em que é aceita uma solução que é μ % pior que a função objetivo da solução inicial $f(x_{inic})$ durante o primeiro nível de temperatura.

A variação da temperatura a cada iteração, utilizada neste trabalho, é proposta em Romero e Mantovani (2004) e é ilustrada conforme a Equação (4.9).

$$T_{k+1} = \frac{T_k}{1 + \frac{\ln(1 + \delta) T_k}{3\sigma(T_k)}} \quad (4.9)$$

Na Equação (4.8) $\sigma(T_k)$ é o desvio padrão das funções objetivo das configurações geradas no nível de temperatura T_k e δ é a taxa variável, onde $\delta \in [0,01; 0,20]$. A cada nível de temperatura um número normalmente fixo de soluções são geradas e avaliadas. Este número é denominado fator de repetição e denotado como *REPmax*. O processo continua até que a condição de parada seja satisfeita. A condição de parada será um número fixo de iterações. Neste ponto o algoritmo retorna com a melhor solução encontrada para o problema de planejamento de RDEE.

4.7 Algoritmo proposto baseado na heurística *Hill-Climbing*

Nesta seção é apresentado o método proposto para a solução do problema de planejamento de RDEE baseado na heurística HC (seção 3.1) para encontrar a melhor rota da RDEE considerando as restrições geográficas e elétricas. As restrições geográficas foram obtidas através do método descrito na seção 2.1.2 e as restrições elétricas foram consideradas conforme apresentada na seção 2.2.3.

Através da triangulação de Delaunay (seção 2.1.1) são obtidos os possíveis caminhos que a RDEE poderá estabelecer (*arestas*) e para isto é necessário saber as posições geográficas de cada carga (*Localização Geográfica*). Após a obtenção dos possíveis caminhos é atribuído os pesos (*pesos*) de cada aresta obtida pela triangulação de Delaunay através do método de atribuição de pesos (*Atribuir Pesos às arestas (arestas)*) (seção 2.1.2). A solução inicial (*Solução Inicial (pesos, arestas)*) para o problema de RDEE foi obtida através do método descrito na seção 4.2.

O algoritmo *Hill-Climbing* proposto para resolver o problema de planejamento de RDEE é apresentado na figura 4.19. A solução inicial é denotada por X_{inic} e nos referimos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente e são calculados através da função objetivo descrita na seção 4.4. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada *Encontrar_Vizinho* (X_{atual} , *arestas*, *pesos*) conforme seção 4.5. Se este novo ponto X_{novo} apresentar um melhor valor para a função objetivo, então o novo ponto torna-se o ponto atual.

Algoritmo Hill Climbing para o problema de planejamento de RDEE

Inicio

arestas = Triangulação de Delaunay(Localização Geográfica)

pesos = Atribuir Pesos às arestas (arestas)

$X_{inic} \leftarrow$ Solução Inicial (pesos, arestas)

$X_{melhor} \leftarrow X_{atual} \leftarrow X_{inic}$

$Z_{inic} \leftarrow$ Função Objetivo (X_{inic})

$Z_{melhor} \leftarrow Z_{atual} \leftarrow Z_{inic}$

Repete

$X_{novo} \leftarrow$ Encontrar_Vizinho (X_{atual} , arestas, pesos)

$Z_{novo} \leftarrow$ Função Objetivo (X_{novo})

Se $Z_{novo} < Z_{melhor}$

$X_{melhor} \leftarrow X_{novo}$

$Z_{melhor} \leftarrow Z_{novo}$

$X_{atual} \leftarrow X_{novo}$

Fim-se

Até Condição de Parada Satisfeita

Retorna X_{melhor} , Z_{melhor}

Fim

Figura 4.19 – Algoritmo HC adaptado ao problema de planejamento de RDEE

O método é terminado quando um número fixo de iterações foi efetuado. Neste ponto o algoritmo retorna com a melhor solução encontrada para o problema de planejamento de RDEE.

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO V

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foram realizados dois estudos de caso considerando duas áreas diferentes para a implantação de RDEE. Na tabela 5.1 são mostradas as características dos três tipos de alimentadores considerados nos dois estudos de caso.

Tabela 5.1 – Características dos alimentadores

Resistências - r (ohms/km)	Reatância - x (ohms/km)	Corrente Máxima – I _{max} (A)	Custo por km (R\$)
0,614	0,400	202	4.500,00
0,307	0,370	313	5.000,00
0,155	0,300	350	8.000,00

Os custos atribuídos a cada alimentador não são os valores reais de mercado e foram aplicados apenas para as simulações. A tensão mínima considerada foi igual a 95%.

O custo atribuído para a perda de energia foi R\$0,023 por kWh e o custo atribuído para a perda de potência foi R\$37,00 por kW (Rocha, Brito e Machado, 2008). Foi considerado que 40% do que foi projetado vai ser utilizado simultaneamente, ou seja, o fator de carga foi igual a 0,4.

As arestas que contêm pontos dentro dos polígonos de restrições receberam peso infinito. Para as demais arestas, ou seja, as que não contêm pontos dentro dos polígonos de restrições, foi atribuído peso igual a 1. Nos dois estudos de caso foram implementados os dois algoritmos propostos neste trabalho: o algoritmo baseado na metaheurística SA descrito na seção 4.6 e o algoritmo baseado na heurística HC descrito na seção 4.7.

5.1 Estudo de caso 1

A área considerada para o primeiro estudo de caso tem 100 km², 30 consumidores, representados por círculos, e uma subestação de distribuição representada pelo triângulo conforme ilustra a figura 5.1.

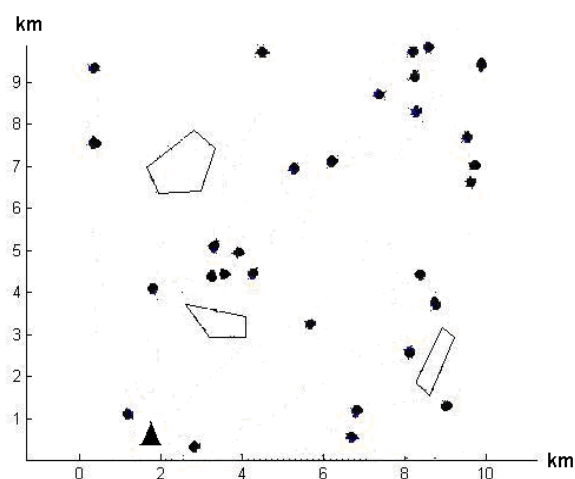


Figura 5.1 – Área considerada no primeiro estudo de caso

A figura 5.2 ilustra os possíveis caminhos (considerando os pontos auxiliares) para a área da figura 5.1. As arestas destacadas representam as arestas que possuem pontos dentro dos polígonos de restrições.

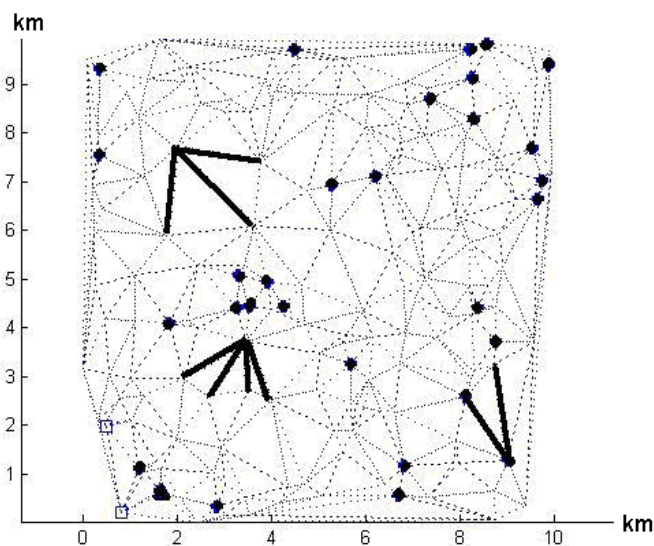


Figura 5.2 - Possíveis caminhos obtidos no primeiro estudo de caso

Na solução inicial (Figura 5.3) implementada como descrito na seção 4.2, a função objetivo produz um custo de R\$272.319,00 (Duzentos e setenta e dois mil, trezentos e dezenove reais).

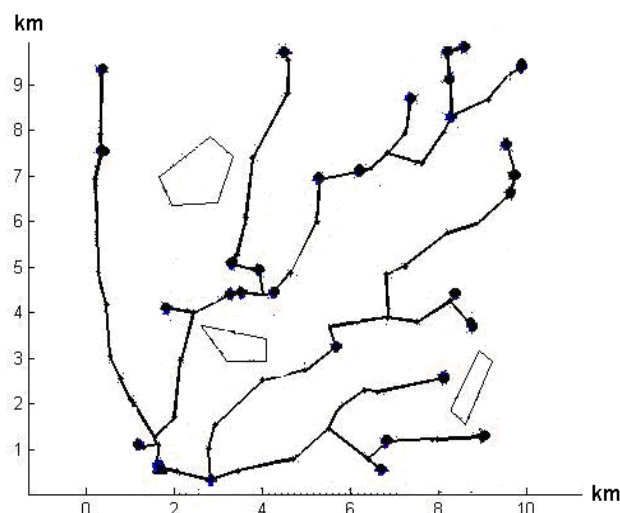


Figura 5.3 – Solução inicial para o primeiro estudo de caso

Após encontrar a solução inicial para a área considerada neste estudo de caso foi executado o algoritmo proposto baseado na metaheurística SA. Para o algoritmo baseado na metaheurística SA, na temperatura inicial (T_{inic}) implementada pretende-se aceitar 13% das vezes ($\phi = 13\%$), soluções cujas funções objetivo são até 1% piores ($\mu = 1\%$) que a função objetivo da solução inicial cujo valor é igual a $f(X_{inic})$ (Romero e Mantovani, 2004). A cada nível de temperatura REP_{max} foi estabelecido um valor igual a 40 iterações e a condição de parada foi um número fixo de 100 iterações. A temperatura variou conforme a Equação (4.8) considerando a taxa de variação $\delta = 0.10$. A melhor solução fornecida pela metaheurística SA, cujo valor da função objetivo é R\$200.860,00 (duzentos mil, oitocentos e sessenta reais) pode ser visualizada na figura 5.4. Observa-se ainda na figura 5.4 a utilização de 2 cabos na melhor solução, sendo que as arestas representadas com as linhas finas utilizam o cabo que suporta corrente máxima de até 202A e as arestas representadas pelas linhas mais grossas utilizam o cabo que suporta corrente máxima de até 313A.

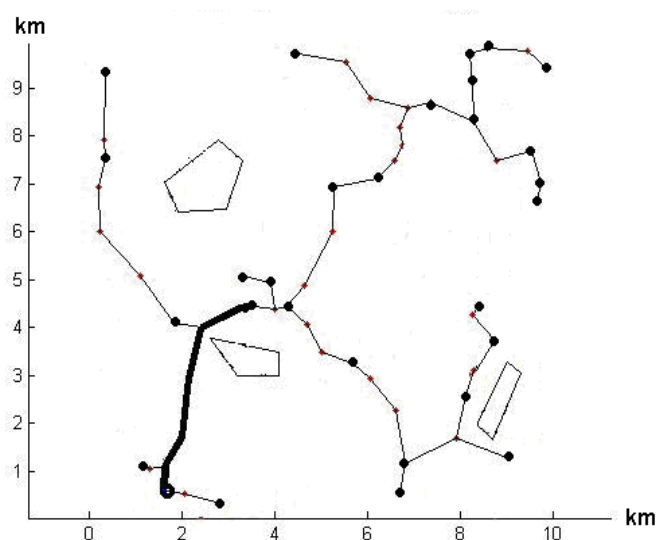


Figura 5.4 – Melhor solução do SA para o primeiro estudo de caso

No algoritmo baseado na heurística HC foi considerado como condição de parada um número fixo igual a 4000 iterações. Este número foi estabelecido conforme o número total de vizinhos testados pelo SA. No SA foram realizadas 100 iterações sendo que a cada temperatura seriam testados 40 vizinhos, ou seja, $100 * 40 = 4000$ iterações. O valor da melhor solução encontrada pelo algoritmo HC foi de R\$200.560,00 (duzentos mil, quinhentos e sessenta reais) e a solução pode ser visualizada na figura 5.5.

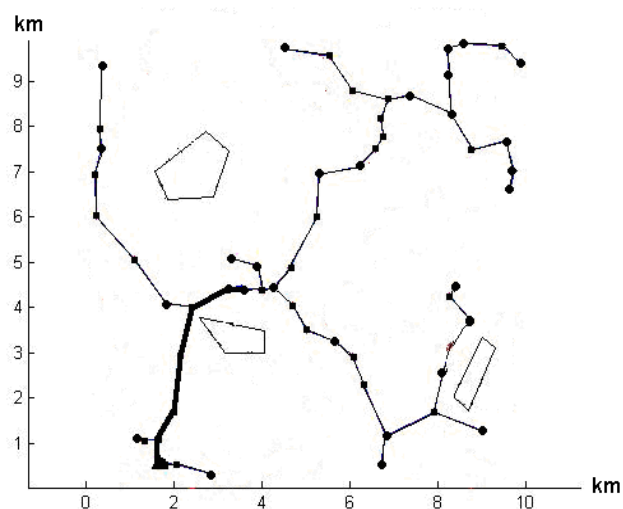
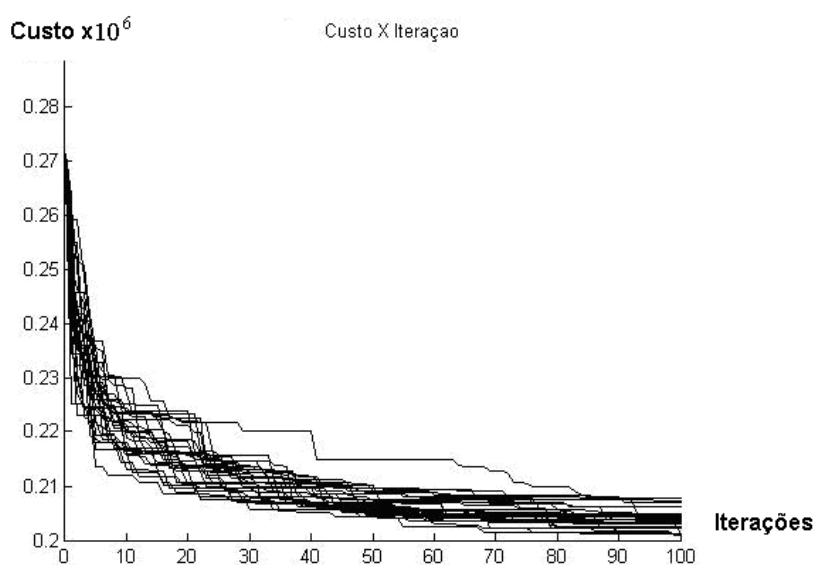
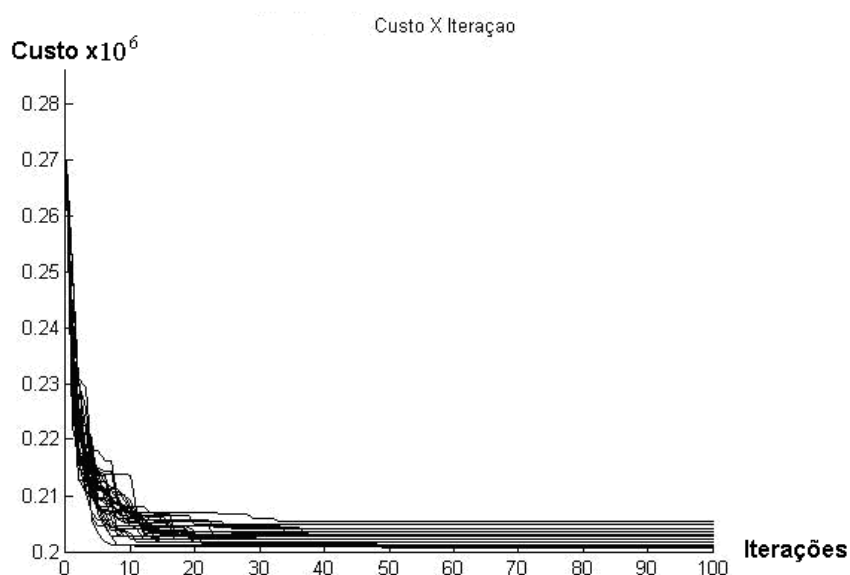


Figura 5.5 – Melhor solução do HC para o primeiro estudo de caso

Esta mesma configuração do problema foi executada 30 vezes para o algoritmo baseado na metaheurística SA e 30 vezes para algoritmo baseado na heurística HC, com o objetivo de medir a eficiência dos algoritmos em encontrar boas soluções. A figura 5.6 apresenta o gráfico das 30 curvas, descrevendo o comportamento de tais algoritmos em cada uma de suas execuções para a mesma configuração do problema. Os gráficos mostram o custo da função objetivo para cada iteração.



(a)



(b)

Figura 5.6 – Desempenho dos algoritmos no primeiro estudo de caso (a) SA e (b) HC

A figura 5.6(a) apresenta o gráfico das 30 curvas, descrevendo o comportamento do SA, para esta simulação, em diferentes execuções para a mesma configuração do problema. Na figura 5.6(b) é visualizado o gráfico das 30 curvas, representando o comportamento do HC, para esta simulação, em diferentes execuções para a mesma configuração do problema.

5.2 Estudo de caso 2

Neste estudo de caso os resultados foram obtidos a partir de uma área de 100 km² considerando a distribuição geográfica randômica de 50 consumidores (cargas) e 1 subestação de distribuição. A figura 5.7 ilustra esta área, sendo que os círculos representam os consumidores e o triângulo representa a subestação de distribuição.

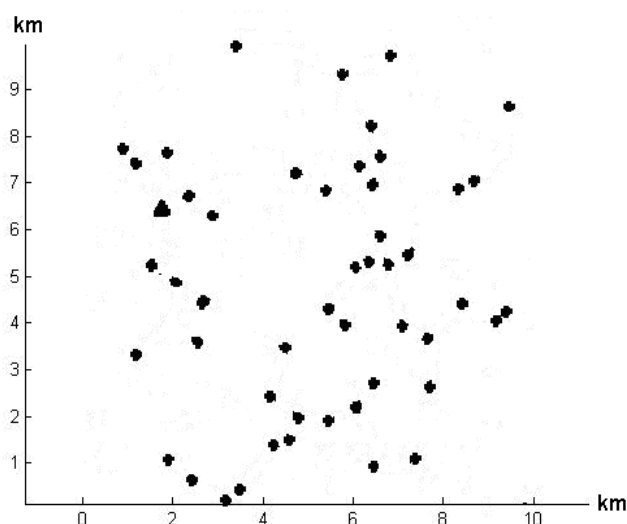


Figura 5.7 – Área considerada no segundo estudo de caso

Os possíveis caminhos que os consumidores podem estabelecer para serem ligados à subestação de distribuição são ilustrados na figura 5.8, onde os quadrados representam os pontos auxiliares. As arestas destacadas na figura 5.8 representam as arestas que contêm pontos dentro dos polígonos de restrições.

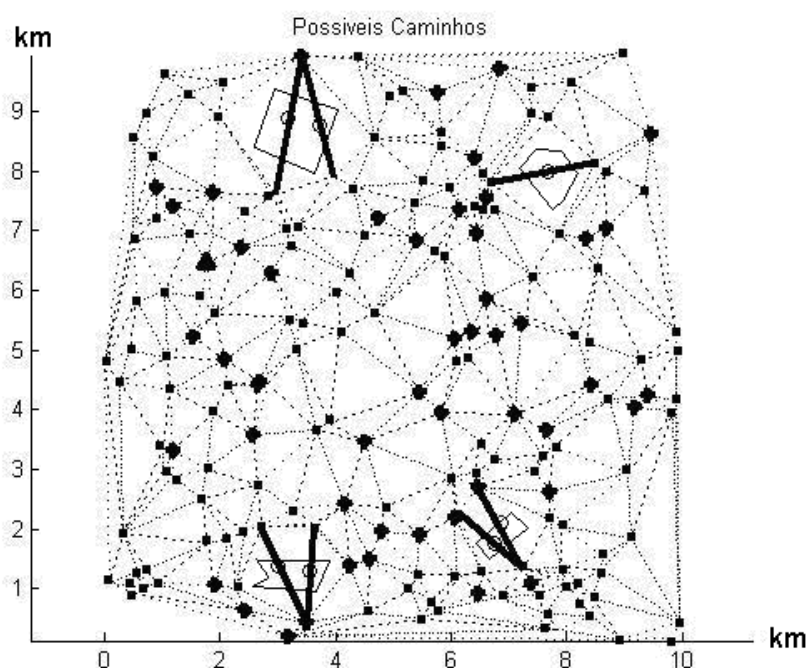


Figura 5.8 – Possíveis caminhos obtidos no segundo estudo de caso

A figura 5.9 mostra a solução inicial para este estudo de caso, sendo que foi implementada como descrito na seção 4.2. A função objetivo (seção 4.4) para a solução inicial produziu um custo de R\$330.360,00 (trezentos e trinta mil, trezentos e sessenta reais).

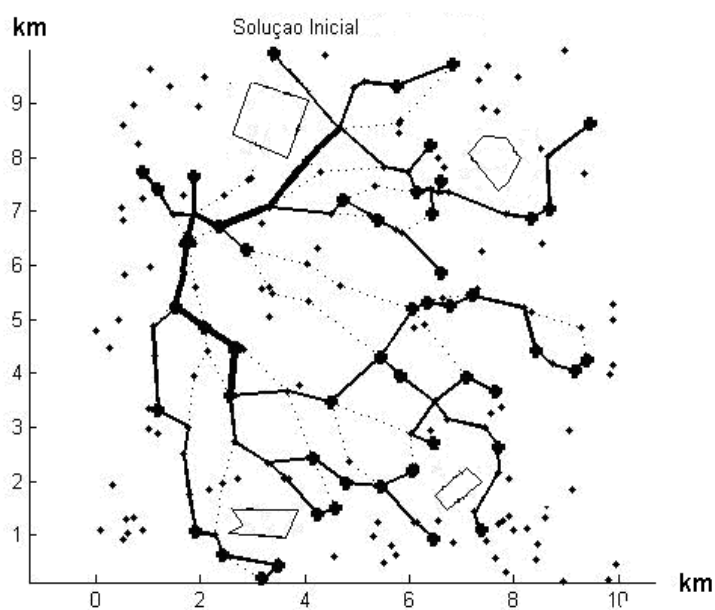


Figura 5.9 – Solução inicial para o segundo estudo de caso

A configuração vizinha considerada para os dois algoritmos foi descrita na seção 4.5. A representação da espessura diferenciada dos ramos das figuras 5.9, 5.10 e 5.11 representam o dimensionamento dos alimentadores.

Para o algoritmo baseado na metaheurística SA, na temperatura inicial (T_{inic}) implementada pretende-se aceitar 13% das vezes ($\phi = 13\%$), soluções cujas funções objetivo são até 1% piores ($\mu = 1\%$) que a função objetivo da solução inicial cujo valor é igual a $f(X_{inic})$. Através de testes realizados em laboratório, definiu-se os seguintes valores para os parâmetros de calibração do SA: a cada nível de temperatura REP_{max} foi estabelecido um valor igual a 40 iterações e a condição de parada foi um número fixo de 150 iterações. A temperatura variou conforme a Equação (4.8) considerando a taxa de variação $\delta = 0.05$. A melhor solução para o algoritmo baseado na metaheurística SA, cujo valor da função objetivo é R\$224.860,00 (duzentos e vinte e quatro mil, oitocentos e sessenta reais), pode ser visualizada na figura 5.10.

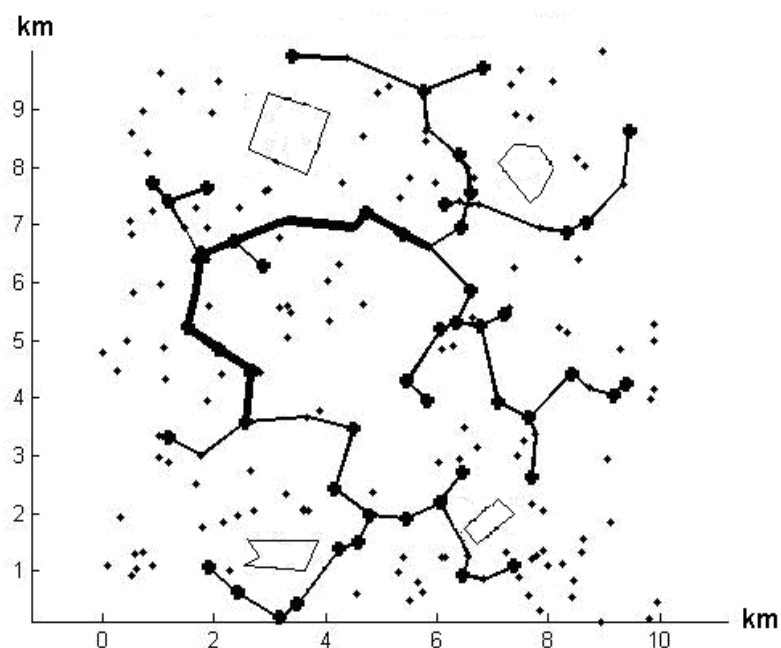


Figura 5.10 – Melhor solução do SA para o segundo estudo de caso

No algoritmo baseado na heurística HC foi considerado como condição de parada um número fixo igual a 6000 iterações. Este número foi estabelecido

conforme o número total de vizinhos testados pelo SA. No SA foram realizadas 150 iterações sendo que a cada temperatura seriam testados 40 vizinhos, ou seja, $150 * 40 = 6000$ iterações. O valor da melhor solução encontrada pelo algoritmo HC foi de R\$224.490,00 (duzentos e vinte quatro mil, quatrocentos e noventa reais) e pode ser visualizada na figura 5.11.

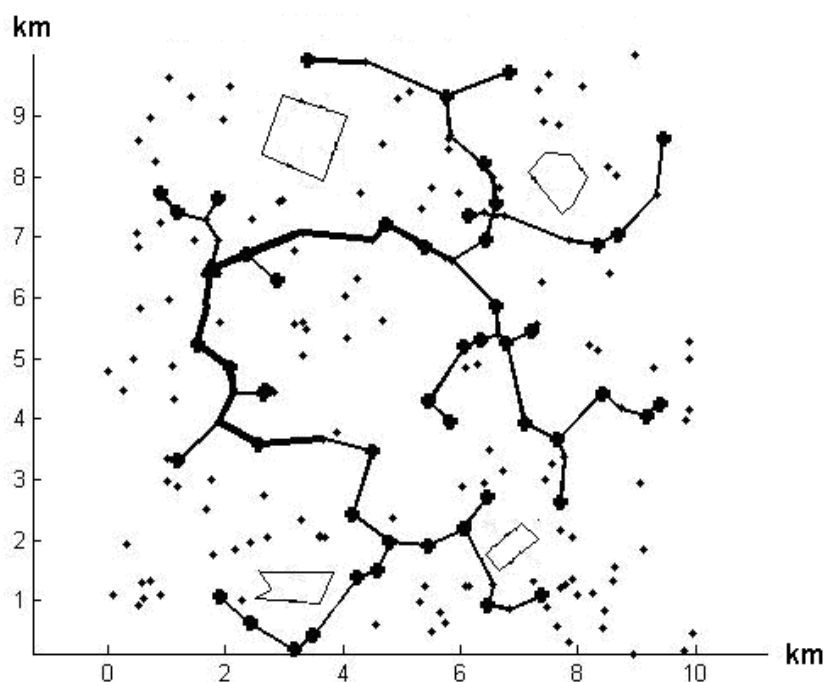
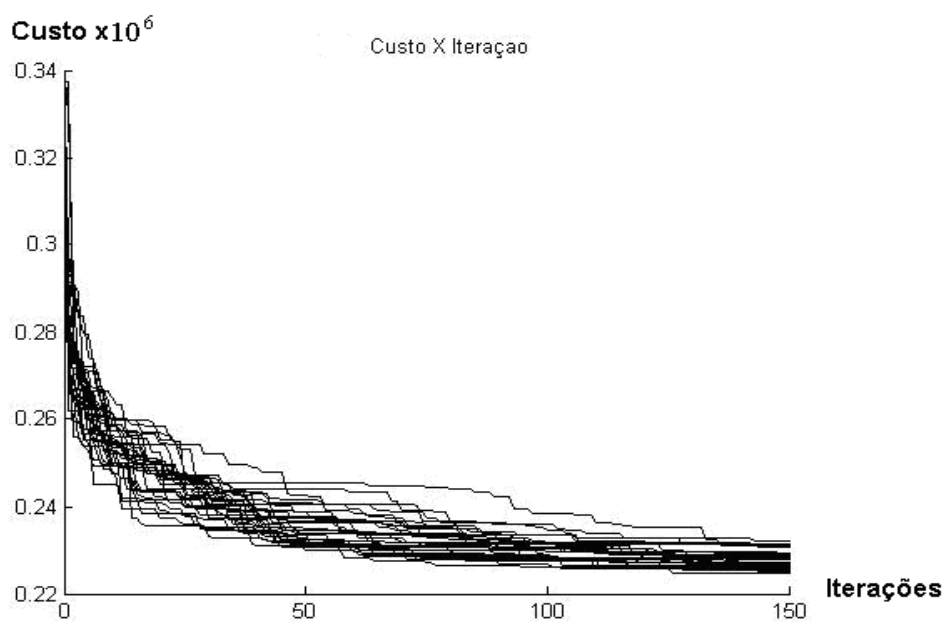
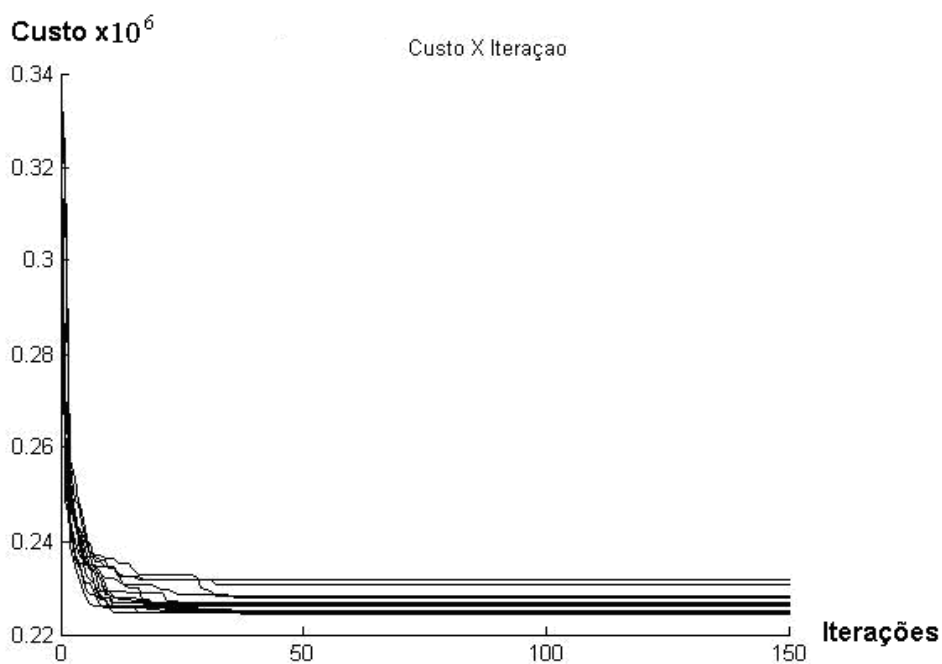


Figura 5.11 - Melhor solução do HC para segundo estudo de caso

A mesma configuração descrita para o algoritmo baseado na metaheurística SA e a mesma descrita para o algoritmo baseado na heurística HC para o problema de planejamento de RDEE foi executada 30 vezes, considerando a área da figura 5.7, para medir a eficiência dos algoritmos citados. A figura 5.12(a) apresenta o gráfico das 30 curvas, descrevendo o comportamento do SA em diferentes execuções para a mesma configuração do problema. Na figura 5.12(b) é visualizado o gráfico das 30 curvas, representando o comportamento do HC em diferentes execuções para a mesma configuração do problema. Os gráficos mostram o custo da função objetivo para cada iteração do SA.



(a)



(b)

Figura 5.12 – Desempenho dos algoritmos no segundo estudo de caso (a) SA e (b) HC

Considerando a área da figura 5.7 e os três tipos de alimentadores da tabela 5.1, o número médio de ramos testados pelo método de fluxo de carga

para cada solução vizinha foi, aproximadamente, 43.196 ramos, para cada temperatura foi, aproximadamente, 1.727.875 ramos e o total de ramos testados durante a execução total do algoritmo foi, aproximadamente, 259.181.270 ramos.

5.3 Discussão dos resultados

Na solução inicial (Figuras 5.3 e 5.9), melhor solução do SA (Figuras 5.4 e 5.10) e melhor solução do HC (Figuras 5.5 e 5.11), foram considerados os possíveis caminhos propostos neste trabalho, assim como os critérios de desvio de obstáculos adotados também foram obedecidos. Alguns pontos auxiliares foram utilizados nas soluções ajudando a diminuir o custo fornecido pela função objetivo e os demais pontos auxiliares, que não foram incluídos nas soluções finais, não influenciaram no custo das soluções.

O dimensionamento de alimentadores também funcionou de maneira a ajudar a diminuir o custo da RDEE. Pode observar nas figuras 5.3, 5.4, 5.5, 5.9, 5.10 e 5.11 que os ramos que estão nas extremidades da RDEE utilizam alimentadores que suportam um fluxo de carga menor (ramos com espessura fina), ou seja, utilizam alimentadores cujo custo é baixo. Na medida em que os ramos utilizados vão se aproximando da subestação de distribuição e assim formando troncos de encaminhamento, os alimentadores utilizados na RDEE suportam um fluxo de carga maior (ramos com espessura grossa), sendo que estes alimentadores têm um custo mais elevado.

Em comparação com o método implementado para encontrar a solução inicial, os dois algoritmos (HC e SA) tiveram um bom comportamento nos dois estudos de caso. Nos dois estudos de caso pode-se observar nas figuras 5.6 e 5.12 que em todas as execuções o valor da função objetivo obtido na solução inicial decresce rapidamente. O comportamento decrescente destas curvas de custos atesta a validade dos métodos e ilustra a alta performance na solução do problema de planejamento de RDEE, usando poucas iterações para conseguir uma resposta satisfatória.

O algoritmo HC se comportou com maior estabilidade em relação ao algoritmo SA. No primeiro estudo de caso, aproximadamente, na iteração 25 se pode encontrar para o HC, em todas as execuções, boas soluções e no SA aproximadamente na iteração 70 é possível encontrar boas soluções. No segundo estudo de caso, o HC, aproximadamente, na iteração 35 pode-se encontrar, em todas as execuções, boas soluções e no SA aproximadamente na iteração 75 é possível encontrar boas soluções para o problema de planejamento de RDEE.

O acréscimo do caráter probabilístico na escolha de rotas pelo algoritmo SA permitiu a criação de soluções candidatas intermediárias que, ao final do processo, contribuíram para a criação da solução final otimizada. Porém, o algoritmo heurístico de busca local HC obteve um comportamento melhor que o algoritmo baseado na metaheurística SA, sendo que a melhor solução fornecida pela técnica de otimização HC foi melhor que a melhor solução fornecida pela técnica SA nos dois estudos de caso considerados para o problema de planejamento de RDEE. Esse resultado se deve ao fato da utilização de um método inteligente para encontrar a solução inicial, e como visto o algoritmo HC depende do ponto inicial para fornecer uma boa solução, ou ao fato de que o problema de planejamento de RDEE é um problema fácil para o algoritmo HC, ou seja, existe apenas um ótimo local que é o ótimo global ou os ótimos locais são próximos do ótimo global.

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

CAPÍTULO VI

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Foram propostos e implementados dois métodos para resolver o problema de planejamento de RDEE. O primeiro foi baseado na heurística HC e o segundo foi baseado na metaheurística SA. Para tanto foram estudadas e implementadas as diversas técnicas de configuração do SA. Os dois métodos foram capazes de fornecer configurações de rede de baixo custo e com baixo esforço computacional. É notável que os obstáculos naturais e político-sociais foram evitados, desviados, e os pontos auxiliares adicionais tornaram possível a redução dos comprimentos dos segmentos. Também se nota o dimensionamento dos alimentadores conforme o fluxo de carga de cada ramo de forma a diminuir as perdas técnicas de energia e abaixar os custos dos cabos utilizados na RDEE. Foi implementada uma proposta inteligente para encontrar a solução inicial para o problema de planejamento de RDEE.

Pode-se observar que os dois algoritmos implementados tiveram um bom comportamento para resolver problemas de planejamento de RDEE com restrições geográficas e elétricas, se comparados com o método utilizado para encontrar a solução inicial. No primeiro estudo de caso o algoritmo SA proporcionou uma economia de 26,24% no custo total (R\$200.860,00) e o algoritmo HC proporcionou uma economia de 26,35% no custo total (R\$200.560,00) em relação à solução inicial (R\$272.319,00). No segundo estudo de caso o algoritmo SA proporcionou uma economia de 31,94% no custo total (R\$224.860,00) e o algoritmo HC proporcionou uma economia de 32,05% no custo total (R\$224.490,00) em relação à solução inicial (R\$330.360,00).

O método de busca local (HC) se comportou melhor que o método que, através de técnicas de probabilidade, tenta sair de um ótimo local e encontrar um

ótimo ou próximo do ótimo global (SA). No primeiro estudo de caso, o algoritmo HC forneceu uma solução com economia de 0,15% no custo total em relação à solução fornecida pelo algoritmo SA. No segundo estudo de caso, o algoritmo HC forneceu uma solução com economia de 0,17% no custo total em relação à solução fornecida pelo algoritmo SA. Com esses resultados observa-se que quanto maior a quantidade de consumidores para serem atendidos por uma subestação de distribuição maior é a economia (em porcentagem) que os algoritmos HC e SA fornecem em relação à solução inicial, sendo que a relação de economia entre os dois algoritmos (HC e SA) quase não alteram.

A partir do método proposto de roteamento/dimensionamento de uma RDEE, é sugerido para trabalhos futuros o aproveitamento de seções de linhas pré-existentes e um maior nível de detalhamento do terreno (declividade, morfologia, malha rodoviária) onde se deseja implantar a RDEE, abrindo espaço para a abordagem de outras variáveis envolvidas no processo de tomada de decisão para o problema de planejamento de RDEE. A utilização de dados reais, tanto técnicos como geográficos, são sugeridos para a criação de novos estudos de caso que reflitam a aplicabilidade dos métodos em diferentes cenários de demanda de energia elétrica.

PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS E ELÉTRICAS

REFERÊNCIA BIBLIOGRAFICA

R. N. Adams, A. Afuso, A. Rodrigues, V. Gerez, A methodology for distribution system planning. 8th Power Systems Computation Conference - Helsinki, Finland, 1984.

A. C. Araujo, C. A. Siqueira, Considerações sobre as perdas na distribuição de energia elétrica no Brasil. In: Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, Belo Horizonte. Anais técnicos. Belo Horizonte: CEMIG, 2006. 1 CD-ROM.

E. Aarts, J. K. Lenstra, Local Search in Combinatorial Optimization, 1997.

L. F. A. Bazan, Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmo busca tabu. 2003. 122f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2003.

J. Blazewics, K. H. Ecker, E. Pesch, G. Schmidt, J. Weglarz, Scheduling Computer and Manufacturing Processes, Springer-Verlag, 1996.

C. Blum, A. Roli, Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview: and Conceptual Comparison, University degli Studi de Bologna, 2003.

N. G. Boulaxis, M. P. Papadopoulos. Optimal Feeder Routing in Distribution System Planning Using Dynamic Programming Technique and GIS Facilities. IEEE. Trans. on Power Delivery. vol. 17, n. 1, p. 242—247, 2002.

M. S. Carneiro, P. França, P. D. Silveira. Long-range planning of power distribution systems: primary networks. *Electrical Power & Energy Systems*, 1:139–148, 1993.

V. Cerny, A thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. *J. Optimiz. Theory App.* p:45:41–55, 1985.

A. A. Chowdhury, D. O. Koval, Current practices and customer value-based distribution system reliability planning. *Industry Applications Conference 2000*, IEEE, Roma - Itália, 2:909–916, 2000.

M. A. El-Kadi, Computer aided planning of distribution substation and primary feeders. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 103(6):1183–1189, 1984.

J. F. Gómez, P. M. de Oliveira, L. Ocque, J. M. Yusta, R. Villasana, A. J. Urdaneta, Ant Colony System Algorithm for the Planning of Primary Distribution Circuits. *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 19, No.2, 2004.

Eletrobrás - Centrais Elétricas Brasileiras. Mercado de energia elétrica: relatório analítico: Ciclo 2001. Rio de Janeiro, 2001.

T. Gonen, I. J. Ramírez-Rosado, Optimal multi-stage planning of power distribution systems. *IEEE Trans. on PD*, 2:512–519, 1987.

Glossário ANEEL. Disponível em:

<http://www.aneel.gov.br/biblioteca/glossario.cfm?att=F>. Acesso em 16 de Junho de 2009.

S. Jonnavithula, R. Billington, Minimum cost analysis of feeder routing in distribution system planning. *IEEE Trans. on PD*, pages 1935–1940, 1996.

U. G. Knight, The Logical Design of Electrical Networks Using Linear Programming Methods, Proceedings IEE, Vol.33A, pp. 306-319. 1960.

S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, Science, v.220, n. 4598, p.671-680, 1983.

E. Masud, Distribution planning: State-of-the-art and extensions to substation sizing. Electric Power Systems Research, p:203–212, 1978.

Z. Michalewicz, D. B. Fogel, How to solve it: Modern Heuristics, Springer 2000.

C. Monteiro, I. J. Ramírez-Rosado, V. Miranda, et. al., GIS Spatial Analysis Applied to Electric Line Routing Optimization. IEEE Trans. on Power Delivery. vol. 20, n. 2, p. 934—942, 2005.

M. Ponnavaikko, P. Rao, Distribution system planning through a quadratic mixed integer programming approach. IEEE Transactions on Power Delivery, New York, v.2, n.4, p.1157-1163, 1987.

L. B. Proença, Algoritmos genéticos no planejamento da expansão de distribuição de energia elétrica. 1993. 170f. Dissertação (Mestrado em Engenharia elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Portugal, 1993.

I. J. Ramírez-Rosado, J. L. Bernal-Agustín, Reliability and costs optimization for distribution networks expansion using an evolutionary algorithm. IEEE Transactions on Power Systems, 16: p. 111–118, 2001.

R. A. Ribeiro, F. M. Pires, Fuzzy Linear Programming via SA, Kybernetika, 1999.

A. S. Rocha, L. C. Brito, P. C. M. Machado, Roteamento Automático de Alimentadores no Planejamento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica: Otimização Híbrida com Colônia de Formigas e Nelder-Mead, 2008.

R. Romero, J. R. S. Mantovani, Introdução a metaheurísticas, Minicurso – III Congresso Temático de Dinâmica e Controle da SBMAC, Campus de Ilha Solteira, 31maio a 3-junho, 2004.

M. M. Sakamoto, Algoritmo de Refinamento de Delaunay a Malhas Seqüenciais, Adaptativas e com Processamento Paralelo. Tese de doutorado, Escola Politécnica da USP, 2007.

J. R. Shewchuk, Delaunay Refinement Mesh Generation. 1997. 215 p. Doctor of Philosophy Thesis. Computer Science Department. Carnegie Mellon University. Pittsburgh, 1997.

D. Shirmohammadi, et. al., A compensation- based power flow method for weakly meshed distribution and transmission and transmission networks. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, p:753– 761, 1988.

T. B. Smith, Electricity theft: a comparative analysis. Energy Policy, Guildford, v. 32, n. 18, p. 2067-2076, 2004.

D. Sun, et. al., Optimal distribution substation and primary feeder planning via the fixed charge network formulation. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 101:602– 609, 1982.

S. F. P. Saramago, Métodos de otimização randômica: algoritmos genéticos e “*Simulated Annealing*”, Notas em Matemática Aplicada: SBMAC, v. 6, pp. 1-35, São Carlos, SP, 2003.

Y. Tang, Power distribution system planning with reliability modelling and optimization. IEEE Transactions on Power Systems, 11(1):181–189, 1996.

UEM. Disponível em:

<http://www.din.uem.br/~jmpinhei/SI/07BuscaLocal.pdf>. Acessado em 09 de junho de 2009.

Unicamp. Disponível em:

ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia707_02/topico1_02.pdf.

Acessado em 10 de junho de 2009.

S. L. VIEIRA, E. P. SANTOS, G. V. Ribeiro, F. N. Borges, Utilização de metaheurísticas no processo de seleção de reservas ambientais. XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Gramado, 2005.

D. Wall, G. Thompson, J. Northcote-Green, An optimization model for planning radial distribution networks. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 98:1061–1068, 1979.

J. Zhu, G. Bilbro, Mo-Yuen Chow, Phase balancing using simulated annealing. IEEE Transactions on Power Systems, New York, v.14, n.4, p.1508-1513, 1999.

APÊNDICE A – ARTIGO ACEITO PARA PUBLICAÇÃO NO CNMAC 2009**PLANEJAMENTO DE REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA COM RESTRIÇÕES GEOGRÁFICAS****GERALDO V. RIBEIRO, LEONARDO DA C. BRITO E****PAULO CÉSAR M. MACHADO**

ESCOLA DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO, EEEC, UFG

CAIXAPOSTAL: 131, 74001-970, GOIÂNIA, GO

E-MAIL: GERALDOVALERIANORIBEIRO@YAHOO.COM.BR , BRITO@EEE.UFG.BR,PCESAR@EEE.UFG.BR

Resumo: Neste trabalho propomos um novo método de planejamento de rede de distribuição de energia elétrica (RDEE) com restrições geográficas de maneira ótima. Através dos possíveis caminhos fornecidos pela triangulação de Delaunay e considerando as restrições geográficas do local onde se deseja implantar a nova rede, com a metaheurística Simulated Annealing(SA) é possível encontrar uma boa solução para uma nova RDEE, em relação a heurística utilizada para encontrar a solução inicial.

1. Introdução

No planejamento de RDEE é importante conhecer as condições geográficas da região onde se deseja implantá-las para que se possa desviar de obstáculos naturais que elevam o custo do projeto (morros, áreas pantanosas, dentre outros), ou até mesmo evitar os caminhos onde há reservas ambientais, áreas indígenas e propriedades privadas [2,3].

No projeto de uma RDEE, ao desviar dos possíveis obstáculos citados, também é necessário escolher um caminho mínimo visando uma maior economia. Para tanto, usam-se as metaheurísticas, que são um conjunto de técnicas de otimização para lidar com problemas complexos e que apresentam características de explosão combinatória. As metaheurísticas são baseadas na suposição de que o espaço de busca é absurdamente grande e que não é possível visitar todas as possíveis soluções do problema [7].

Dentre as metaheurísticas escolhemos o SA que é baseado no processo de fabricação de cristais perfeitos e faz uma analogia com o processo natural chamado *annealing* na busca da solução ótima de um determinado problema. Neste processo um material é aquecido até uma temperatura elevada e depois esfriado lentamente, mantendo durante o processo o chamado quase equilíbrio termodinâmico. O processo pára quando o material atinge seu estado de energia mínima, no qual se transforma num cristal perfeito [7,8].

Devido ao alto custo de um projeto de planejamento de RDEE desta magnitude, que envolve uma grande quantidade de variáveis, resultando em um problema combinatório tal que justifica o uso de ferramentas computacionais que sejam mais eficazes e eficientes. Portanto, neste trabalho foi utilizado o SA para planejar uma RDEE considerando as restrições geográficas do local a ser implantada, de maneira a otimizar a relação custo/benefício do projeto.

2. Metodologia

O planejamento de uma RDEE de maneira ótima deve levar em consideração a localidade das estações de distribuição, dos consumidores e dos obstáculos cuja passagem da linha de energia

torna o custo do projeto mais elevado [6]. A figura 1(a) ilustra uma visão aérea de parte de um local em que deve ser planejada uma RDEE, onde o triângulo representa a estação de distribuição, as circunferências representam os consumidores e os polígonos representam os obstáculos. Na tentativa de minimizar o custo do projeto da rede de distribuição, foram adicionados pontos auxiliares randômicos, representados por quadrados na Figura 1(a).

Para descobrir os possíveis caminhos da rede de distribuição de energia elétrica foi utilizada a triangulação de Delaunay que conecta pontos vizinhos [4], conforme visualizado na Figura 1(b).

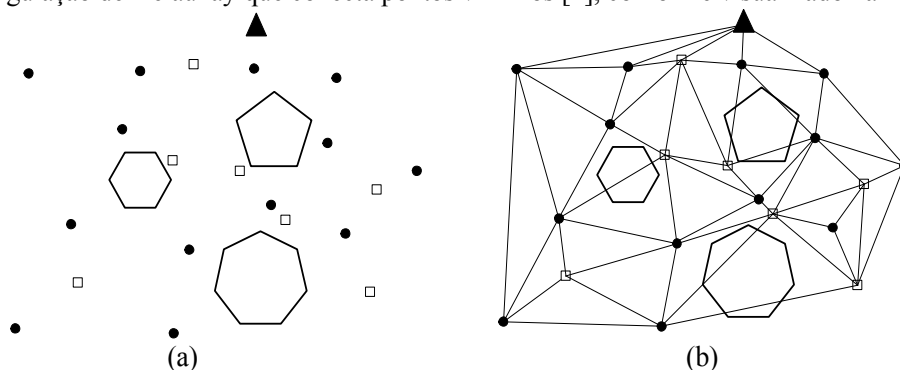


Figura 1 – Triangulação do Problema (a) Problema Exemplo e (b) Triangulação de Delaunay

Para evitar que a RDEE tenha caminhos que passem pelos obstáculos, o que elevará o custo do projeto, após a triangulação de Delaunay foi utilizada a seguinte técnica de atribuição de pesos às arestas: as arestas que possuem pontos dentro dos polígonos de restrições recebem pesos maiores que as arestas que não possuem (Figura 2).

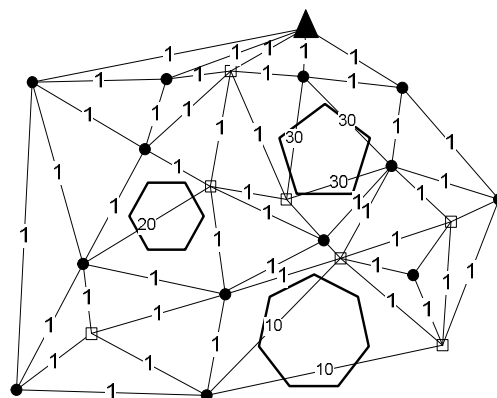


Figura 2 – Arestas com pesos

A atribuição de pesos diferenciada para as arestas visa penalizar, posterior em um processo de otimização, trajetórias que possuem pontos contidos nos polígonos de modo a determinar dentre os possíveis caminhos, aqueles que melhor atendem a RDEE considerando a relação custo/benefício. O processo de otimização a ser utilizado será o algoritmo Simulated Annealing.

2.1 Simulated Annealing

O SA foi o primeiro algoritmo de otimização baseado em um processo físico, inventado por Cerny [1] e Kirkpatrick [5], e inicialmente só solucionava problemas simples. Aplicações de SA em problemas complexos só vieram acontecer de forma intensa na década de 90 [8]. O SA é baseado no aquecimento e no resfriamento de uma substância para obter uma estrutura cristalina. Nesse processo os valores da função objetivo representam os níveis de energia do sistema físico e a meta é minimizá-la. Portanto um metal é aquecido em um banho quente a altas temperaturas, tal que o aumento da temperatura até valor alto causará um choque violento entre seus átomos, constituindo

assim um processo de recozimento (*Annealing*). Na temperatura de *Annealing* todo o material encontra-se na fase líquida e as partículas arrumam-se aleatoriamente, e se resfriado de forma brusca, a microestrutura tende a um estado aleatoriamente estável, permitindo que todas as partículas se arrumem no estado de menor energia dessa estrutura. Se o metal é resfriado de forma suficientemente lenta, o sistema procurará um ponto de equilíbrio com uma microestrutura ordenada e estável [7,8].

A solução inicial é denotada por X_{inic} e nos referimos à X_{melhor} , X_{atual} e X_{novo} para representar a melhor solução, a corrente e a nova solução obtida a partir da solução corrente. Os valores das funções objetivo para as soluções inicial, nova, melhor e corrente são denotadas por Z_{inic} , Z_{novo} , Z_{melhor} e Z_{atual} , respectivamente. A partir da solução corrente X_{atual} pode-se obter uma nova solução X_{novo} através de uma busca aleatória na vizinhança da solução corrente, denominada $BUSCA(X_{atual})$, sendo para cada vizinhança um novo valor de Z_{novo} é calculado.

```

Algoritmo Simulated Annealing ( $X_{inic}, Z_{inic}, T_{inic}$ );
Inicio
   $X_{melhor} \leftarrow X_{atual} \leftarrow X_{inic}$ 
   $Z_{melhor} \leftarrow Z_{atual} \leftarrow Z_{inic}$ 
   $T_k \leftarrow T_{inic}$ 
Repete
  Para  $i = 1$  até REPmax faça
     $X_{novo} \leftarrow BUSCA(X_{atual})$ 
     $\Delta(Z_{novo}, Z_{atual}) = (Z_{novo} - Z_{atual})$ 
    Se  $\Delta(Z_{novo}, Z_{atual}) < 0$ 
       $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ 
      Se  $Z_{novo} < Z_{melhor}$ 
         $X_{melhor} \leftarrow X_{novo}$ 
         $Z_{melhor} \leftarrow Z_{novo}$ 
      Fim-se
    Senão
      Se  $\exp\{\Delta(Z_{novo}, Z_{atual})/T_k\} > \text{Rand}[0,1)$ 
         $X_{atual} \leftarrow X_{novo}$ 
      Fim-se
    Fim-se
  Fim-para
   $T_{k+1} \leftarrow .f(T_k)$ 
Até Condição parada satisfeita
Retorna  $X_{melhor}, Z_{melhor}$ 

Fim

```

Figura 3 – Algoritmo SA

Se a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for negativa a nova solução é aceita. Em tal caso, é feita uma verificação para identificar se a nova solução é a melhor encontrada até o momento. Por outro lado, a diferença entre Z_{novo} e Z_{atual} for positiva, a nova solução será aceita com uma probabilidade que diminui com a temperatura corrente T . Um número uniformemente distribuído no intervalo $[0,1)$ é gerado para decidir se a nova solução será aceita. A forma algorítmica do SA é mostrada na Figura 3.

A temperatura inicial (T_{inic}) é fornecida através da Equação (1).

$$T_{inic} = \frac{\mu}{-\ln(\phi)} * f(x_{inic}) \quad (1)$$

em que é aceita ϕ % das vezes uma solução que é μ % pior que a função objetivo da solução inicial $f(x_{inic})$ durante o primeiro nível de temperatura [7].

A temperatura varia a cada iteração conforme a Equação (2).

$$T_{k+1} = \frac{T_k}{1 + \frac{\ln(1+\delta)T_k}{3\partial(T_k)}} \quad (2)$$

em que $\partial(T_k)$ é o desvio padrão das funções objetivo das configurações geradas no nível de temperatura T_k e δ é a taxa variável, onde $\delta \in [0.01;0.20]$ [7]. A cada nível de temperatura um número normalmente fixo de soluções é gerado e avaliado. Este número é denominado fator de repetição (*REPmax*). O valor desta repetição deve ser suficientemente alto, principalmente no início, para permitir que boas soluções sejam encontradas em cada nível de temperatura. O processo continua até que a condição de parada seja satisfeita. Neste ponto o algoritmo retorna com a melhor solução encontrada e o valor da função objetivo para este problema.

2.1.1 Solução Inicial

O critério utilizado para encontrar a solução inicial (X_{inic}) é mostrado na figura 4. Primeiramente são ligados todos os consumidores diretamente à estação de distribuição, o que seria a pior solução. Isto pode ser visualizado na Figura 4(a). Posteriormente, obtém-se o consumidor mais distante da estação (CD) (Figura 4(a)), e é calculado o ponto mais próximo de CD (PP) (ponto auxiliar ou outro consumidor – Figura 4(a)). Através do cálculo mostrado na Equação (3) é definida qual aresta permanece: se é a ligação entre CD e a estação ou se é a ligação entre CD e o PP.

$$\begin{aligned} DD_{CD} &= 2 * D_{CD} \\ SD_{CDPP} &= D_{CD} + D_{PP} \end{aligned} \quad (3)$$

onde,

- D_{CD} é a distancia entre CD e a estação (Figura 4(a));
- D_{PP} é a distancia entre o PP e a estação (Figura 4(a));
- DD_{CD} é o dobro da distância D_{CD} ;
- SD_{CDPP} é a soma das distâncias D_{CD} e D_{PP} .

Se DD_{CD} for maior que SD_{CDPP} então retira-se a aresta entre CD e a estação e coloca a aresta entre CD e PP. Na iteração posterior, CD passa a ser o próximo consumidor mais distante da estação e assim por diante até que todos os consumidores sejam testados. Quando um ponto PP escolhido for auxiliar, calcula-se o ponto mais próximo deste até que se encontre um consumidor. Na Figura 4(b) observa-se a solução inicial para o exemplo abordado.

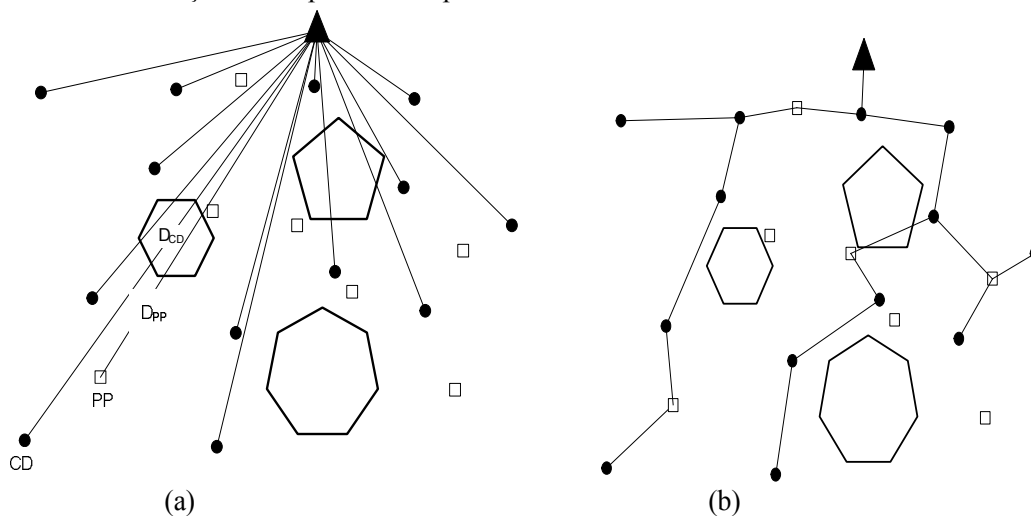


Figura 4 – Método para Solução Inicial (a) Pior Solução e (b) Solução Inicial

2.1.2 Vizinhaça

O vizinho é encontrado pela adição de uma ou mais arestas à solução corrente formando, assim, um ciclo conforme visualizado na Figura 5(a). As arestas adicionadas devem pertencer à trajetória definida pela triangulação de Delaunay.

Após a formação do ciclo, é calculado o valor da função objetivo considerando a retirada uma a uma das arestas pertencentes ao ciclo. Não é considerada a retirada das arestas que foram incluídas para completar o ciclo. A exclusão da aresta que apresentar o menor valor da função objetivo passa a ser a solução vizinha da solução corrente. Quando uma aresta excluída tiver em uma de suas extremidades um ponto auxiliar e este ponto auxiliar tiver apenas arestas que fazem parte do ciclo, então a outra aresta que faz parte do ciclo deverá também ser excluída. A Figura 5(b) representa a solução vizinha da solução inicial da Figura 4(b).

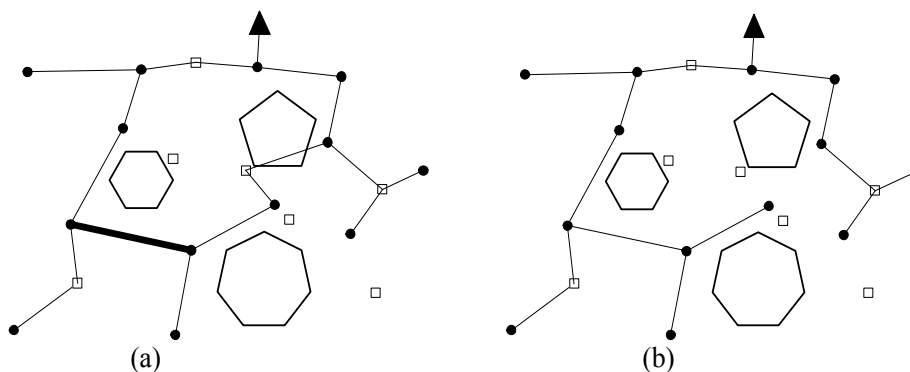


Figura 5 – Configuração do Vizinho (a) Demonstração do Ciclo e (b) Vizinho da Solução Inicial

2.2 Função Objetivo

O objetivo deste trabalho é planejar uma rede de distribuição de energia de maneira ótima considerando as restrições geográficas. Com isso a função objetivo visa minimizar o custo do projeto considerando o comprimento total dos cabos utilizados com os respectivos pesos para cada aresta, conforme a Equação (4).

$$\text{Minimizar } \sum_{k=1}^M \{ \sqrt{[(x_{k1} - x_{k2})^2 + (y_{k1} - y_{k2})^2]} * \text{peso}[p_{k1}, p_{k2}] \} \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

onde,

- M é a quantidade de arestas de uma solução;
- x são os pontos cartesianos x de cada vértice que compõe a aresta k ;
- y são os pontos cartesianos y de cada vértice que compõe a aresta k ;
- $\text{peso}[p_{k1}, p_{k2}]$ é o peso atribuído à aresta k .

3. Resultados

Os resultados foram obtidos a partir das posições geográficas de 20 consumidores, representados por círculos, e uma estação de distribuição, representada pelo triângulo, conforme ilustra a figura 6(a). Na temperatura inicial T_{inic} implementada pretende-se aceitar em $\phi = 13\%$ das vezes, soluções cujas funções objetivo são até $\mu = 1\%$ piores que a função objetivo da solução inicial cujo valor é igual a $f(X_{inic})$ [5]. Na figura 6(b) observa-se os possíveis caminhos que um consumidor pode estabelecer para ser ligado à estação de distribuição. As arestas destacadas na figura 6(b) representam os caminhos que passam pelos polígonos de restrições. No nosso problema consideramos o peso para estas arestas igual a infinito e para as demais arestas pesos iguais a 1.

A função objetivo implementada está descrita na seção 2.2. Na solução inicial (Figura 7), implementada como descrito na seção 2.1.1, a função objetivo produz um valor de 4,97 km. Com essa solução inicial foi executado o algoritmo SA, descrito na seção 2.1. Através de testes realizados em laboratório, definiu-se os seguintes valores para os parâmetros de calibração do SA: a cada nível de temperatura REP_{max} foi estabelecido um valor igual a 40 iterações e a condição de parada foi um número fixo de 200 iterações. A temperatura variou conforme a Equação (2) considerando a taxa de variação $\delta = 0.05$. A melhor solução, cujo valor da função objetivo é 3,31Km, pode ser visualizada na Figura 8.

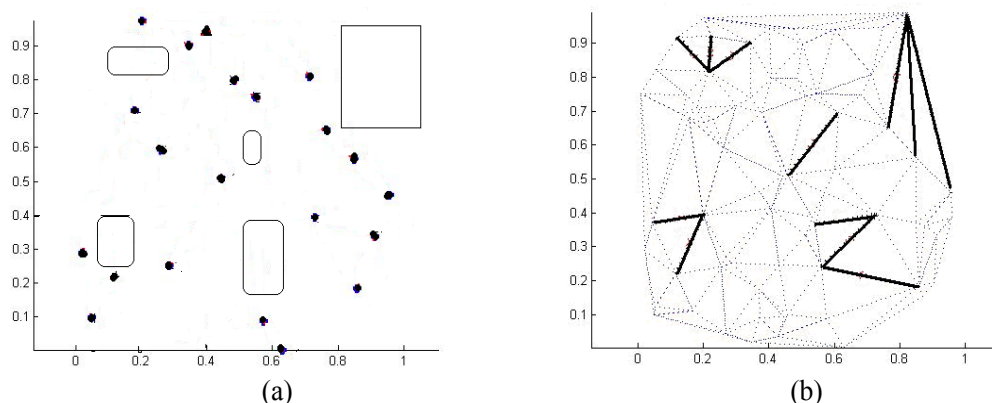


Figura 6 – Problema Implementado (a) Disposição espacial e (b) Possíveis Caminhos

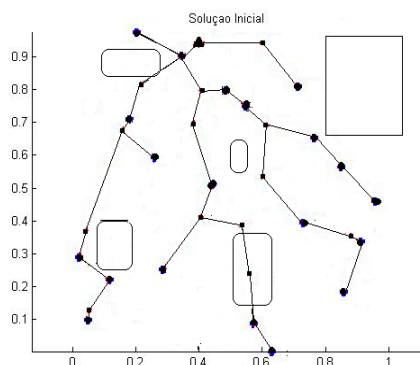


Figura 7 – Solução Inicial do Problema

Esta mesma configuração do problema foi executada 20 vezes para medir a eficiência do algoritmo em encontrar a solução ótima. A Figura 9 apresenta o gráfico das 20 curvas, descrevendo o comportamento do SA em diferentes execuções para a mesma configuração do problema. O gráfico mostra o custo da função objetivo para cada iteração do SA.

Pode-se observar que em todas as execuções o valor da função objetivo obtido na solução inicial decresce rapidamente, aproximadamente na iteração 20 podemos encontrar a solução ótima ou senão uma próxima da ótima.

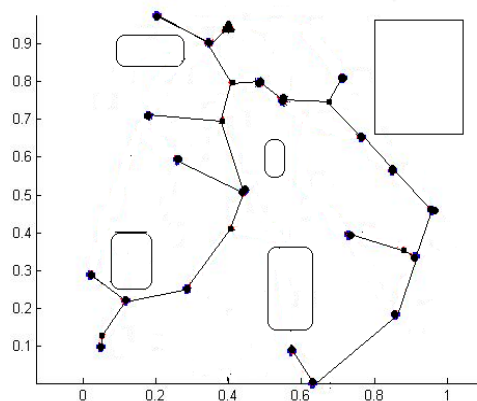


Figura 8 – Melhor Solução

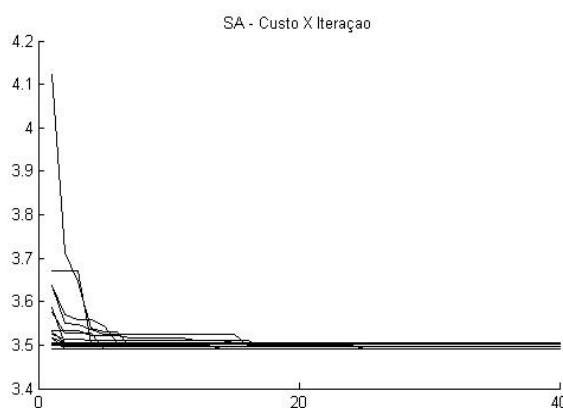


Figura 9 – Desempenho do SA

4. Conclusões

Foi estudado e implementado as diversas técnicas de configuração do SA. Pode-se observar que o algoritmo SA implementado obteve um bom comportamento para resolver problemas de planejamento de RDEE com restrições geográficas, proporcionando uma economia de 33,4% no comprimento total do cabo utilizado (3,31 km) em relação à solução inicial (4,97 km).

Agradecimentos

Agradecemos à Fundação de Apoio a Pesquisa, FUNAPE – UFG, à CAPES e à CELG, pelo suporte financeiro.

Referências

1. V. Cerny, A thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm. *J. Optimiz. Theory App.* **45**:41–55, 1985.
2. K. S. Hindi and A. Brameller, Design of low-voltage distribution networks: A mathematical programming method. *Proceedings of the IEE*, 124(1):54–58, 1977.
3. S. Jonnavithula and R. Billington, Minimum cost analysis of feeder routing in distribution system planning. *IEEE Trans. on PD*, pages 1935–1940, 1996.
4. M. Kallmann, H. Bieri and D. Thalmann, Fully Dynamic Constrained Delaunay Triangulations. In: *Geometric Modelling for Scientific Visualization*, Brunnert, G., Hamann, B., Mueller, H., Linsen, L. (Eds.). Springer-Verlag, Heidelberg, Germany, 2003. pp. 241-257. ISBN3-540-40116-4.
5. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, *Science*, v.220, n. 4598, p.671-680, 1983.

6. E. Masud, An interactive procedure for sizing and timing distribution substations Using optimization techniques. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 93(5):1281–1286, 1974.
7. R. Romero, J. R. S. Mantovani, Introdução a metaheurísticas, Minicurso – III Congresso Temático de Dinâmica e Controle da SBMAC, Campus de Ilha Solteira, 31 maio a 3-junho, 2004.
8. S. F. P. Saramago, Métodos de otimização randômica: algoritmos genéticos e “*Simulated Annealing*”, Notas em Matemática Aplicada: SBMAC, v. 6, pp. 1-35, São Carlos, SP, 2003.