

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 284

**UMA ABORDAGEM MULTICRITÉRIO PARA
O PLANEJAMENTO ÓTIMO DE SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA**

Luiz Augusto Epifânio Soares

DATA DA DEFESA: 30.03.2001

**"Uma Abordagem Multi-Critério para o Planejamento Ótimo de
Sistemas de Distribuição de Energia"**

Luiz Augusto Epifânio Soares

Dissertação de Mestrado submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 30 de março de 2001

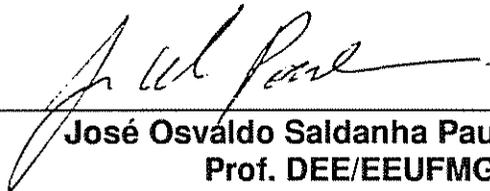
Por:



Rodney Rezende Saldanha – Dr.
Prof. DEE/EEUFMG – orientador



Ricardo Hiroshi Caldeira Takahashi – Dr.
Prof. DEE/EEUFMG – co-orientador



José Osvaldo Saldanha Paulino – Dr.
Prof. DEE/EEUFMG



Geraldo Robson Mateus – Dr.
Prof. DCC/ICEx/UFMG

Universidade Federal De Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação
Engenharia Elétrica

Dissertação de Mestrado

**Uma Abordagem Multicritério do
Planejamento
Ótimo de Sistemas de Distribuição de Energia**

Mestrando: Luiz Augusto Epifânio Soares

Orientador: Prof. Rodney Rezende Saldanha

Co-orientador: Prof. Ricardo H. C. Takahashi

Março de 2001

Dissertação de Mestrado

**Uma Abordagem Multicritério do Planejamento
Ótimo de Sistemas de Distribuição de Energia**

Luiz Augusto Epifânio Soares

Dissertação submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Automática
Linha de Pesquisa: GOPAC

UFMG – Belo Horizonte

Março de 2001

Agradecimentos

O desenvolvimento desse trabalho não seria possível sem a colaboração e incentivo de diversas pessoas.

Em particular agradeço:

Aos colegas do curso de Especialização em Automação Industrial cuja convivência incentivou-me a prosseguir no mestrado;

Ao Prof. Dr. Ricardo Takahashi, meu co-orientador, pelas suas valiosas sugestões e comentários;

Ao Prof. Dr. Rodney Rezende Saldanha, meu orientador, pelo incentivo, paciência e disponibilidade ao longo da pesquisa;

Aos meus pais, Paulo Soares e Maria Leopoldina Epifânio Soares, pelo carinho e apoio durante toda a minha vida;

Em especial:

À minha esposa Vânia e minha filha Luiza pela paciência e compreensão.

Resumo

O planejamento de sistemas de distribuição de energia é uma tarefa relativamente complexa devido às várias opções com que se depara o projetista destes sistemas. Em redes de grandes dimensões o número de variáveis a serem consideradas se eleva de tal forma que, a definição de uma configuração de rede que atenda às necessidades de redução de custos aliada a uma confiabilidade adequada, torna-se bastante difícil sem o auxílio de uma ferramenta computacional.

Para auxiliar essa tarefa, foi desenvolvido um algoritmo de otimização para o planejamento de redes de distribuição considerando o objetivo de minimização dos custos de implantação e das perdas por efeito Joule, bem como, o objetivo de maximização da confiabilidade de operação da rede.

Diferente da maioria dos trabalhos realizados até então, onde eram avaliados apenas um único objetivo (geralmente minimizar os custos) ou a soma ponderada de mais de um objetivo (custos e confiabilidade), o algoritmo desenvolvido neste trabalho utilizou a abordagem multiobjetivo, baseado na determinação de um conjunto de soluções denominadas *pareto-ótimas* ou não dominadas. Dessa forma, as configurações de rede são reduzidas a um conjunto de opções ótimas, facilitando o trabalho de escolha da configuração final da rede pelo projetista.

Considerando que o problema de otimização em redes de distribuição é de natureza combinatória e altamente não linear, o algoritmo desenvolvido foi baseado no algoritmo genético adaptado para a abordagem multiobjetivo.

Foi necessário, também, o desenvolvimento de novos operadores de cruzamento e mutação, já que os operadores tradicionalmente utilizados pelo algoritmo genético padrão se mostraram ineficientes para a solução dos nossos problemas de otimização em redes de distribuição.

Abstract

The planning of power system distribution is a relatively complex task due to the several options available. In large networks the number of variables is very important, in such a way that, the final configuration of the network that asserts the requirements of cost reduction with an appropriate reliability level, is unfeasible without the aid of a computational tool.

To aid in this task, an optimization algorithm was developed for planning a distribution system considering the objective of minimizing the initial costs and the losses by Joule effect, as well as, maximizing the reliability of the system.

Different from most of previous works, which considered only the problem of a single objective (generally to minimize the cost) or a weighted sum of more than an objective (cost and reliability), the algorithm developed in this work uses the multi-objective approach based on the determination of a pareto-optimal set or a set of non-dominated solutions. In this way, the network configurations are reduced to a particular group of options (solutions), facilitating the final choice of the network configuration for the designer.

In this work the algorithm used was based in the genetic algorithm. The algorithm was adapted considering that optimization in power distribution system is considered as combinatorial nature, highly nonlinear and with a strong multi-objective characteristic.

It was necessary, also, to develop new crossing and mutation operators, since the operators traditionally used by the standard genetic algorithm were shown inefficient for the solution of our optimization problems in distribution networks.

SUMÁRIO

Agradecimentos	iv
Resumo	v
Abstract	vi
Capítulo I Introdução	1
I.1. Introdução	1
I.2. O Problema de Otimização de Redes de Distribuição	2
I.3 Algoritmos de Otimização	4
I.4. Objetivo do Trabalho	5
I.5. Estrutura do Trabalho	6
Capítulo II Modelagem Matemática	7
II.1 Introdução	7
II.2 Funções Objetivo	11
II.3 Restrições	15
II.4 Definições de Termos	17
II.4.1 Fator de Carga e Fator de Perdas	17
II.4.2 Custos Variáveis	19
II.4.3 Valor Presente do Custo	20
II.4.4 Índice de Importância do Nó Consumidor	21
Capítulo III Implementação do Algoritmo Genético Multiobjetivo	23
III.1 Introdução	23
III.2 Codificação Utilizada	23
III.3 Geração da População Inicial	28
III.4 Operadores Utilizados	30
III.4.1 Operador de Seleção	30

III.4.2 Operadores de Cruzamento e Mutação	33
III.5 Abordagem Multiobjetivo	46
Capítulo IV Simulações Realizadas	49
IV.1 Descrição do Algoritmo	49
IV.1.1 Avaliação Inicial	49
IV.2 Casos Simulados	52
Capítulo V Conclusões e Propostas de Continuidade do Trabalho	77
V.1 Conclusões	77
V.2 Propostas de continuidade do trabalho	78
APÊNDICES	80
Apêndice A Pseudo-código do Algoritmo de Dijkstra	81
Apêndice B Codificação de Condutores e Subestações	82
Apêndice C Parâmetros Elétricos de Cabos	83
Apêndice D Dados Econômicos Utilizados	84
Apêndice E Dados de Confiabilidade	87
Apêndice F Representação Real da Rede do Caso 1a.....	88
Referências Bibliográficas	91

Capítulo I

Introdução

I.1. Introdução

A energia elétrica representa cerca de 40% do consumo total de energia no Brasil e é um serviço público que atende a mais de 85% da população brasileira. Atualmente este setor passa por profundas transformações. As concessionárias de energia, antes responsáveis por gerar, transmitir e distribuir energia elétrica nas áreas de sua concessão e de forma monopolizada, se vêem hoje diante de um mercado livre e competitivo, onde os consumidores em breve poderão optar por comprar energia de um fornecedor qualquer, independente de sua localização geográfica. As concessionárias, portanto, para manter seus consumidores atuais e atuar em novos mercados, necessitam de gerar e transportar um produto mais confiável e com menor custo.

Uma rede de distribuição de energia elétrica deve procurar manter uma maior disponibilidade de fornecimento possível, atendendo aos índices de confiabilidade e de níveis de tensão dentro dos limites definidos pela legislação e com as menores perdas de energia possíveis. Estudos revelam que em 1997 no Brasil, as perdas globais, que incluem as perdas técnicas e comerciais, chegavam a 16% da energia produzida (Soares et al. 1999), sendo que o setor de distribuição contribui com cerca de 90% dessas perdas. Embora o setor de distribuição tenha recebido menor atenção com relação ao setor de geração, estatísticas revelam que cerca de 90% da não disponibilidade de energia ao consumidor é devido à falhas no sistema de distribuição (Allan et al. 1995). Estatísticas norte-americanas (Verwers et al. 2000), apresentadas na tabela I.1, indicam que os custos de interrupção no setor industrial pode causar prejuízos de milhares de dólares por hora em perda de produção.

Custo médio de interrupção de energia em dólares para plantas industriais(baseado em 41 empresas dos EUA e Canadá em 1987)	
Todas as plantas	\$4,69/kW + \$6,65/kWh
Plantas com demanda máx. >1000kW	\$2,60/kW + \$2,33/kWh
Plantas com demanda máx. < 1000kW	\$11,38/kW+\$20,11/kWh

Tabela I.1

Para aumentar a sua lucratividade, satisfazer seus clientes e não sofrer penalizações, as concessionárias têm que planejar, manter e operar a sua rede de modo otimizado, seja no acréscimo de novas linhas e subestações, repotenciamento de linhas e subestações existentes ou atuar em sistemas automatizados que alterem a topologia da rede existente, através de procedimentos de manobras de dispositivos de seccionamento. De acordo com as referências bibliográficas consultadas (Bernal-Agustín 1998) nos foi possível concluir que pode-se obter economia de 5 a 10% relativa ao custo de implantação e operação de redes de distribuição de energia elétrica com a utilização de técnicas de otimização na etapa de planejamento.

Este trabalho visa estudar técnicas de otimização aplicáveis ao planejamento da implantação ou expansão de redes de distribuição de energia elétrica, objetivando auxiliar as empresas concessionárias na tomada de decisões tanto no âmbito das alternativas de implantação de novas linhas como na adequação de linhas existentes.

I.2. O Problema de Otimização de Redes de Distribuição

O problema do planejamento ótimo de implantação ou expansão de uma rede de distribuição de energia elétrica envolve o atendimento de vários requisitos. No planejamento de novas linhas ou subestações e alteração das existentes, os seguintes objetivos se destacam:

- minimização de perdas de energia;
- minimização do investimento na implantação de novas linhas e subestações;
- maximização da qualidade e confiabilidade do sistema.
- minimização do tempo de interrupção do fornecimento de energia a consumidores em situações de defeito;

Para os objetivos citados, as principais restrições para este tipo de problema são:

- capacidade de linhas e de subestações;
- níveis de tensão permitidos nas barras consumidoras;
- manutenção da radialidade da rede;
- atendimento de índices de qualidade e confiabilidade.

Verifica-se, portanto, que o problema em questão é essencialmente de múltiplos objetivos. Estudos anteriores consideravam uma "solução ótima" apenas um único objetivo: a redução de custos, seja no âmbito de investimentos de novas instalações ou na redução de perdas de energia. Estudos mais recentes, impulsionados pela grande competição no setor, têm se preocupado não só com a redução de custos mas com a melhora de índices de confiabilidade do fornecimento de energia elétrica. Alguns trabalhos como o de Miranda et al. (1994) e Tang (1996) incluíram o item confiabilidade na análise, mas formularam o problema como soma ponderada de objetivos, levando a uma limitação na busca de soluções. A possibilidade de escolha por um projetista de uma solução adequada dentro de um conjunto de soluções ótimas corrobora a necessidade do problema de otimização de redes de distribuição de energia elétrica ser abordado como um problema de múltiplos objetivos tratados separadamente, onde é melhor se ter um conjunto de boas soluções do que apenas uma solução ótima, que atenda apenas um único objetivo em detrimento de outros também importantes.

I.3 Algoritmos de Otimização

A otimização de redes de distribuição de energia elétrica pode ser considerada como um problema combinatório de grande proporções, onde o número de opções a serem analisadas cresce fatorialmente com o tamanho da rede.

É um problema essencialmente não linear, pois, embora os custos de investimentos e manutenção de linhas e subestações sejam fixos e lineares (de ordem zero), os custos operacionais (perdas de energia) são dependentes do quadrado das correntes das cargas consumidoras (de segunda ordem). Além disso, a construção ou não de linhas e subestações ou a utilização de linhas reserva são operações de natureza inteira (0 ou 1, linha existente ou não, linha operando ou reserva, etc.) levando ao convívio de variáveis contínuas e discretas em um mesmo problema. Por esta razão, a otimização de redes de distribuição é considerada freqüentemente como um problema de programação inteira mista.

É também essencialmente multimodal, onde as chances das soluções encontradas ficarem confinadas em ótimos locais crescem com o aumento da complexidade da rede. Os algoritmos convencionais, do tipo determinísticos, como os baseados na procura pelo gradiente e no limite em um subgradiente, que são eficientes na solução de problemas de funções convexas, podem falhar na obtenção da solução ótima global, ficando restritos a ótimos locais. Já os algoritmos que utilizam técnicas estocásticas, chamados de não convexas, como os algoritmos genéticos, *simulated annealing* e *tabu search*, têm a habilidade de não ficarem aprisionados em ótimos locais, tendo grande probabilidade de obtenção de soluções ótimas globais. Trabalhos mais recentes como os de Bernal-Agustín (1998), Ramírez-Rosado et al. (1998) e Romero et al. (1996 e 1998) têm obtido resultados satisfatórios na utilização dessas técnicas de otimização na resolução desses problemas.

I.4. Objetivo do Trabalho

Este trabalho objetivou estudar o planejamento ótimo de redes de distribuição energia elétrica, utilizando algoritmos estocásticos, particularmente os algoritmos genéticos. A busca de um sistema que opere e expanda de forma estável e econômica é o objetivo principal de todas as empresas distribuidoras de energia elétrica. Porém, como descrito anteriormente, crescem as pressões dos consumidores para que a energia seja fornecida de forma contínua, com um número mínimo de interrupções, e dentro das especificações de qualidade definidas pela legislação. O não atendimentos desses requisitos geram insatisfações por parte dos consumidores, degradação da imagem da empresa e aplicações de penalidades por parte dos órgãos reguladores do setor.

Este trabalho irá abordar o problema de otimização sob os seguintes objetivos:

- **Minimização de custos:** os custos consistem nas perdas resistivas estimadas, devidas ao transporte de energia nas linhas e transformadores e nos investimentos para se construir ou repotenciar linhas de distribuição ou subestações;
- **Maximização de confiabilidade :** neste caso serão avaliados os custos de interrupção de fornecimento de energia (energia não vendida) bem como possíveis penalizações por perdas devido à interrupção de processos produtivos de consumidores motivadas por faltas momentâneas de energia.

A partir de um algoritmo desenvolvido, será apresentado ao projetista do sistema um conjunto de soluções ótimas(configurações de rede), denominadas também por *pareto-ótimas*, que poderão ser utilizadas na implantação ou expansão de uma determinada rede de distribuição. Como normalmente não é apresentada uma solução ótima única, devido à natureza contraditória dos dois objetivos, caberá ao projetista a escolha de uma solução mais adequada no momento para a implantação física da rede.

I.5. Estrutura do Trabalho

Após esta breve introdução, onde foram apresentados o problema de otimização de redes, os algoritmos disponíveis para a solução do mesmo e o objetivo do trabalho, a dissertação será apresentada em mais quatro capítulos.

O capítulo II será dedicado à apresentação da modelagem matemática das redes de distribuição de energia. Serão definidas as funções objetivo de custos e confiabilidade bem como as restrições impostas para este tipo de problema.

Neste capítulo serão definidos alguns termos específicos utilizados na modelagem da rede.

No capítulo III será apresentado o algoritmo genético multiobjetivo desenvolvido. Serão descritos detalhadamente os pontos básicos do algoritmo como o método de codificação utilizado, a estratégia de geração da população inicial e os operadores desenvolvidos face à deficiência dos operadores clássicos para este tipo de problema. Será explanado também o conceito de otimalidade de Pareto e sua aplicação no problema.

As simulações de casos práticos serão apresentadas no capítulo IV para a avaliação de desempenho do algoritmo. Em um mesmo caso serão verificados os resultados obtidos ao se promover alterações no período de avaliação da rede, no tamanho da população e no número de gerações máximas permitidas.

Finalmente o capítulo V será destinado à apresentação das conclusões finais bem como a indicação de algumas propostas para a continuação deste trabalho.

Nos apêndices poderão ser encontrados os dados práticos utilizados para as simulações.

Capítulo II

Modelagem Matemática

II.1 Introdução

Um sistema de distribuição de energia elétrica é composto de forma simplificada de unidades supridoras de energia (subestações) e de unidades consumidoras (pontos de consumo). Cada subestação possui um limite máximo de demanda de potência que pode fornecer aos diversos pontos de consumo. A esses pontos, por sua vez, estão associados determinados valores de demanda de potência.

A energia disponível nas subestações deve ser transportada às unidades consumidoras através de linhas de distribuição que seguem rotas definidas.

Associados às linhas de distribuição estão os custos de implantação, de natureza fixa, que dependem do comprimento das mesmas e do tipo do condutor utilizado.

A operação e manutenção dessas linhas geram custos variáveis que reúnem as perdas de energia durante o transporte e os gastos com operação e manutenção.

Diferente dos custos fixos de implantação, os custos de operação e manutenção dependem diretamente de um período de tempo considerado para a avaliação da rede.

Uma análise similar pode ser realizada para os nós supridores de energia. Neste caso os custos fixos estão associados às dimensões (capacidades) das subestações a serem construídas ou ampliadas. Os custos variáveis representam as perdas de energia nas unidades transformadoras.

A figura II.1.1 apresenta um exemplo de rede de distribuição integrada por uma subestação e vários centros consumidores, com diversas opções de rotas de linhas para o transporte da energia .

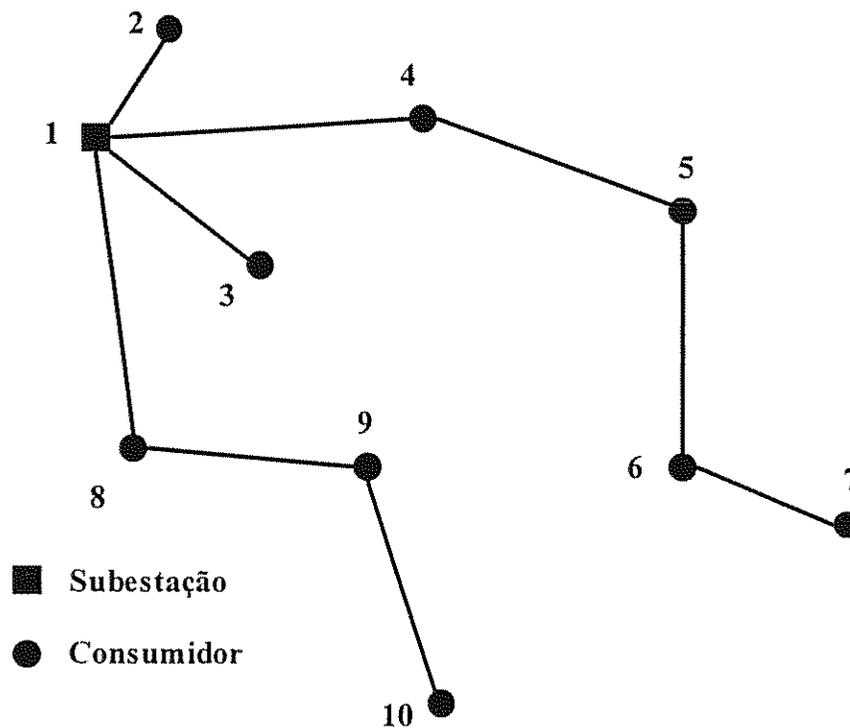


Figura II.1.1

Para cada uma das possíveis rotas, pode-se associar uma variável binária (0 ou 1) representando ou não a utilização de determinada rota. Para uma linha utilizada, pode-se adicionalmente representar a especificação do condutor utilizado, substituindo a representação binária por uma representação inteira. De acordo com a figura II.1.2 , uma rota não utilizada corresponde por exemplo à que interliga os nós 5 e 9. Essa rota poderia ser identificada pelo número 0. Para a rota entre os nós 4 e 5 a identificação 3 significaria que, além da rota existir, foi utilizado um condutor do tipo 3.

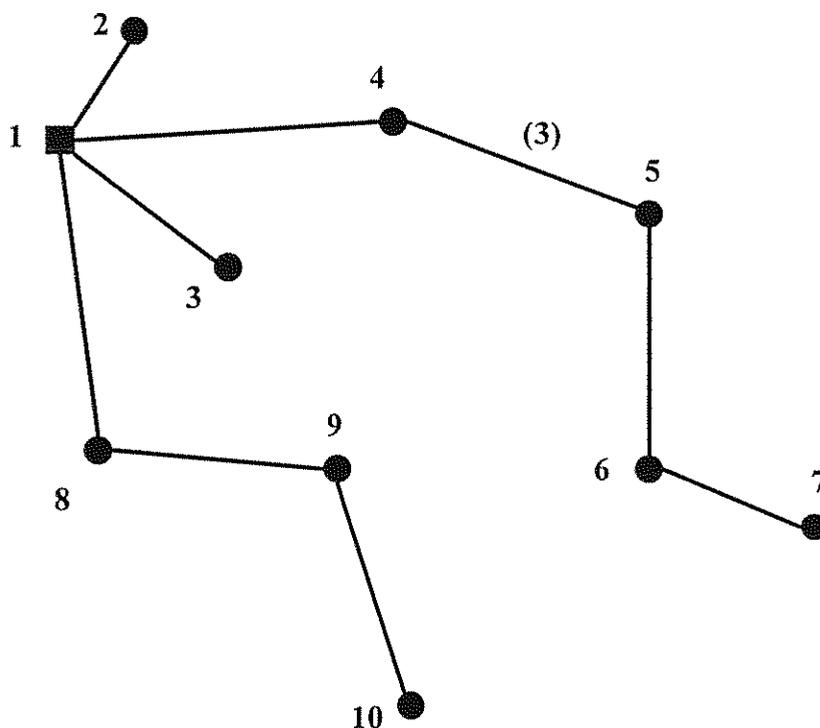


Figura II.1.2

Para cada rota pode-se associar também uma variável real, que representa o fluxo de potência entre dois nós da rede. Essa variável influi na função objetivo, pois ao se aumentar o fluxo de potência em uma linha, aumenta-se a perda de energia e conseqüentemente o valor da função.

Uma rede para atender os requisitos de confiabilidade tem que possuir recursos que possibilitem o restabelecimento do fornecimento da energia o mais rápido possível para determinados consumidores no caso de falha em determinada linha. Uma maneira de atendimento a esse requisito é a construção de linhas reservas, normalmente desenergizadas, que podem utilizar rotas alternativas no caso de falhas de linhas em operação.

A figura II.1.3 apresenta uma rede que possui uma linha reserva entre os nós 3 e 4 capaz de suprir os nós 4, 5, 6 e 7 no caso de falha da linha que normalmente opera entre os nós 1 e 4.

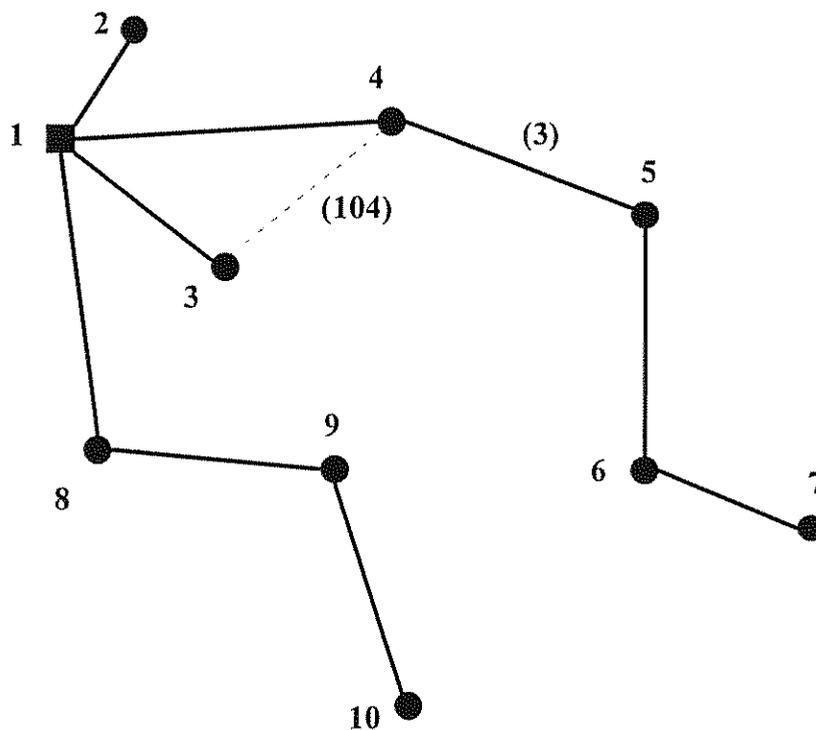


Figura II.1.3

Para as linhas reservas pode-se associar também uma variável inteira que representa o tipo de condutor utilizado. Essa variável, entretanto, deve ser distinta da utilizada para representar uma linha em operação, pois aquela não possui fluxo de potência em condições normais. Uma maneira de representar uma linha reserva seria a de somar um valor de 100 à representação de uma linha convencional. A linha reserva da figura II.1.3, identificada pelo número 104, indica que a mesma é composta por um condutor do tipo 4.

A identificação das linhas reservas de forma distinta das linhas em operação, além de proporcionar uma visualização imediata de sua característica, permite, como veremos adiante, informar ao algoritmo para a não inclusão das mesmas no processamento do fluxo de potência da rede.

II.2 Funções Objetivo

O presente trabalho considerou que para o planejamento ótimo de uma rede de distribuição de energia elétrica devam ser avaliados dois objetivos principais (custo e confiabilidade) que representam respectivamente os custos de implantação operação e manutenção da rede e os custos decorrentes de falhas de trechos de linhas. Considerou-se que esses custos não podem ser simplesmente somados, uma vez que os primeiros são simplesmente expressos em unidades monetárias, enquanto os segundos, embora tenham também impactos financeiros, não podem ser medidos apenas segundo essa dimensão, envolvendo também fatores subjetivos, tais como: a manutenção do atendimento a serviços essenciais, a satisfação dos consumidores, a imagem pública da empresa, etc.

As funções objetivo consideradas para uma rede típica apresentada na figura II.2.1 estão apresentadas a seguir. As funções foram baseadas em Bernal-Agustín (1998) porém foi acrescentada, para a função de custo, a opção de recondutoramento de linhas existentes para permitir um aumento de capacidade de transmissão de energia

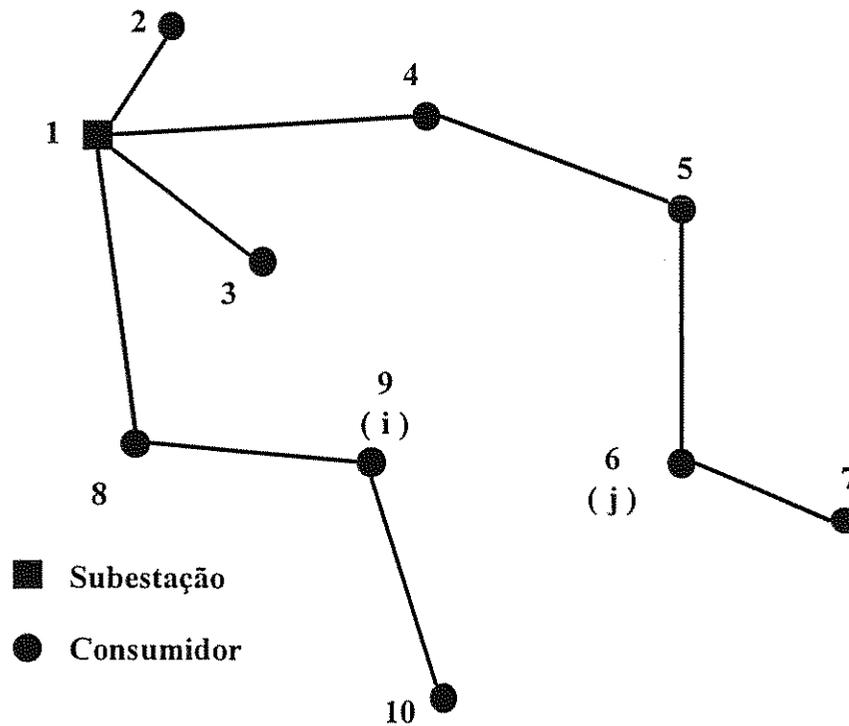


Figura II.2.1

1) Função objetivo custo associada à construção, operação e manutenção de linhas e subestações:

minimizar

$$\sum_{(i,j) \in N_{LE}} \sum_{a \in N_a} \{ (CF_y)_{E,a} [(Y_y)_{E,a}] + (CV_y)_{E,a} [(X_y)_{E,a}^2] \} + \sum_{k \in N_{SE}} \sum_{b \in N_b} \{ (CF_k)_{E,b} [(Y_k)_{E,b}] + (CV_k)_{E,b} [(X_k)_{E,b}^2] \}$$

$$\sum_{(i,j) \in N_{LF}} \sum_{a \in N_a} \{ (CF_y)_{a,i} (Y_y)_{a,i} + (CV_y)_{a,i} (X_y)_{a,i}^2 \} + \sum_{k \in N_{SF}} \sum_{b \in N_b} \{ (CF_k)_{b,i} (Y_k)_{b,i} + (CV_k)_{b,i} (X_k)_{b,i}^2 \} +$$

onde:

N_{LE} = conjunto de rotas (entre nós) associadas às linhas existentes do sistema de distribuição inicial.

N_{LF} = conjunto de rotas (entre nós) propostas para construção de linhas futuras.

N_a = conjunto de bitolas de condutores propostos para serem utilizados na construção de linhas ou recondução de linhas existentes.

N_{SE} = conjunto de nós associados às subestações existentes do sistema de distribuição inicial.

N_{SF} = conjunto de nós associados a locações propostas para a construção de subestações futuras.

N_b = conjunto de dimensões de subestações propostos para serem utilizadas na construção de subestações futuras ou repotenciamento de subestações existentes.

(i,j) = rota entre os nós i e j .

$(X_k)_b$ = potência aparente de ponta, em KVA, fornecida pelo nó $k \in N_S$ associado a uma subestação de dimensão b .

$(X_{ij})_a$ = potência aparente de ponta, em KVA, transportada pela rota $(i,j) \in N_F$ associado a uma linha cujo condutor possui bitola a .

$((X_k)_E)_b$ = potência aparente de ponta, em KVA, suprida pelo nó k associado a uma subestação existente, de dimensão b , do sistema de distribuição inicial.

$((X_{ij})_E)_a$ = potência aparente de ponta, em KVA, transportada pela rota (i,j) associado a uma linha existente, com condutor de bitola a , do sistema de distribuição inicial.

$((CV_{ij})_E)_a$ = coeficiente de custo variável de uma linha existente, com condutor de bitola a , na rota (i,j) .

$(CV_{ij})_a$ = coeficiente de custo variável de uma linha que é construída, com condutor de bitola a , na rota (i,j) .

$(CF_{ij})_a$ = coeficiente de custo fixo de uma linha que é construída, com condutor de bitola a , na rota (i,j) .

$((CV_k)_E)_b$ = coeficiente de custo variável de uma subestação existente, de dimensão b , no nó k .

$(CV_k)_b$ = coeficiente de custo variável de uma subestação que é construída, de dimensão b , no nó k .

$(CF_k)_b$ = coeficiente de custo fixo de uma subestação que é construída, de dimensão b , no nó k .

$(Y_k)_b = 1$, se é construída uma subestação, de dimensão b , associada a um nó $k \in N_{SP}$. Caso contrário, a variável é igual a 0.

$(Y_{ij})_a = 1$, se é construída uma linha com condutor de bitola a , associada a uma rota $(i,j) \in N_{FP}$. Caso contrário, a variável é igual a 0.

2) Função de confiabilidade de um sistema de distribuição:

minimizar

$$\sum_{n \in N_E} [CFEF((\lambda_{ij})_E)_a ((\ell_{ij})_E)_a + CFEH((r_{ij})_E)_a] (P_{ij})_a Ta + \sum_{n \in N_F} [CFEF(\lambda_{ij})_a (\ell_{ij})_a + CFEH(r_{ij})_a] (P_{ij})_a Ta$$

onde:

n = nó da rede.

N_E = conjunto de nós do sistema de distribuição inicial.

N_F = conjunto de nós do sistema de distribuição futuro.

$CFEF$ = Custo da energia por falta e por kW.

$CFEH$ = Custo da energia por hora e por kW.

$((\lambda_{ij})_E)_a$ = taxa de falha por ano e por unidade de comprimento associada a um linha existente, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LE}$.

$(\lambda_{ij})_a$ = taxa de falha por ano e por unidade de comprimento associada a um linha futura e com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LF}$.

$((\ell_{ij})_E)_a$ = comprimento da linha existente, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LE}$.

$(\ell_{ij})_a$ = comprimento de linha futura, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LF}$.

$((r_{ij})_E)_a$ = tempo médio de parada (horas) por ano, para cada falha que se produz em uma linha existente situada na rota $(i,j) \in N_{LE}$.

$(r_{ij})_a$ = tempo médio de parada (horas) por ano, para cada falha que se produz em uma linha futura, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LF}$.

$((P_{ij})_E)_a$ = variável que representa a potência ativa média, em kW, transportada por linha existente, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_{LE}$.

$(P_{ij})_a$ = variáveis que representam a potência ativa média, em kW, transportada por linha futura, com condutor de bitola a , situada na rota $(i,j) \in N_F$.

Ta = período de avaliação em anos

l = índice de importância do nó consumidor.

II.3 Restrições

1) Primeira lei de Kirchhoff para os nós de uma rede:

$$D_k - (X_k)_E - \sum_{b \in N_b} (X_k)_b = \sum_{i \in N_{kP}} \sum_{a \in N_a} [(X_{ik})_a - (X_{ki})_a] + \sum_{i \in N_{kE}} [(X_{ik})_E - (X_{ki})_E]$$

onde:

D_k = potência aparente de ponta demandada pelo nó k .

N_{kP} = conjunto de nós propostos para serem conectados ao nó k .

N_{kE} = conjunto de nós que estão conectados ao nó k .

2) Limites de capacidade de transporte de potência pelas linhas:

2.1) Para linhas futuras:

$$0 \leq (X_{ij})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a; \quad 0 \leq (X_{ji})_a \leq (U_{ij})_a (Y_{ij})_a$$

$$\forall (i, j) \in N_{LF}; \quad \forall a \in N_a$$

2.2) Para linhas existentes:

$$0 \leq ((X_{ij})_E)_a \leq ((U_{ij})_E)_a; \quad 0 \leq ((X_{ji})_E)_a \leq ((U_{ij})_E)_a$$

$$\forall (i, j) \in N_{LE}; \quad \forall a \in N_a$$

3) Limites de capacidade de fornecimento de potência pelas subestações:

3.1) Para as subestações futuras:

$$0 \leq (X_k)_b \leq (U_k)_b (Y_k)_b$$

$$\forall k \in N_{SF}; \quad \forall b \in N_b$$

3.2) Para as subestações existentes:

$$0 \leq ((X_k)_E)_b \leq ((U_k)_E)_b$$

$$\forall k \in N_{SE} \quad \forall b \in N_b$$

onde:

$(U_{ij})_a$ = capacidade máxima, em KVA, de transporte de potência de uma linha de condutor de bitola a , associada a uma rota $(i,j) \in N_{LF}$.

$((U_{ij})_E)_a$ = capacidade máxima, em KVA, de transporte de potência de uma linha existente do sistema de distribuição inicial, linha de condutor de bitola a , associada a uma rota $(i,j) \in N_{LE}$.

$(U_k)_b$ = capacidade máxima, em KVA, de fornecimento de potência de uma subestação de dimensão b , associada a um nó $k \in N_{SF}$.

$((U_k)_E)_b$ = capacidade máxima, em KVA, de fornecimento de potência de uma subestação existente do sistema de distribuição inicial, de dimensão b , associada a um nó $k \in N_{SE}$.

4) Limites de queda de tensão:

$$V_i \geq V_{nom} \left(1 - \frac{\% \Delta V_{nom}}{100} \right)$$

$\forall i$

onde:

V_i = tensão calculada no i -ésimo nó do sistema de distribuição.

V_{nom} = tensão nominal associada ao sistema de distribuição.

$\% \Delta V_{nom}$ = queda de tensão máxima permitida em um centro de carga. O nível definido pela ANEEL é de 7,5%.

5) Restrição de radialidade:

$$\sum_{(i,j) \in N_L} z_{ij} < nt$$

onde:

z_{ij} = variável binária associada a uma rota (i,j) . A variável é igual a 1 se a linha associada à rota (i,j) existir. Caso contrário , a variável é nula.

nt = número total de nós associados a um sistema de distribuição(existentes e futuros).

$$N_L = N_{LF} + N_{LE}$$

II.4 Definições de Termos

II.4.1 Fator de Carga e Fator de Perdas

Para uma correta avaliação das perdas em uma rede de distribuição, é necessário utilizar valores de demanda de energia médios solicitados pelos consumidores.

O Fator de Carga (Fc) é definido como sendo a relação entre a energia entregue (E) e a demanda máxima entregue (Dmax) num período de tempo (T), conforme a expressão:

$$Fc = \frac{Ec}{D_{max}.T} \quad \text{II.4.1}$$

O termo Fator de Perdas (Fp) é definido como sendo o fator de carga das perdas, sendo que as perdas que dependem da carga são proporcionais à demanda.

Com a dificuldade de se levantar as curvas de carga das instalações, tem-se procurado quantificar o fator de perdas a partir do fator de carga. A relação entre essas duas grandezas se dá pela expressão:

$$Fc^2 \leq Fp \leq Fc \quad \text{II.4.2}$$

Substituindo-se a expressão II.4.2 por outra mais adequada temos:

$$F_p = kc.F_c + (1 - kc)F_c^2, \quad \text{com} \quad 0 < kc < 1 \quad \text{II.4.3}$$

O parâmetro kc é o grau de indeterminação que deve ser estimado através de levantamento de curvas de carga típicas pelas empresas de distribuição de energia em todos os seus segmentos de distribuição. Como se deseja uma estimativa anual das perdas, a análise deve levar em conta dados relativos aos dias úteis bem como sábados, domingos e feriados.

A figura II.4.1.1 apresenta os valores limites inferiores e superiores para F_p .

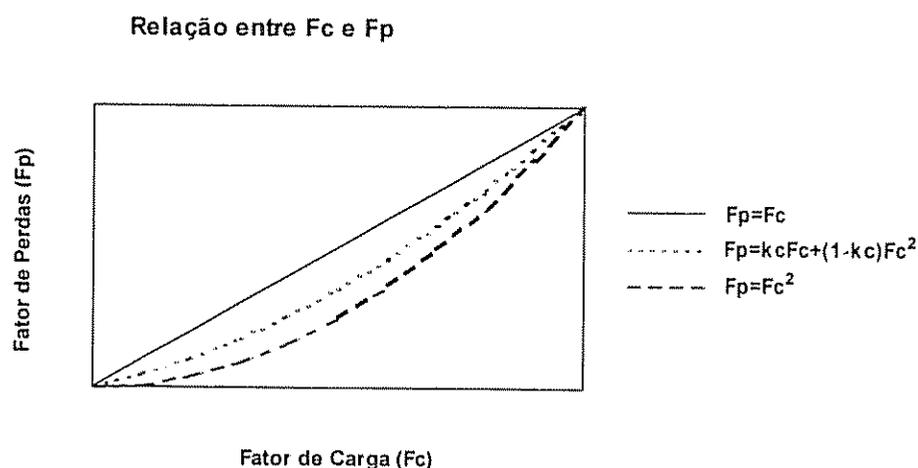


Figura II.4.1.1

Este trabalho utilizou o valor $kc = 0,15$, pois conforme apresentado por Soares et al. (1999), se baseia na análise das curvas de carga de diversas empresas brasileiras

II.4.2 Custos Variáveis

Os custos variáveis para a operação de uma rede de distribuição dependem fundamentalmente da energia transportada. No caso das linhas, o principal fator de custo são as perdas de energia por efeito Joule nos condutores.

Analogamente, nas subestações, pode-se considerar as perdas nos transformadores.

Outro parâmetro importante na determinação dos custos variáveis é o tempo considerado na análise do desempenho da rede. A vida útil de uma rede de distribuição, normalmente determinada pelas concessionárias, é de 25 anos. Esse valor foi utilizado no presente estudo para a análise de redes acima de 1 ano.

Pelo exposto anteriormente, pode-se considerar que a potência máxima de perdas por efeito Joule em uma linha é dada por:

$$P_{\rho ymáx} = 3R_{ja} I_{ymáx}^2 \quad \text{II.4.3.1}$$

Onde:

R_{ja} = resistência por fase de uma linha no trecho (*ij*) com condutor de bitola *a*.

$I_{ij máx}^2$ = corrente no período de ponta que flui no trecho (*ij*).

Utilizando o conceito de fator de perdas F_p , definido no item II.4.2, a potência de perdas média pode ser definida como:

$$P_{\rho yméd} = F_p P_{\rho ymáx} = F_p 3R_{ja} I_{ymáx}^2 \quad \text{II.4.3.2}$$

Como a potência aparente transportada pode ser representada por:

$$S_{ja} = \sqrt{3} I_{ymáx} V \quad \text{II.4.3.3}$$

Onde:

V= tensão de linha

Temos, então:

$$P_{pjméd} = F_p R_{ija} \frac{S_{ija}^2}{V^2} \quad \text{II.4.3.4}$$

Considerando uma tarifa de consumo T_{ar} em kWh, o custo de perdas para o período em anos dado por N_a seria representado por:

$$CV_{ij} = 8760 T_{ar} N_a F_p R_{ija} \frac{S_{ija}^2}{V^2} \quad \text{II.4.3.5}$$

Onde:

8760 = número de horas no período um ano.

Estendendo o conceito para toda a rede, o custo variável total seria dado por:

$$CV = \sum_{(i,j) \in N_L} CV_{ij} \quad \text{II.4.3.6}$$

II.4.3 Valor Presente do Custo

Os custos envolvidos na análise de uma rede de distribuição podem ser divididos em:

- a) Custos de investimento inicial (fixos) - são os custos iniciais de implantação da rede, incluindo as subestações;

- b) Custos de operação (variáveis) – são os custos devido às perdas por efeito Joule ocorridas no transporte e transformação da energia ao longo do período de análise, conforme detalhado no item II.4.2.

Para que os custos fixos e variáveis sejam avaliados de forma equivalente, os custos variáveis devem ser convertidos para valores presentes. O valor presente simples de um custo pode ser determinado por:

$$VP = \frac{VF}{(1+i)^n} \quad \text{II.4.3.1}$$

onde:

VF = valor futuro a ser desembolsado;

i = taxa de juros anual;

n = número de anos considerados.

Nas simulações realizadas com tempos de análise acima de 1 ano, foi utilizado o cálculo do valor presente considerando desembolsos anuais. A expressão II.4.3.2 converte uma série de desembolsos uniformes futuros em um único valor presente:

$$VP = \frac{VA(1+i)^n - 1}{i(1+i)^n} \quad \text{II.4.3.2}$$

Onde:

VA = valor futuro anual a ser desembolsado.

II.4.4 Índice de Importância do Nó Consumidor

Foi previsto no algoritmo a possibilidade de classificação dos nós consumidores segundo critérios de confiabilidade de fornecimento de energia. Foi atribuída uma

classificação de 1 a 5, sendo que os consumidores que devem possuir o menor índice de interrupções possíveis, tais como indústrias e hospitais, por exemplo, recebem o maior índice (5).

O algoritmo aplica na função objetivo de confiabilidade uma penalização proporcional ao grau de importância do nó consumidor caso o mesmo não possua uma possibilidade de ligação a uma linha reserva.

Cabe ao projetista da rede a definição de quais consumidores deverão ser priorizados quanto a investimentos em linhas alternativas, definição essa baseada em critérios comerciais ou de cunho social.

Capítulo III

Implementação do Algoritmo Genético Multiobjetivo

III.1 Introdução

A implementação do algoritmo iniciou-se com a utilização do algoritmo genético clássico monobjetivo para a otimização apenas da função de custos. O algoritmo genético clássico e os operadores de cruzamento e mutação convencionais, entretanto, se mostraram pouco eficientes na determinação de uma solução ótima para a rede testada. Dois motivos principais contribuíram para este fato:

- A geração de uma população inicial aleatória leva na maioria dos casos a soluções não factíveis, ou seja, as redes iniciais são geralmente não radiais (malhadas). A obtenção de boas soluções na população inicial que possam ser melhoradas na etapa de evolução são portanto pouco prováveis ;
- Os operadores convencionais são pouco eficientes em problemas de redes por não possuírem conhecimento necessário para gerar soluções melhores a cada geração, levando a uma estagnação na obtenção de melhorias da função.

Pelo exposto, foi necessário o desenvolvimento de um algoritmo capaz de suprir as deficiências indicadas. Os itens a seguir apresentam os detalhes do algoritmo proposto, incluindo a descrição da codificação utilizada, metodologia da geração da população inicial e a descrição dos operadores desenvolvidos especialmente para o problema. É apresentado também o conceito de otimalidade de Pareto utilizado na geração das soluções do problema multiobjetivo.

III.2 Codificação Utilizada

Em problemas de otimização onde se utilizam os algoritmos genéticos, a codificação mais utilizada é a binária. Neste tipo de codificação, as variáveis são convertidas para o alfabeto binário (composto apenas por 0's e 1's) e

concatenadas formando um cromossomo. Outras codificações utilizadas são a real e a hexadecimal.

Este trabalho utilizou a codificação inteira que tem a vantagem da obtenção de uma maior riqueza de informação do que a contida em uma codificação binária para um mesmo tamanho de cromossomo.

O exemplo a seguir irá ilustrar o poder da codificação inteira sobre a binária. A rede apresentada na figura III.2.1 teria a possibilidade de interligação entre os seguintes nós:

(1,2), (1,3), (1,4), (1,5), (2,3), (2,4), (2,5), (3,4), (3,5) e (4,5).

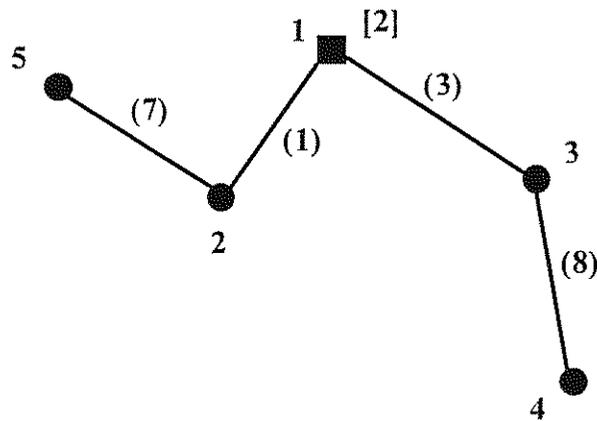


Figura III.2.1

Esta rede teria a seguinte representação binária:

0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

As três primeiras posições do cromossomo representam uma linha interligando os nós 1 e 2 utilizando um condutor do tipo 1 (001 em binário), as três seguintes representam a linha interligando os nós 1 e 3 com um condutor do tipo 3 (011) e

assim sucessivamente. Os valores 000 (número zero em binário) representam as linhas inexistentes.

A representação na codificação inteira para esta rede seria da seguinte forma:

1	3	0	0	0	0	7	8	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

O exemplo acima demonstra que a codificação inteira com 10 posições contém a mesma informação de uma codificação binária com 30 posições. Esse fato contribui para uma redução no custo computacional na análise de redes de grandes dimensões, onde a utilização da codificação binária poderia gerar cromossomos bastante extensos.

Para a representação das subestações introduziu-se uma segunda cadeia, também com codificação inteira, que representa a capacidade da subestação. A subestação de tamanho 2 da rede da figura III.2.1 teria a seguinte representação:

1	3	0	0	0	0	7	8	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

2

A vantagem da utilização de duas cadeias ao invés de apenas uma concatenada é a de, como veremos adiante, possibilitar a aplicação de operadores distintos para as duas cadeias de linhas e subestações.

A codificação inteira tem a vantagem adicional de possibilitar modificações na cadeia que permitam a inclusão de informações adicionais aos seus elementos. Retornando ao exemplo da figura III.2.1, a adição de uma linha reserva com um condutor do tipo 6 entre os nós 2 e 3 resultaria na seguinte alteração da codificação:

1	3	0	0	106	0	7	8	0	0	2
---	---	---	---	-----	---	---	---	---	---	---

Essa estratégia de codificação permite a representação de linhas com até 99 condutores diferentes. Este valor é mais do que suficiente para aplicações práticas.

Como visto anteriormente, a utilização da codificação inteira sobre a binária promove um ganho com relação à redução significativa do tamanho da cadeia. Essa redução, entretanto, não é suficiente na análise de redes de grande porte. Nessas redes a representação de todas as linhas possíveis torna as cadeias bastante extensas. Em uma rede de n nós existe a possibilidade de $(n-1)*n/2$ ligações entre nós, ou seja, para uma rede pequena de 20 nós teríamos uma cadeia de 190 posições, o que leva a uma sobrecarga computacional.

Para solucionar este inconveniente, o presente trabalho introduziu o conceito de "raio de abrangência". É definido um raio máximo em que determinado nó de referência pode ser ligado a outros adjacentes. Apenas a partir dos nós contidos no interior da circunferência imaginária gerada por esse raio podem ser construídas linhas para o nó de referência, ou seja, a cadeia nunca poderá conter linhas que liguem o nó de referência a nós externos à circunferência.

A figura III.2.2 exemplifica o conceito de raio de abrangência. Neste caso o nó 5, tomado como referência, só pode ser ligado aos nós 1 e 2.

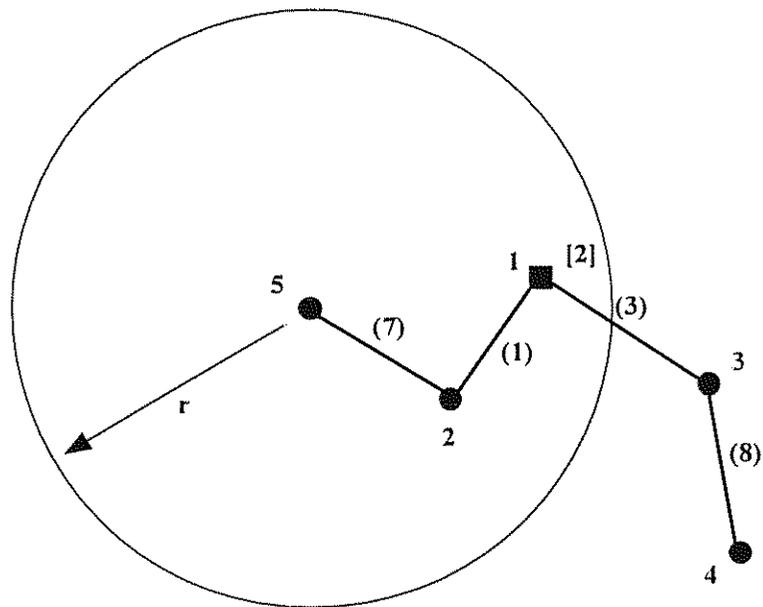


Figura III.2.2

A utilização do conceito do raio de abrangência permite a eliminação de linhas desnecessárias, que na prática nunca são construídas, como o caso de linhas interligando nós extremos da rede (nós 4 e 5 do exemplo), reduzindo-se, portanto, o tamanho da cadeia final e reduzindo conseqüentemente o esforço computacional para a otimização da rede.

O alcance do raio de abrangência é determinado para cada tipo de rede. A sua definição fica a cargo do projetista da rede, que avalia previamente as possíveis linhas que podem ser construídas na prática, eliminando as desnecessárias. Caso o raio escolhido seja pequeno de tal forma a que determinado nó não possa ser ligado a pelo menos um outro da rede, o algoritmo prevê um aviso para que o projetista aumente a dimensão do raio.

Finalmente previu-se um modo de proibição de existência de determinadas linhas através do registro explícito do conjunto de nós origem e destino dessas linhas.

Esse recurso é importante para não permitir a inclusão de linhas impossíveis de serem construídas na prática devido a, por exemplo, obstáculos (naturais ou construções) ou superposições de linhas.

III.3 Geração da População Inicial

A etapa de geração de um conjunto de soluções que formem uma população inicial é de vital importância para o sucesso de um problema de otimização de redes solucionado por meio de algoritmo genético. A geração aleatória dos indivíduos da população de ramos não leva a resultados satisfatórios, pois os indivíduos gerados são quase sempre redes malhadas, ou seja, inviáveis pela restrição de radialidade imposta ao problema. A população inicial deve, portanto, conter indivíduos que representem redes radiais onde todos os nós estejam interligados por linhas mais curtas possíveis.

Para alcançar este objetivo, foi utilizado o Algoritmo de Dijkstra, para solução de problemas de caminho mínimo. Esse algoritmo, cujo *pseudo-código* está apresentado no Apêndice A, é bastante utilizado em problemas onde se deseja um menor caminho de um ponto inicial a um ou mais pontos finais.

Para um certo grafo:

$$G=(V,A) \quad \text{onde: } V \text{ é o conjunto de vértices ou nós}$$
$$A \text{ é o conjunto de arcos com respectivos pesos(custos)}$$

Definindo um vértice fixo s em V , o problema consiste em encontrar o caminho mínimo a partir de s a cada nó v em V . Para encontrar o caminho mínimo, entre dois pontos, o peso ou comprimento do arco, é calculado como a soma dos pesos dos arcos. Um caminho é considerado como mínimo se não houver algum caminho de um nó x a outro y com um peso menor.

Para o objetivo deste trabalho o algoritmo de Dijkstra vem de encontro à necessidade de se determinar uma rede inicial que seja radial e de linhas de menor comprimento possível.

Como complemento ao algoritmo de Dijkstra, foi desenvolvido outro algoritmo denominado algoritmo Prune (poda), baseado no algoritmo de Kruskal.

O algoritmo de Kruskal é definido da seguinte forma:

"Para um grafo com n nós são acrescentados os ramos de menor custo, mantendo a radialidade do grafo, até o total de $n-1$ ramos".

O algoritmo Prune realiza a operação inversa, ou seja, a retirada de ramos de maior custo de uma rede não radial, até que a mesma se torne radial. O algoritmo trabalha da seguinte forma:

- a) É selecionado um indivíduo gerado de forma aleatória;
- b) É realizado um teste se o indivíduo representa uma rede não radial (malhada), possuindo todos os nós interligados. Caso afirmativo, é executado o passo seguinte, caso negativo escolhe-se outro indivíduo;
- c) Os ramos da rede, contidos no indivíduo selecionado, são ordenados de forma decrescente de custos;
- d) Inicia-se uma retirada (poda) de ramos, começando com o de maior custo. Para cada ramo retirado é realizado um teste de desconexão. Caso algum nó fique desconexo, o ramo é novamente inserido na rede e o próximo da lista é retirado. Este procedimento é realizado até a rede se torne radial.

A utilização do algoritmo Prune em conjunto com o algoritmo de Dijkstra leva à geração de soluções que possuem topologias favoráveis, principalmente com relação à função objetivo de custos, onde a meta é a obtenção de uma rede enxuta com um menor custo possível.

Para este trabalho, o conjunto de soluções geradas para a população inicial de ramos foi assim distribuído:

- a) 10% composto por indivíduos gerados aleatoriamente;
- b) 40% composto por indivíduos gerados através do algoritmo de caminho mínimo(Dijkstra);
- c) 50% composto por indivíduos gerados pelo algoritmo Prune.

Para a população de nós(subestações) utilizou-se a geração da população 100% aleatória, que alcançou resultados plenamente satisfatórios.

III.4 Operadores Utilizados

III.4.1 Operador de Seleção

A aplicação das funções objetivo definidas no item II.2 em cada indivíduo da população definem as suas adequabilidades para a etapa de seleção, onde os melhores indivíduos (de menor custo/ maior confiabilidade) têm maiores chances de sobreviver, ou seja, passarem para a próxima geração, do que os demais. A técnica denominada "elitista", utilizada neste trabalho, assegura que o indivíduo de melhor adequabilidade possui uma chance de 100% de sobreviver e passar para a próxima geração. No caso de avaliação simultânea e dois objetivos, dois indivíduos, que representam os melhores indivíduos de cada função, são selecionados para a próxima etapa da evolução.

A aplicação do operador de seleção diretamente sobre os valores das funções objetivo não mostrou ser uma boa estratégia pelos seguintes motivos:

- a) Quando os melhores valores são demasiadamente distantes dos demais da população, há uma tendência de convergência rápida e prematura para os melhores valores. Em poucas gerações a população passa a conter apenas esses indivíduos, tornando as soluções muito similares e difícil de serem melhoradas;
- b) Por outro lado, quando os valores de adequabilidade são muito semelhantes, torna-se difícil o processo de seleção, pois todos os indivíduos tendem a possuir as mesmas probabilidades de passarem para a próxima geração.

Para contornar esses inconvenientes, os indivíduos devem possuir valores de adequabilidade distintos porém não excessivamente diferentes nem muito próximos entre si. Dessa forma o processo de seleção se torna homogêneo e com uma baixa pressão seletiva.

Uma das maneiras de uniformizar as adequabilidade dos indivíduos da população é a utilização da técnica denominada-se *ranking* (Tanomaru 1995). Esta técnica, detalhada por Bernal-Agustín (1998), poder ser ilustrada no exemplo a seguir.

Exemplo:

Considerando uma população de cinco indivíduos com os seguintes valores de adequabilidade:

Indivíduo 1: 150

Indivíduo 2: 160

Indivíduo 3: 30

Indivíduo 4: 20

Indivíduo 5: 250

Em problema de minimização, a utilização direta desses valores para a etapa de seleção tenderia a pressionar os indivíduos 3 e 4 como predominantes nas gerações futuras.

Na técnica de *ranking*, é definida uma ordenação de 1 a n , onde n é o número de indivíduos da população, baseada nos valores de adequabilidade. Dessa forma o indivíduo 4, detentor da melhor solução, estaria na primeira posição da lista e o indivíduo 5, que representa a pior solução, estaria na quinta e última posição.

Definindo os termos:

Total = soma das diferenças entre o *ranking* do último colocado e o de cada solução;

Adequabilidade = diferenças entre o *ranking* do último colocado e o de cada solução dividido pelo total.

Aplicando estas definições no exemplo, teríamos:

$$\text{Total} = (5-3) + (5-4) + (5-2) + (5-1) + (5-5) = 10$$

$$\text{Adequabilidade Indivíduo 1} = (5-3)/10 = 0,2$$

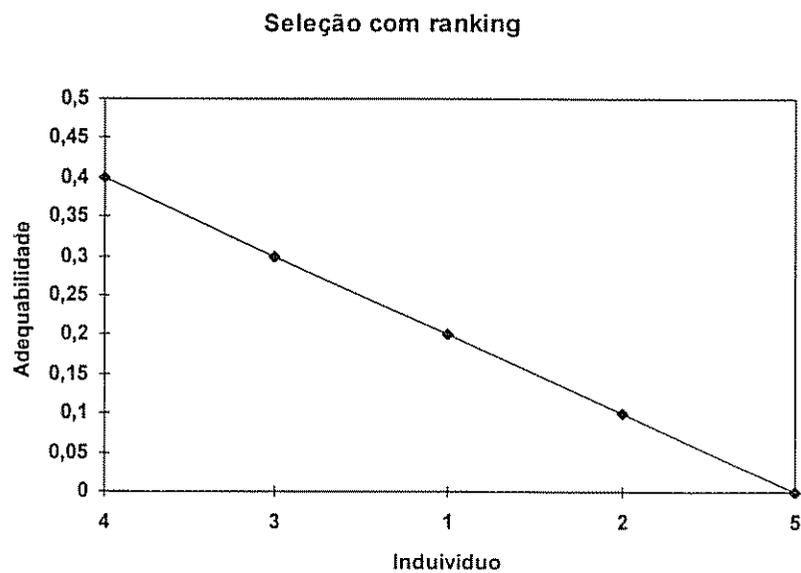
$$\text{Adequabilidade Indivíduo 2} = (5-4)/10 = 0,1$$

$$\text{Adequabilidade Indivíduo 3} = (5-2)/10 = 0,3$$

$$\text{Adequabilidade Indivíduo 4} = (5-1)/10 = 0,4$$

$$\text{Adequabilidade Indivíduo 5} = (5-5)/10 = 0$$

Observa-se que, utilizando essa técnica, são obtidos valores de adequabilidade lineares na população, independentemente dos valores reais da função objetivo. A figura III.4.1.1. exemplifica graficamente as vantagens de utilização desta técnica. Na seleção com a utilização do *ranking*, obtém-se uma variação linear da adequabilidade com relação aos indivíduos, ao passo que sem a aplicação da técnica, a não linearidade é evidente, com os indivíduos 3 e 4 se destacando de forma notável em relação aos demais.



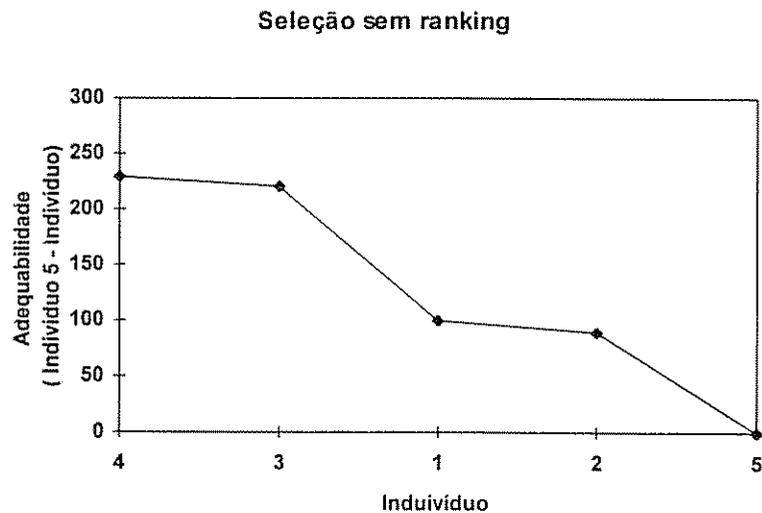


Figura III.4.1.1

No tratamento do problema multiobjetivo esta técnica foi utilizada para cada função, sendo que a adequabilidade final do indivíduo foi determinada pela soma das adequabilidades individuais de cada função.

III.4.2 Operadores de Cruzamento e Mutação

Problemas de otimização de redes, como dito anteriormente, são de natureza combinatória onde o espaço de busca pode ser bastante extenso, dependendo do tamanho da rede.

Na etapa inicial de desenvolvimento do trabalho, foram utilizados os operadores tradicionais de cruzamento e mutação, obtendo-se, porém, resultados insatisfatórios. Devido à maioria das soluções contidas no espaço de busca não serem factíveis, a aplicação dos operadores tradicionais em um indivíduo factível leva quase sempre ao surgimento de um indivíduo não factível.

Os operadores adequados para problemas de otimização de redes devem ter a capacidade de caminhar no espaço de busca das soluções factíveis, denominados em Dengiz et al. (1997) por operadores de busca locais.

Foi necessário, portanto, para a realização do trabalho, o desenvolvimento de operadores de cruzamento e mutação específicos para problemas de rede. Tais

operadores utilizam o conhecimento prévio de características do indivíduo a ser modificado, tais como custo, capacidade, etc., para a reprodução de indivíduos com boa probabilidade de serem melhorados.

Devido aos objetivos da otimização possuírem finalidades distintas (custo e confiabilidade) foram desenvolvidos operadores também específicos para cada objetivo. Para cada conjunto de operadores há os que tratam da topologia da rede e outros que avaliam apenas as suas características. Da mesma forma, foram elaborados operadores específicos para a população de ramos e de nós. Os operadores desenvolvidos serão apresentados a seguir:

IV.4.2.1 Operador SmartXover – Cruzamento

Atuação: topologia;

Função: custos;

População: ramos.

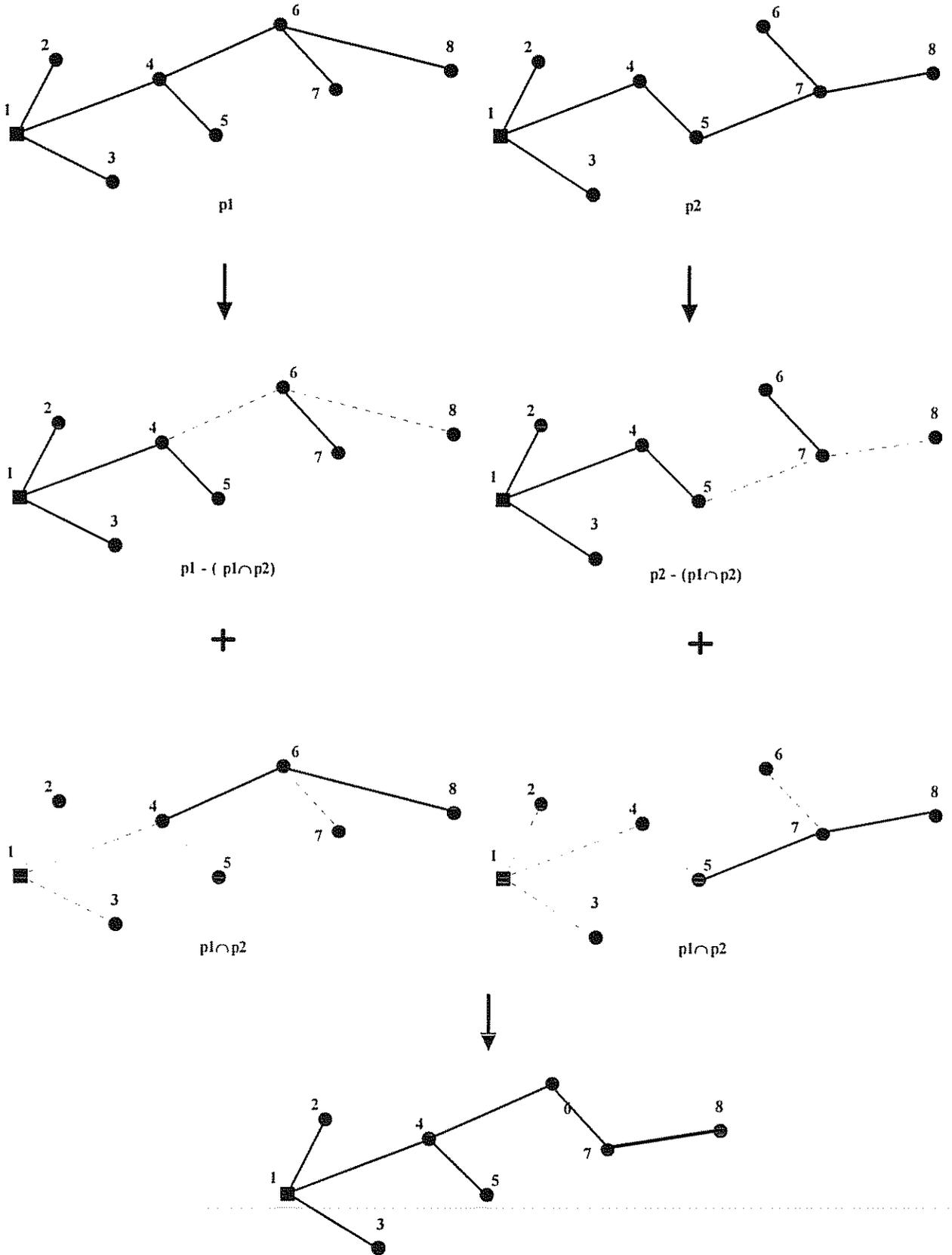


Figura III.4.2.1.1

Descrição(ver figura III.4.2.1.1):

- 1) Inicialmente são selecionados dois indivíduos da população denominados p_1 e p_2 . São identificados os ramos em comum $p_1 \cap p_2$. Os demais ramos distintos de cada indivíduo são denominados $\bar{p}_1 = p_1 - (p_1 \cap p_2)$ e $\bar{p}_2 = p_2 - (p_1 \cap p_2)$.
- 2) São copiados para os filhos os ramos em comum utilizando o condutor de maior capacidade, $c_1 = p_1 \cap p_2$ e $c_2 = p_1 \cap p_2$.
- 3) Se c_1 contiver nós isolados é copiado o ramo em ordem crescente de custos fixos de \bar{p}_2 até c_1 possuir todos os nós interligados. Se a adição de um ramo de \bar{p}_2 tornar c_1 uma rede não radial o ramo é retirado.
- 4) Repetir o mesmo procedimento para c_2 utilizando os ramos de \bar{p}_1 .

III.4.2.2 Operador SmartMutation1 – Mutação

Atuação: topologia;

Função: custos;

População: ramos.

Descrição(ver figura III.4.2.2.1):

- 1) É selecionado um indivíduo denominado p_1 que é copiado para o filho c_1 ;
- 2) Define-se $P = p_1 \cup \bar{p}_1$ onde P é o conjunto de todos os ramos possíveis da rede. Os ramos não existentes de p_1 são $\bar{p}_1 = P - p_1$;
- 3) Os ramos de \bar{p}_1 são ordenados em ordem decrescente de custos fixos(baseados nas distâncias entre os nós) em um vetor V ;
- 4) O primeiro ramo do vetor V é selecionado e inserido em c_1 . São identificados os nós origem e destino (n_1 e n_2) do ramo inserido;
- 5) São verificados todos os ramos de c_1 que estejam conectados a n_1 e n_2 e é identificado e retirado o de maior custo;

- 6) Verifica-se se c_1 permaneceu uma rede radial sem nós isolados. Caso negativo o ramo retirado no passo 5 é novamente inserido, o ramo inserido no passo 4 é retirado e escolhe-se o próximo ramo da lista de V .

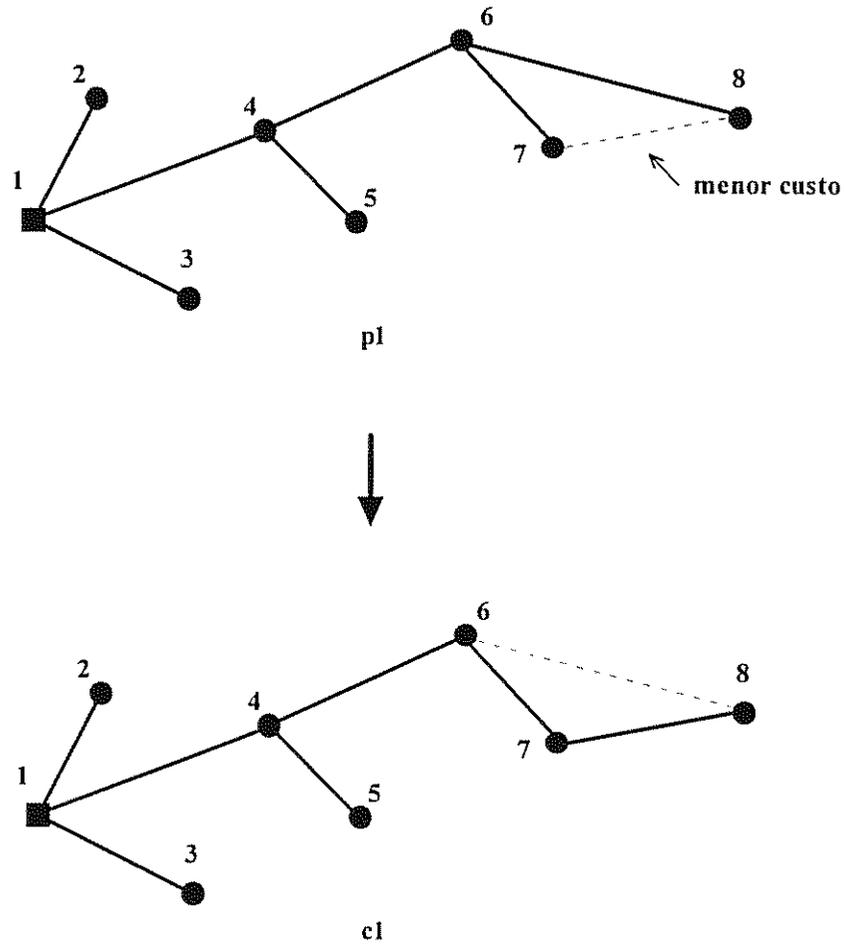


Figura III.4.2.2.1

III.4.2.3 Operador SmartMutation2 – Mutação

Atuação: topologia;

Função: custos;

População: ramos.

Descrição(ver figura III.4.2.3.1):

- 1) É selecionado um indivíduo denominado p_1 que é copiado para o filho c_1 ;
- 2) Define-se $P = p_1 \cup \bar{p}_1$ onde P é o conjunto de todos os ramos possíveis da rede. Os ramos não existentes de p_1 são $\bar{p}_1 = P - p_1$;
- 3) Os ramos de p_1 são ordenados em ordem crescente de custos fixos(baseados nas distâncias entre os nós) em um vetor V ;
- 4) O primeiro ramo do vetor V é selecionado e retirado de c_1 . São identificados os nós origem e destino (n_1 e n_2) do ramo retirado;
- 5) São verificados todos os ramos de \bar{p}_1 que estejam conectados a n_1 e n_2 e é identificado e retirado o de menor custo;
- 6) Verifica-se se c_1 permaneceu uma rede radial sem nós isolados. Caso negativo o ramo inserido no passo 5 é novamente retirado, o ramo retirado no passo 4 é inserido e escolhe-se o próximo ramo da lista de V .

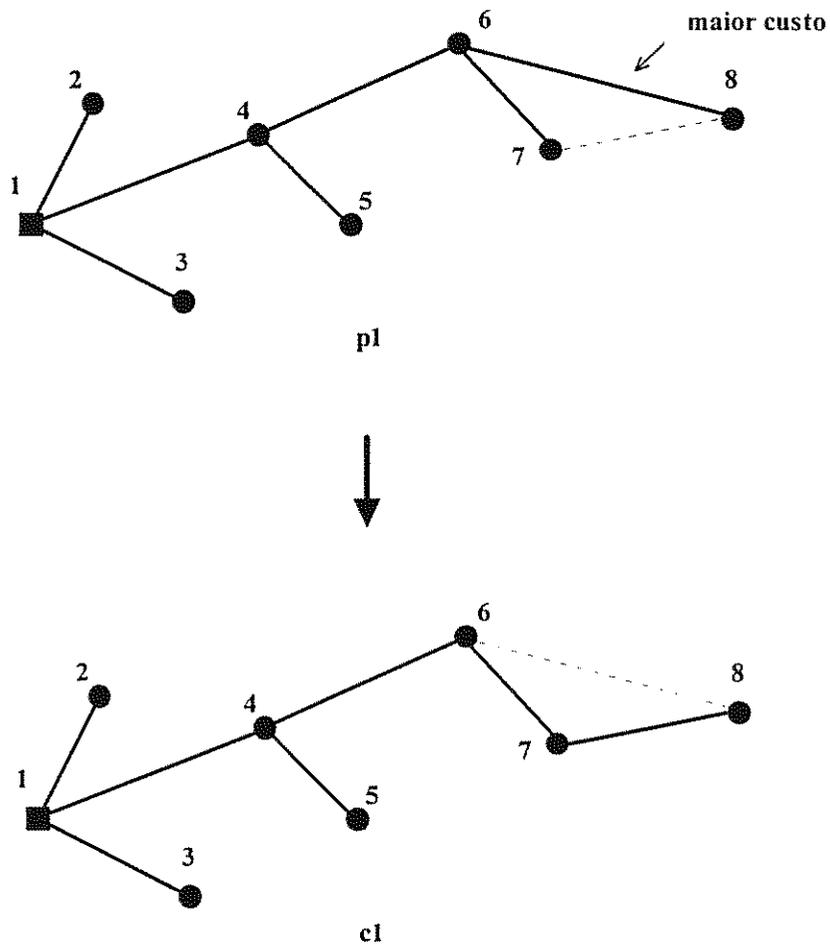


Figura IV.4.2.3.1

III.4.2.4 Operador SimpleMutation1 – Mutação

Atuação: característica;

Função: custos;

População: ramos.

Descrição(ver figura III.4.2.4.1):

- 1) É selecionado um indivíduo da população denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Escolhe-se aleatoriamente um condutor r_a ;

- 3) É escolhido um ramo r_1 de maior capacidade onde $r_1 \in c_1$ este é substituído por r_a se $r_a < r_1$

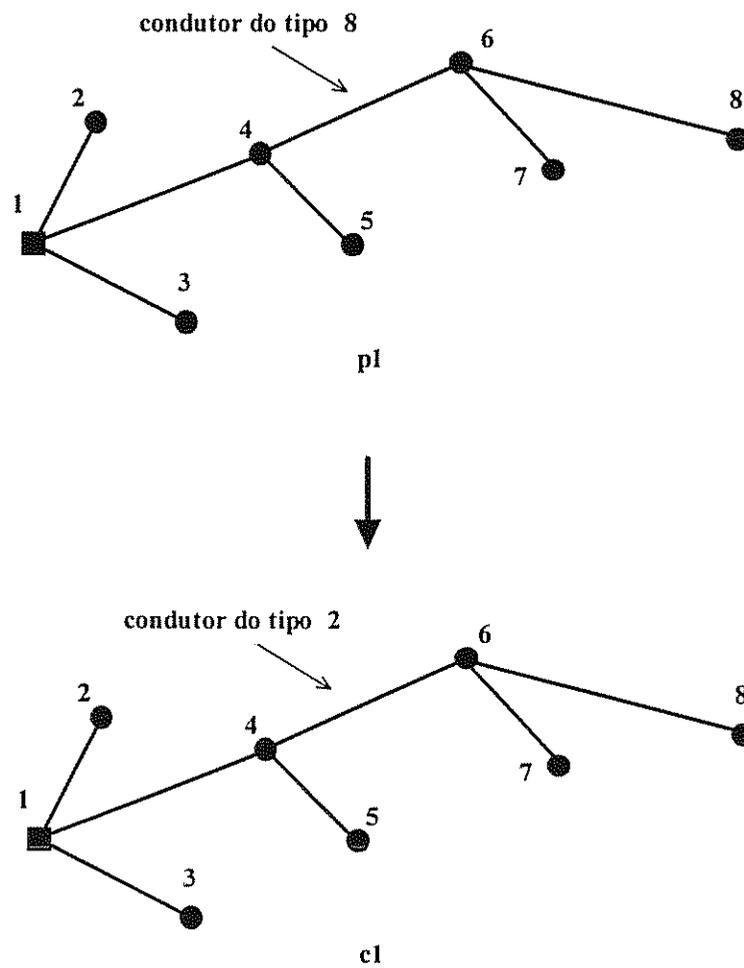


Figura III.4.2.4.1

III.4.2.5 Operador SimpleMutation2 – Mutação

Atuação: característica;

Função: custos;

População: nós.

Descrição (ver figura III.4.2.5.1):

- 1) É selecionado um indivíduo da população denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Escolhe-se aleatoriamente um tamanho de subestação s_a ;
- 3) É escolhido uma subestação s_1 onde $s_1 \in c_1$ esta é substituída por s_a se $s_a < s_1$

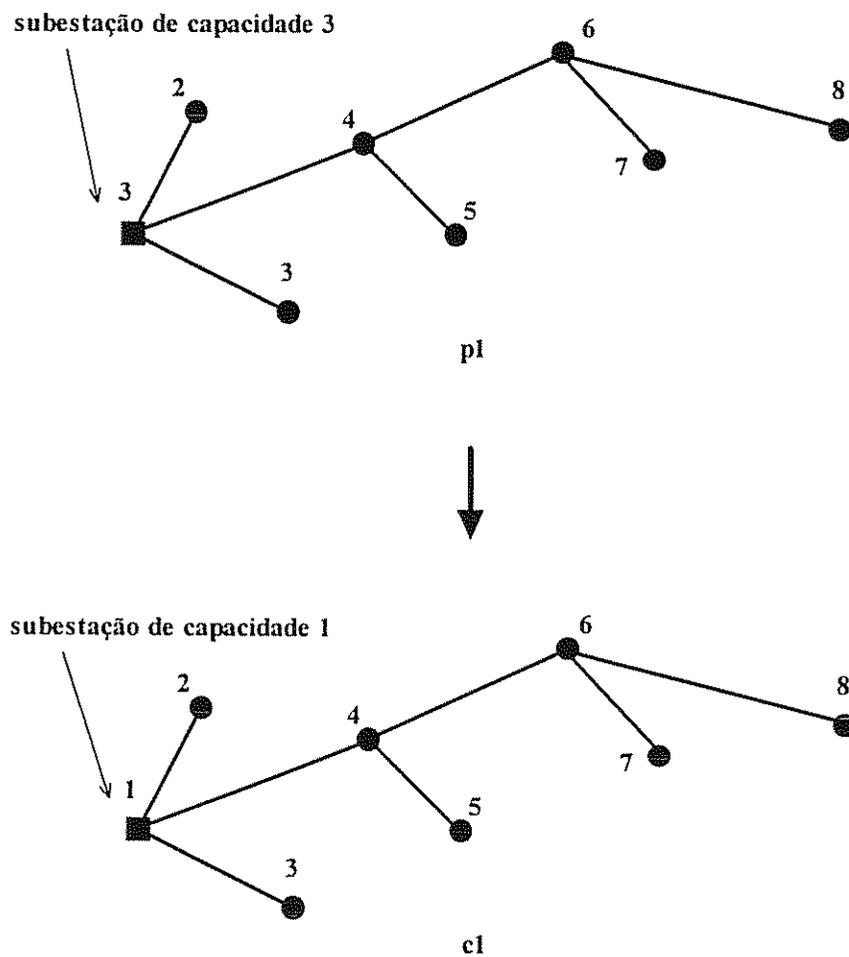


Figura III.4.2.5.1

III.4.2.6 Operador SmartMutation3 – Mutação

Atuação: topologia;

Função: confiabilidade;

População: ramos.

Descrição (ver figura III.4.2.6.1):

- 1) É selecionado um indivíduo da população denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Localiza-se um nó que possui mais de um ramo reserva conectado;
- 3) É retirado o ramo reserva de maior comprimento.

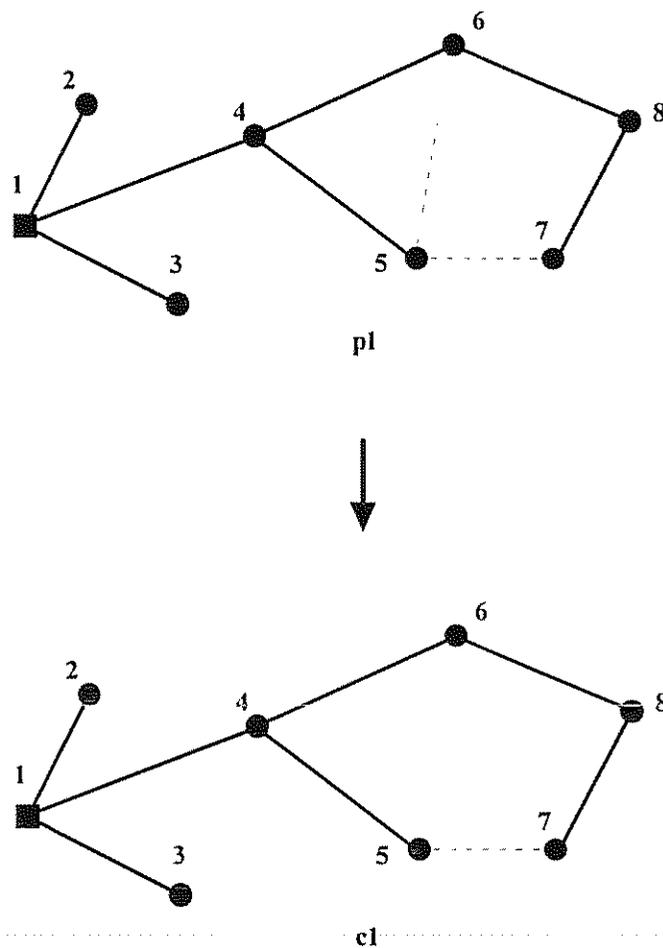


Figura III.4.2.6.1

III.4.2.7 Operador SmartMutation4 – Mutaç o

Atuaç o: topologia;

Funç o: confiabilidade;

Populaç o: ramos.

Descriç o (ver figura IV.4.2.1.7):

- 1)   selecionado um indiv duo da populaç o denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Localiza-se o n  de maior import ncia e verifica se possui ramo reserva;
- 3) Se n o possuir,   criado um ramo reserva. Se o n  j  possuir o ramo,   selecionado um n  de import ncia imediatamente menor.

[1] = grau de import ncia

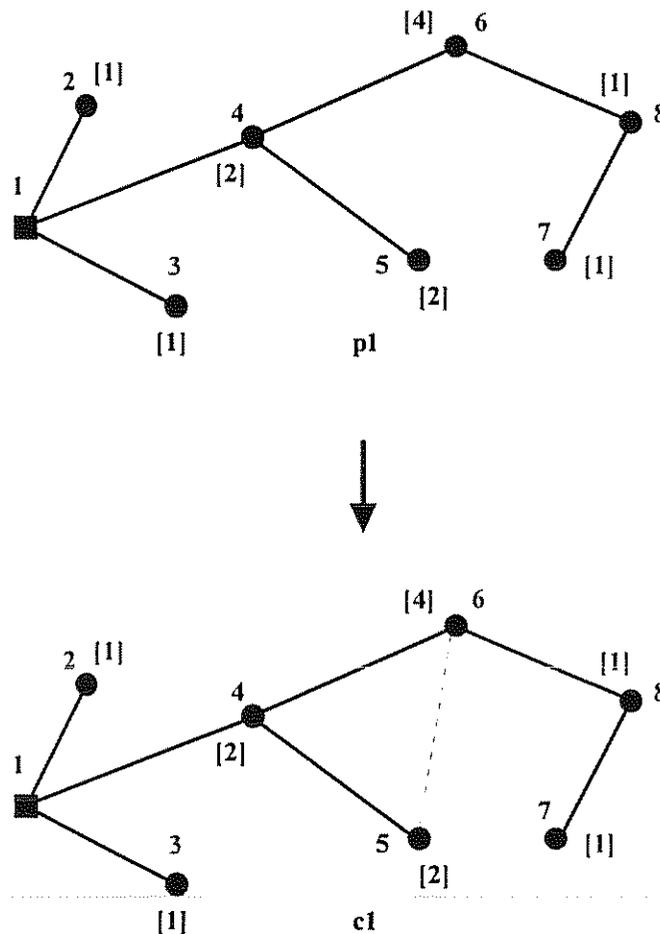


Figura III.4.2.7.1

III.4.2.8 Operador SmartMutation5 – Mutaç o

Atuaç o: topologia;

Funç o: confiabilidade;

Populaç o: ramos.

Descriç o (ver figura III.4.2.8.1):

- 1)   selecionado um indiv duo da populaç o denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Localiza-se um n  que n o tem alternativa de alimenta o se algum ramo pertencente a c_1 falhar. Se existir esse n , criar em c_1 um ramo reserva que parta desse n .

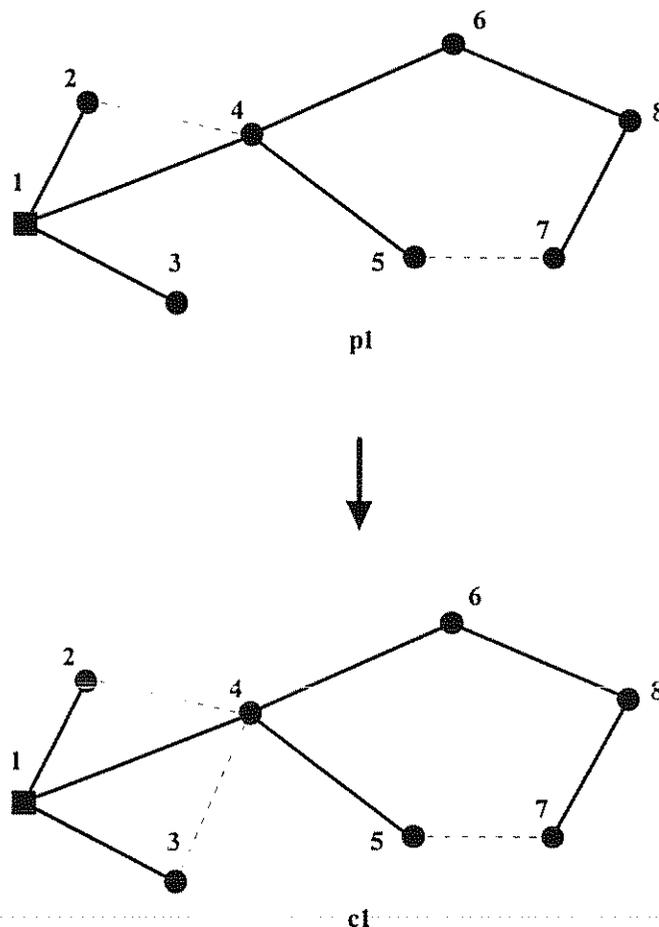


Figura III.4.2.8.1

III.4.2.9 Operador SimpleMutation3 – Mutação

Atuação: característica;

Função: confiabilidade;

População: ramos.

Descrição (ver figura III.4.2.9.1):

- 1) É selecionado um indivíduo da população denominado p_1 e copiado para o filho c_1 ;
- 2) Localiza-se o ramo r_1 de c_1 com o pior índice de confiabilidade;
- 3) Escolhe-se aleatoriamente um outro ramo r_a com condutor de bitola a , dentre condutores disponíveis. Se r_a possuir índice de confiabilidade maior que r_1 , este é substituído por r_a em c_1 .

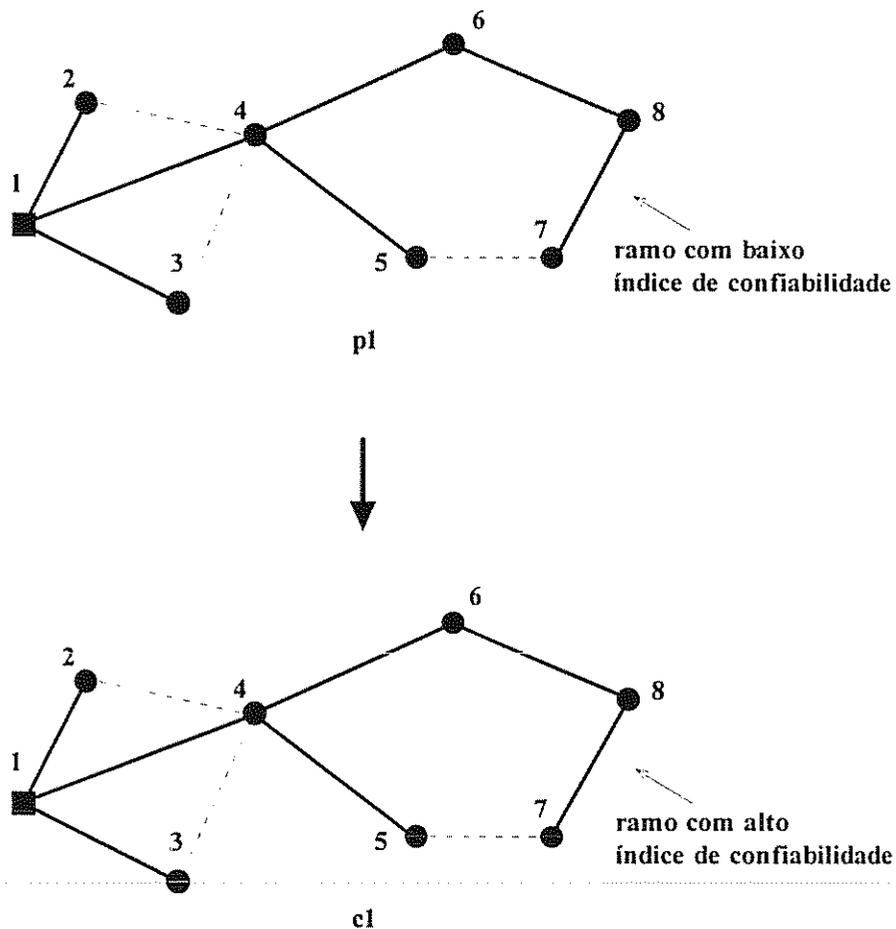


Figura III.4.2.9.1

III.5 Abordagem Multiobjetivo

Em problemas da vida real, normalmente se deseja otimizar mais de um objetivo simultaneamente. Os objetivos são geralmente conflitantes entre si e, dependendo do caso analisado, pode não ser satisfatório a combinação dos dois objetivos em um único ou a redução do problema a um único objetivo em detrimento do outro.

Um método clássico de tratamento desses problemas utiliza o conceito de *pesos* (ponderação) para cada um dos objetivos, que representariam o grau de importância de cada objetivo no problema.

A formulação do problema ponderado no espaço de objetivos é dada pela expressão:

$$\min_{y \in F} \sum_{i=1}^m \lambda_i y_i \quad \text{III.5.1}$$

Para o problema bi-objetivo:

$$\min_x \lambda_1 f_1(x) + \lambda_2 f_2(x) \quad \text{III.5.2}$$

Este método, entretanto, é muito subjetivo sendo que a definição dos pesos λ_1 e λ_2 não é uma tarefa simples e uma escolha inadequada pode não retratar o problema real. Além disso, independente dos valores dos pesos escolhidos, as soluções encontradas não incluem todas as soluções ótimas possíveis, restringindo-se, em alguns casos, a apenas as soluções ótimas individuais.

A utilização de técnicas de otimização paralela, como os algoritmos genéticos, tem se mostrado mais adequadas para esses tipos de problemas pelo fato de não apresentarem apenas uma solução, mas um conjunto de soluções, denominadas *Pareto-ótimas*, que são submetidas a um decisor para a escolha final.

O conceito de otimalidade de Pareto foi formulado por Vilfredo Pareto em 1896 e constitui a origem dos estudos da otimização multiobjetivo. De acordo com esse conceito, uma solução de um problema de minimização é considerada pareto-ótima se não existir outra solução factível que cause o decréscimo do valor de um dos objetivos sem o acréscimo simultâneo de pelo menos um dos demais.

A figura III.5.1 exemplifica esse conceito. Nelas estão representadas três soluções factíveis de um problema de minimização de dois objetivos. As soluções 1 e 2 são denominadas de soluções *não dominadas* ou *pareto-ótimas*. Já a solução 3 é considerada *dominada*, pois existe pelo menos uma solução (solução 2) que possui valores menores para ambos os objetivos. A solução 3 é dita portanto dominada pela solução 2.

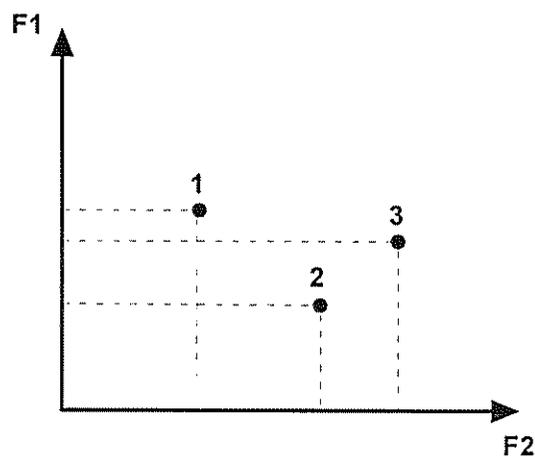


Figura III.5.1

De acordo com o critério de otimalidade de Pareto, as soluções 1 e 2 seriam as melhores soluções para o problema, fazendo parte do conjunto de soluções *pareto-ótimas*.

A figura III.5.2 apresenta uma curva contendo um conjunto de soluções *pareto-ótimas* para determinado problema de minimização de duas funções com objetivos antagônicos. A região abaixo da curva abriga as soluções não factíveis. Em contrapartida, as soluções localizadas acima da curva são soluções factíveis,

porem dominadas pelas *pareto-ótimas*. Os pontos extremos da curva correspondem às soluções ótimas individuais de cada função.

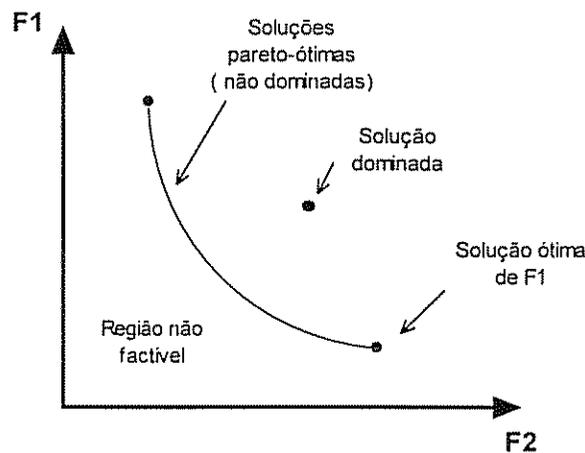


Figura III.5.2

Para este trabalho foi utilizado um algoritmo de estimação de soluções *pareto-ótimas* para funções de dois objetivos, desenvolvido por Takahashi et al. A cada geração os indivíduos da população são avaliados quanto a sua otimalidade, sendo que os considerados como *pareto-ótimos* são inseridos em um conjunto específico. Os indivíduos previamente armazenados neste conjunto, que eventualmente sejam dominados por novos indivíduos, são conseqüentemente eliminados.

Capítulo IV

Simulações Realizadas

IV.1 Descrição do Algoritmo

O algoritmo de otimização de redes de distribuição de energia elétrica está apresentado na figura IV.1.

Os passos do algoritmo podem ser resumidos da seguinte forma:

IV.1.1 Avaliação Inicial

- a) Inicialmente é realizada a leitura de dados específicos da rede a ser otimizada. São obtidas as informações da rede inicial existente (nós e ramos) e as novas necessidades de demanda dos consumidores bem como a sua localização. São também informados o tamanho da população, número máximo de gerações desejado, raio de abrangência, período de avaliação em anos, tensão nominal da rede em kV, potência base em MVA, fator de carga e ramos proibidos de serem construídos.

- b) A seguir é realizada a leitura dos dados comuns para todos os casos, que são:
 - Custo da energia;
 - Custo de Falta de Energia por Falta por kW (CFEF);
 - Custo de Falta de Energia por Hora por kW (CFEH);
 - Taxa de juros anual;
 - Queda de tensão máxima (ANEEL);
 - Constante do fator de perdas;
 - Parâmetros dos condutores utilizados;
 - Parâmetros das subestações utilizadas.

Algoritmo de Otimização de Redes de Distribuição

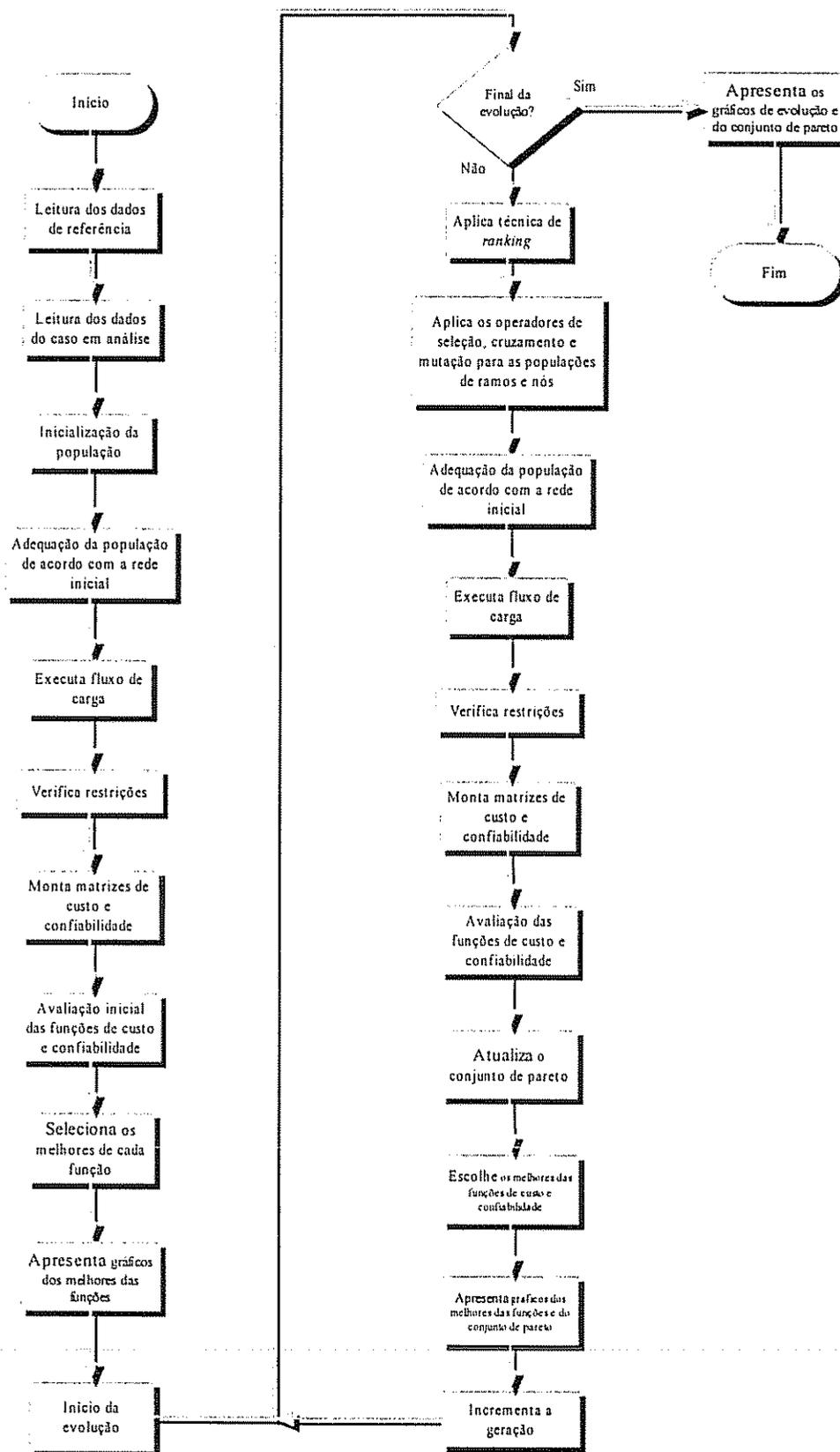


Figura IV.1

- c) A partir dos dados iniciais, é gerada uma população inicial. O raio de abrangência escolhido irá determinar o tamanho do cromossomos dos ramos. A definição do raio é uma etapa importante, visto que uma escolha inadequada irá ocasionar ou uma sobrecarga computacional desnecessária para a obtenção das mesmas soluções que seriam obtidas utilizando-se um raio de abrangência reduzido, ou um raio de tamanho insuficiente que leve a situações de nós permanentemente isolados.
- d) A população inicial é então submetida a um algoritmo reparador onde são preservados os ramos iniciais. É permitido apenas que os ramos existentes possam ter os seus condutores alterados para outros de maior capacidade (recondutoramento). Caso algum ramo seja inicializado com um condutor de capacidade inferior ao da rede inicial, o mesmo é substituído pelo condutor original. O mesmo procedimento é realizado para o nó subestação.
- e) A seguir é rodado um fluxo de carga para cada indivíduo da população (configuração de rede). Esse procedimento irá determinar os fluxos de potência que percorrem os ramos e quedas de tensão nos nós consumidores. Indivíduos que possuírem nós isolados são eliminados da população.
- f) O passo seguinte aplica as restrições aos indivíduos. As restrições impostas são:
- capacidade de corrente de linhas;
 - capacidade de potência de subestações;
 - queda de tensão permitida nos nós;
 - radialidade da rede.
- Indivíduos que não atendam a todas as restrições acima são penalizados.
- g) A seguir são montadas as matrizes de custo e confiabilidade para a avaliação das funções.
- h) Finalmente são avaliadas as funções de custo e confiabilidade e apresentados os gráficos com os melhores indivíduos da população.

IV.1.2 Etapa de Evolução

Na etapa de evolução são introduzidos os seguintes algoritmos que são executados a cada geração:

- a) Aplicação da técnica de ranking para as funções de custo e confiabilidade;
- b) Aplicação dos operadores de seleção, cruzamento e mutação para as populações de ramos e nós;
- c) Montagem e atualização do conjunto de soluções *pareto-ótimas* ;
- d) Apresentação dos gráficos com os melhores indivíduos da população e do conjunto de soluções *pareto-ótimas*.

Ao final da evolução são apresentados os gráficos de desempenho das funções ao longo das gerações.

IV.2 Casos Simulados

IV.2.1 Caso1

O primeiro caso simulado para o teste do algoritmo foi uma rede de oito nós e uma subestação. A figura IV.2.1.1 e as tabelas IV.2.1.1, IV.2.1.2 e IV.2.1.3 apresentam o sistema inicial para este caso.

As linhas traçadas na figura e os nós que elas interligam representam as linhas e consumidores existentes no sistema inicial. O sistema futuro é representado pelos nós não interligados com suas respectivas demandas de energia e por um eventual acréscimo de demanda nos nós existentes.

Ao lado de cada linha está representado o tipo de condutor utilizado na linha inicial e ao lado do nó subestação é indicada a dimensão da mesma. O Apêndice B apresenta a codificação dos condutores e subestações utilizadas.

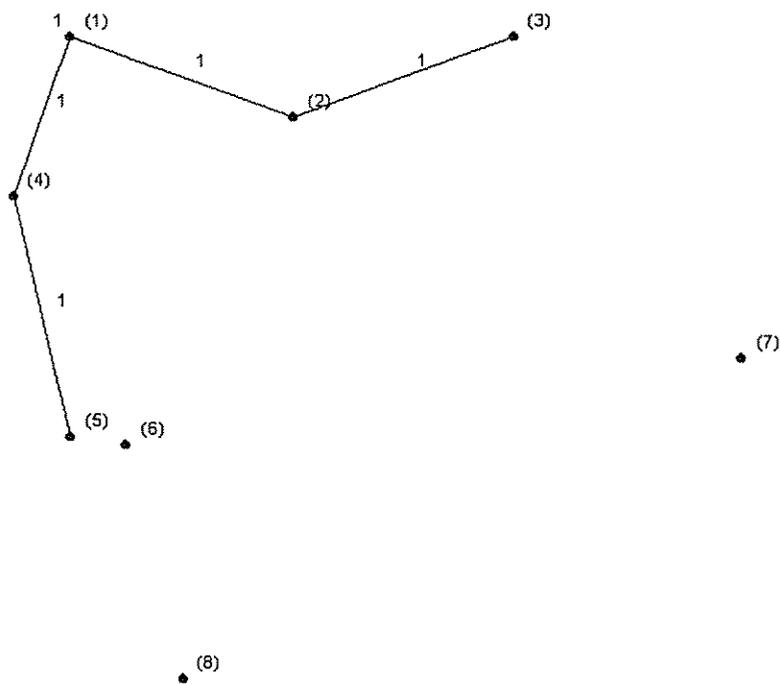


Figura IV.2.1.1

Tabela IV.2.1.1- Descrição dos nós da rede (existentes e futuros)

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
1	1	1	1	1.00	0.10	0	0	1
2	0	1	0	0.90	0.30	200	50	1
3	0	1	0	1.00	0.50	100	20	1
4	0	1	0	0.80	0.05	150	60	1
5	0	1	0	0.50	0.10	200	50	3
6	0	0	0	0.49	0.15	250	80	1
7	0	0	0	0.60	0.70	50	5	5
8	0	0	0	0.20	0.20	100	20	4

- (1) - Número do nó
- (2) - Tipo de nó:
0 - Consumidor
1 - Subestação
- (3) - Existência inicial no nó:
0 - não
1 - sim
- (4) - Tamanho do nó subestação (para nó consumidor sempre é zero)
- (5) - Coordenada norte do nó
- (6) - Coordenada oeste do nó
- (7) - Demanda em kW do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (8) - Demanda em kVAr do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (9) - Grau de importância do nó (1 a 5)

Tabela IV.2.1.2- Descrição dos ramos da rede

(1)	(2)	(3)	(4)
1	2	1	1
2	3	1	1
1	4	1	1
4	5	1	1

- (1) - Nó de origem do ramo
(2) - Nó de destino do ramo
(3) - Tipo de cabo utilizado
(4) - Existência inicial do ramo:
0 - não
1 - sim

Tabela IV.2.1.3 - Ramos que não podem ser construídos

(1)	(2)
3	4

- (1) - Nó de origem do ramo
(2) - Nó de destino do ramo

Os demais parâmetros deste caso são:

- Tensão da rede: 13,8 kV;
- Potência aparente base: 100 MVA;
- Fator de carga (fc): 0,8;
- Raio de abrangência: 0,5.

Foram simulados as seguintes situações para este caso:

a) Caso1a:

- Número de gerações: 150;
- Tamanho da população de ramos e nós: 50;
- Tempo de avaliação: 1 ano.

O gráfico das 57 soluções pareto-ótimas está apresentado na figura IV.2.1.2 Os valores das funções objetivo F1 (custos) e F2 (confiabilidade) estão apresentados em milhares de reais.

Os gráficos das figuras IV.2.1.3 e IV.2.1.4 apresentam , respectivamente, a evolução individual das funções F1 e F2 ao longo das gerações.

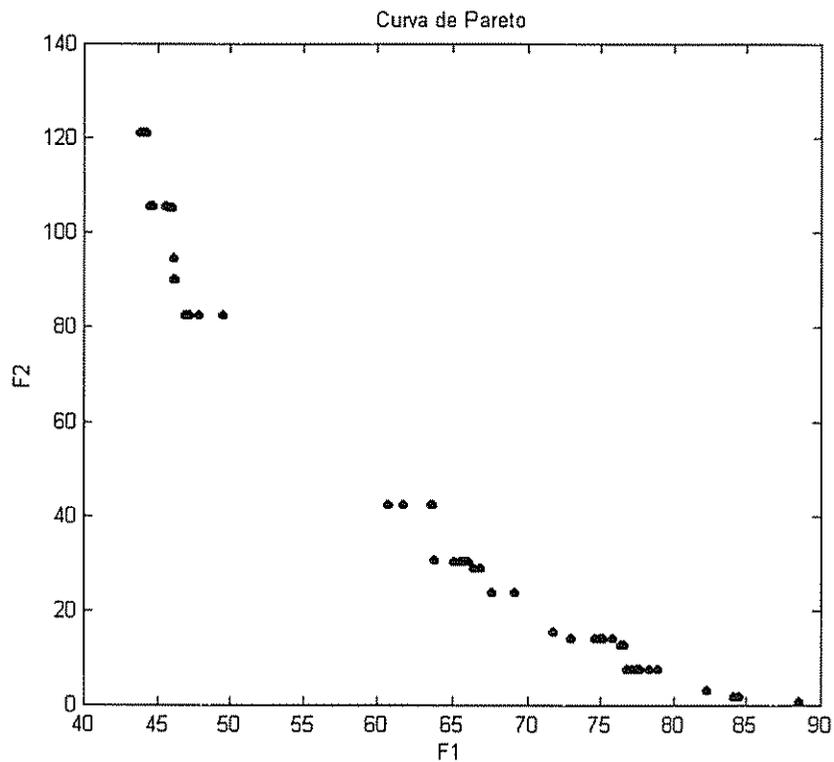


Figura IV.2.1.2

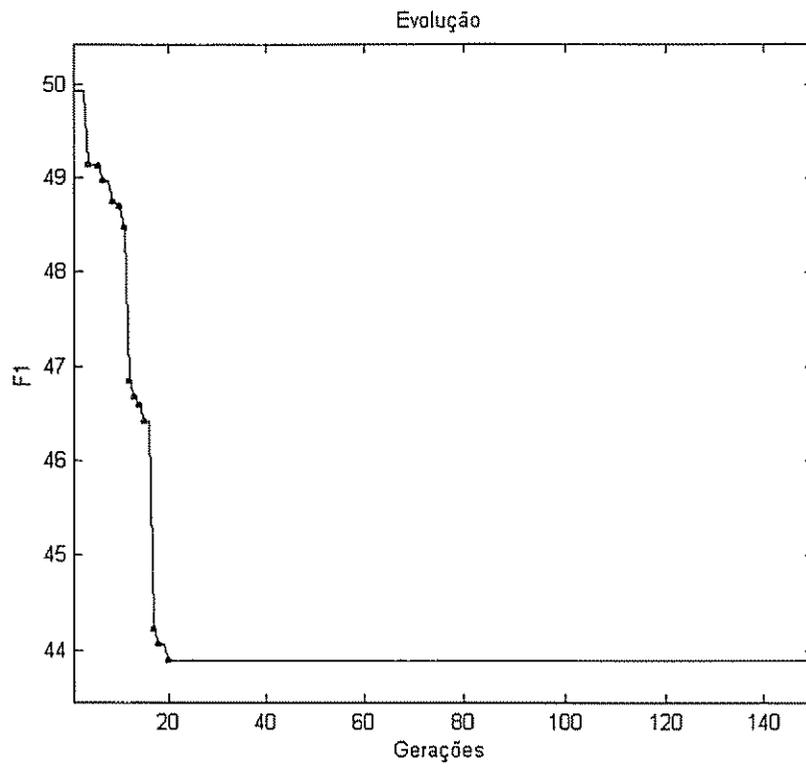


Figura IV.2.1.3

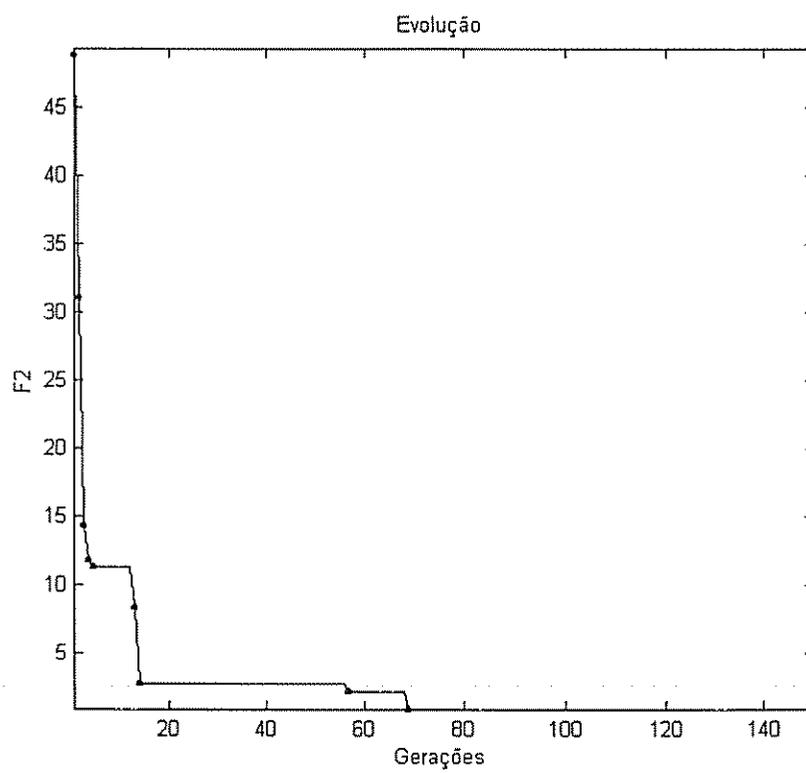


Figura IV.2.1.4

A rede que representa o ponto mais à esquerda do gráfico das soluções *pareto-ótimas*, o que equivale à menor valor da função F1(custos) está apresentada na figura IV.2.1.5.

Observa-se que a rede encontrada é bastante enxuta, pois não possui linhas reservas e utiliza cabos do tipo 1, 2 e 3, que são do tipo nú, mais econômicos do que os do tipo protegido, porém de baixa confiabilidade.

Em contrapartida, a rede de maior confiabilidade (menor valor de F2), que está localizada no extremo inferior da figura IV.2.1.2, está representada na figura IV.2.1.6. Nota-se que todos os nós possuem rotas reservas alternativas caso o ramo de alimentação em regime normal falhe. Os cabos utilizados são também de maior confiabilidade, porém, de custo mais elevado.

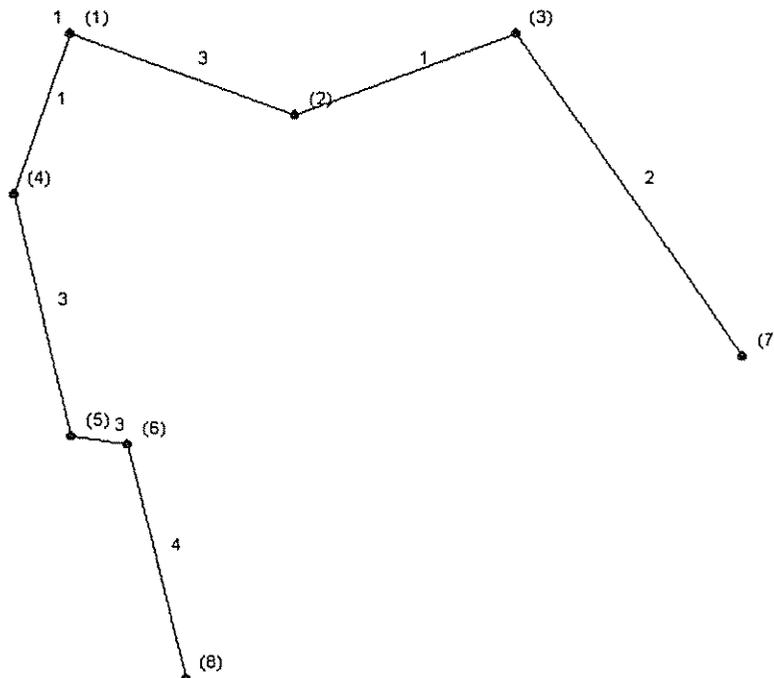


Figura IV.2.1.5

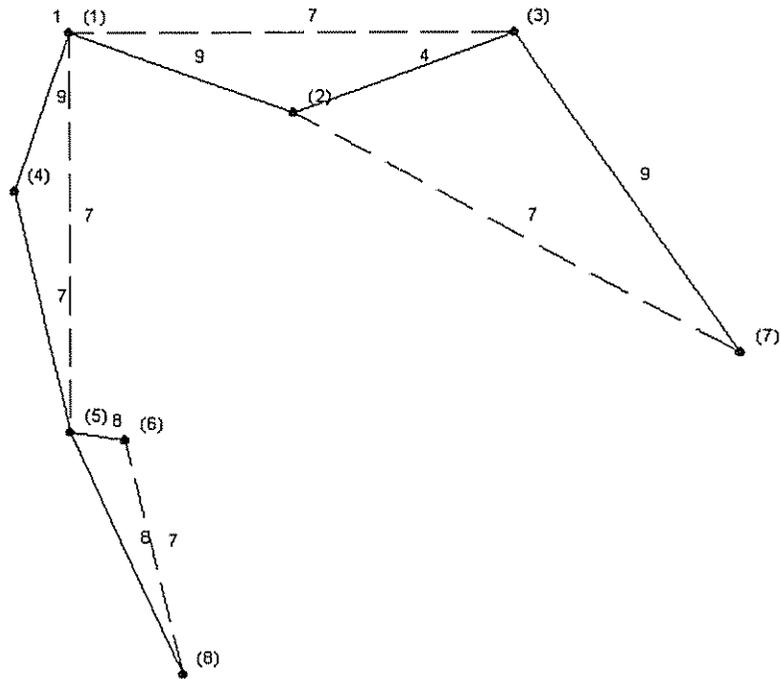


Figura IV.2.1.6

Da figura IV.2.1.2 pode-se observar outro dado interessante, que é a existência de duas regiões distintas de concentração de pontos.

O conjunto de pontos da região esquerda superior do gráfico representa as configurações de rede sem linhas reservas. Na figura IV.2.1.7, que representa o ponto do extremo inferior deste conjunto, nota-se a opção de utilização de linha com alta confiabilidade (condutor tipo 9).

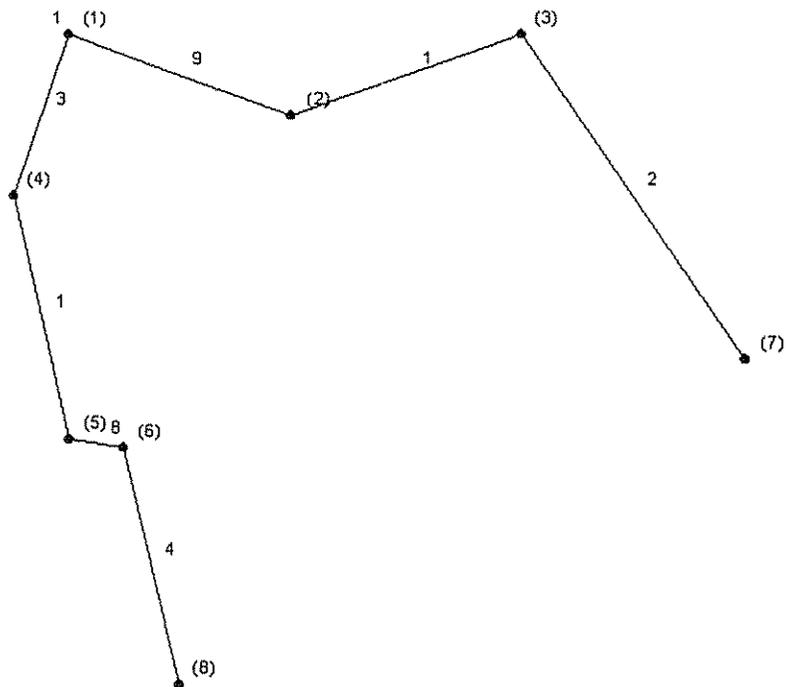


Figura IV.2.1.7

Já no outro conjunto, as redes propostas são concebidas com linhas reservas. A rede da figura IV.2.1.8, que representa o ponto mais superior desse conjunto, verifica-se o início de utilização de redes reservas.

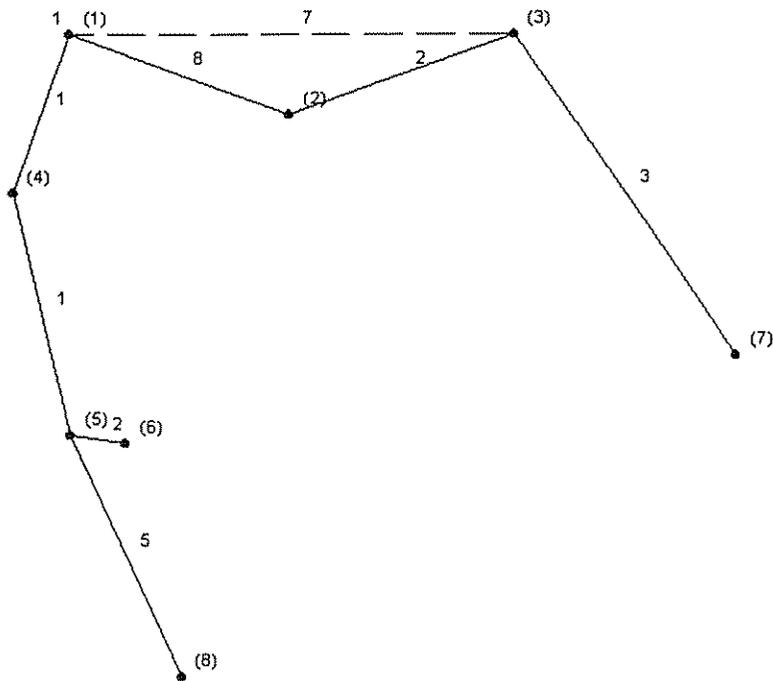


Figura IV.2.1.8

O Apêndice F apresenta a rede inicial e as redes propostas para esse caso na forma mais adequada ao projetista, ou seja indicando o tipo e as bitolas dos condutores e as demandas dos nós e subestações.

c) Caso1b:

- Número de gerações: 300;
- Tamanho da população de ramos e nós: 50;
- Tempo de avaliação: 25 anos.

A figura IV.2.1.9 apresenta os resultados deste caso. Observa-se que o conjunto de soluções *pareto-ótimas* possui apenas 5 elementos, associados aos melhores resultados de cada função.

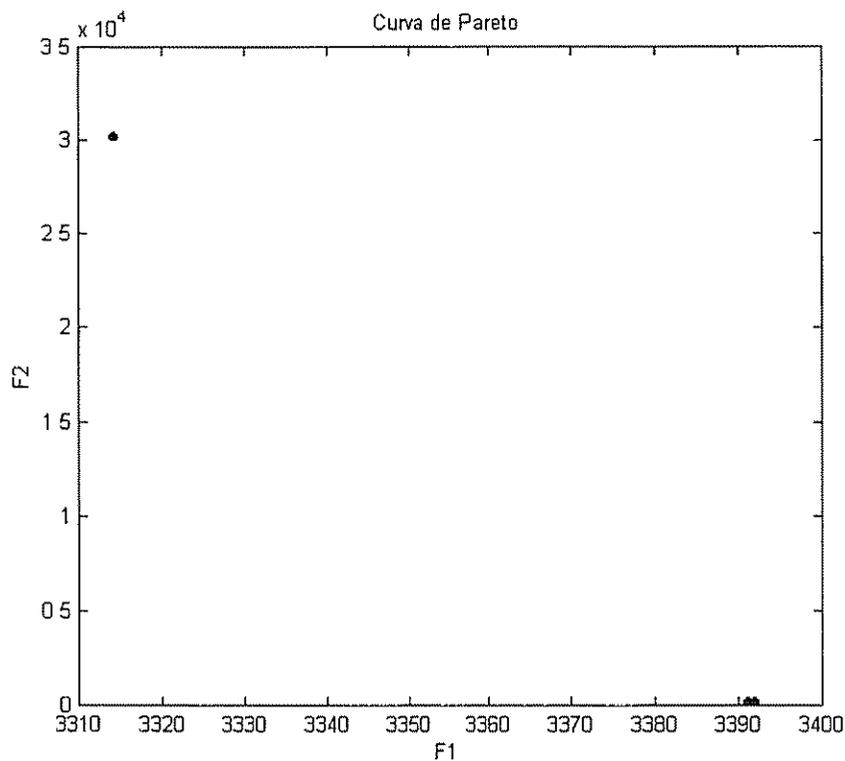


Figura IV.2.1.9

As redes das figuras IV.2.1.10 e IV.2.1.11 revelam um aspecto interessante: devido ao longo tempo de análise, os custos das perdas ao longo do período passam a ser preponderantes sobre os custos de investimento inicial, levando a utilização de condutores de bitola superiores às necessárias pelo critério de demanda dos nós consumidores. Da mesma forma que no caso 1a, a rede ótima no objetivo de custos utiliza condutor de reduzido índice de confiabilidade, ao contrário da rede que prioriza a confiabilidade.

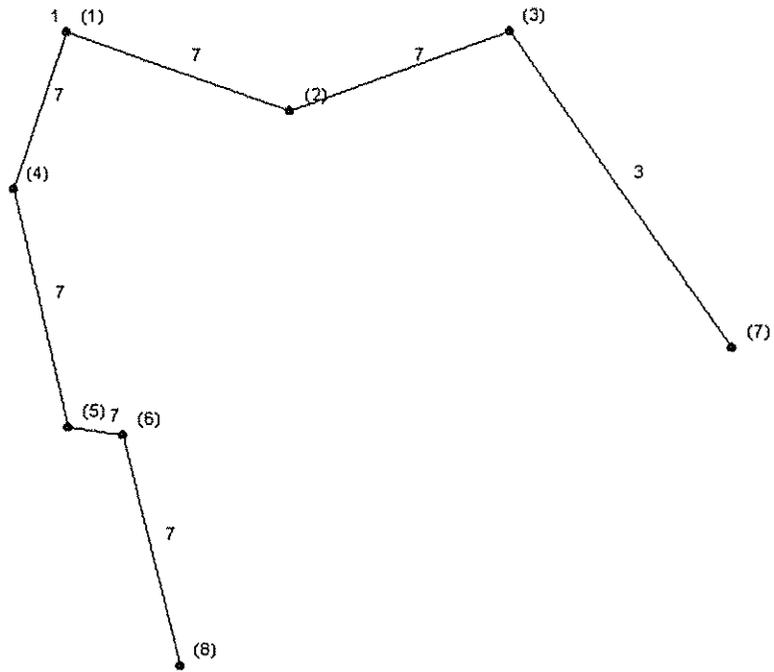


Figura IV.2.1.10

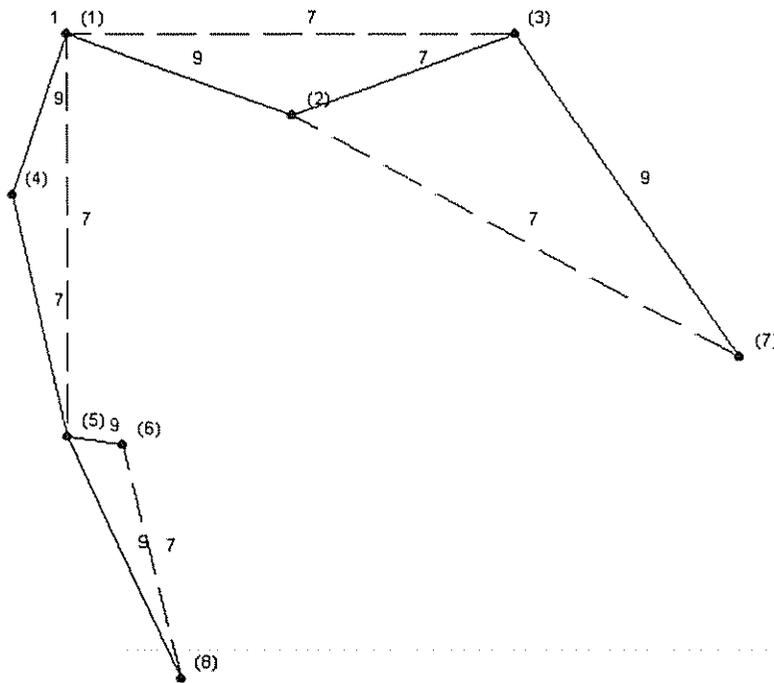


Figura IV.2.1.11

d) Caso1c:

- Número de gerações: 300;
- Tamanho da população de ramos e nós: 100;
- Tempo de avaliação: 1 ano.

O acréscimo de indivíduos na população inicial não promoveu ganho significativo nas duas soluções apresentadas na figura IV.2.1.12. As redes que descrevem essas soluções podem ser vistas nas figuras IV.2.1.13 e IV.2.1.14.

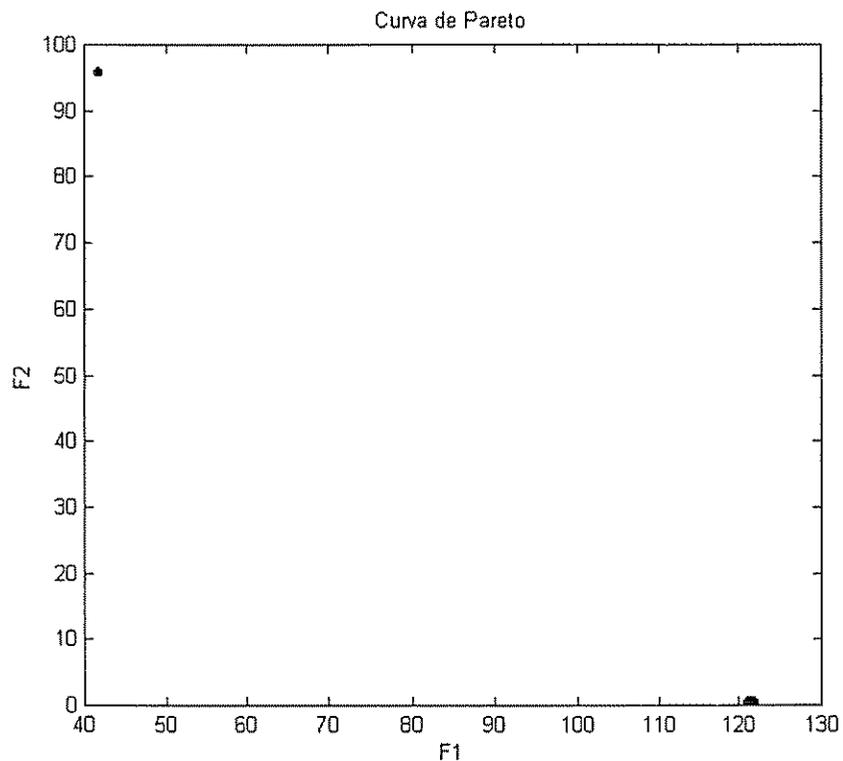


Figura IV.2.1.12

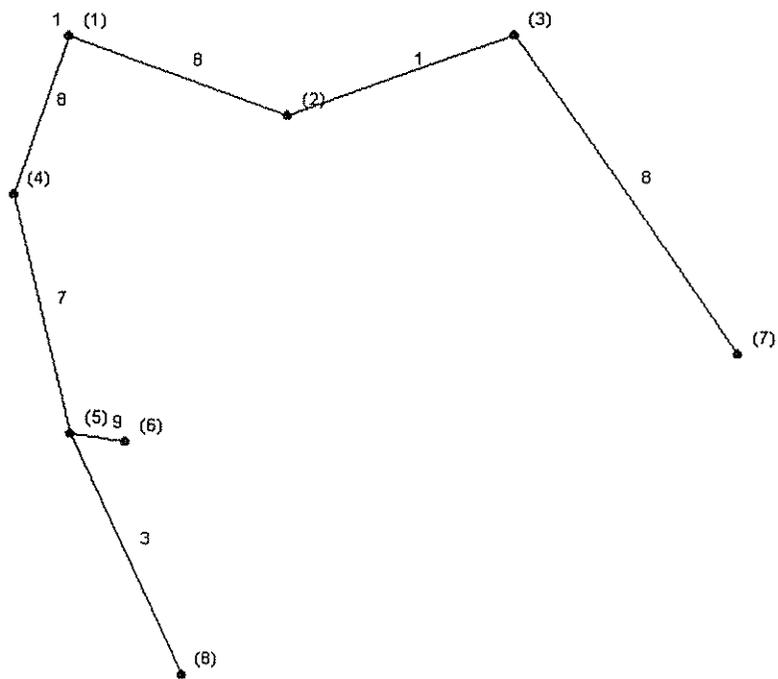


Figura IV.2.1.13

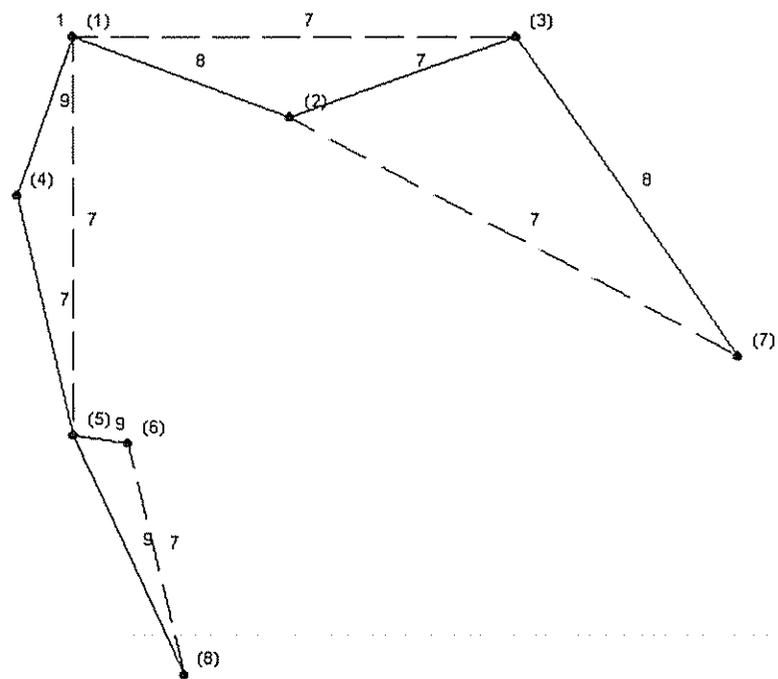


Figura IV.2.1.14

IV.2.2 Caso 2

O segundo caso simulado utilizou a mesma rede de oito nós e uma subestação do caso1, porém com um acréscimo significativo de carga nos nós consumidores. A figura IV.2.2.1 e as tabelas IV.2.2.1, IV.2.2.2 e IV.2.2.3 apresentam o sistema inicial para este caso.

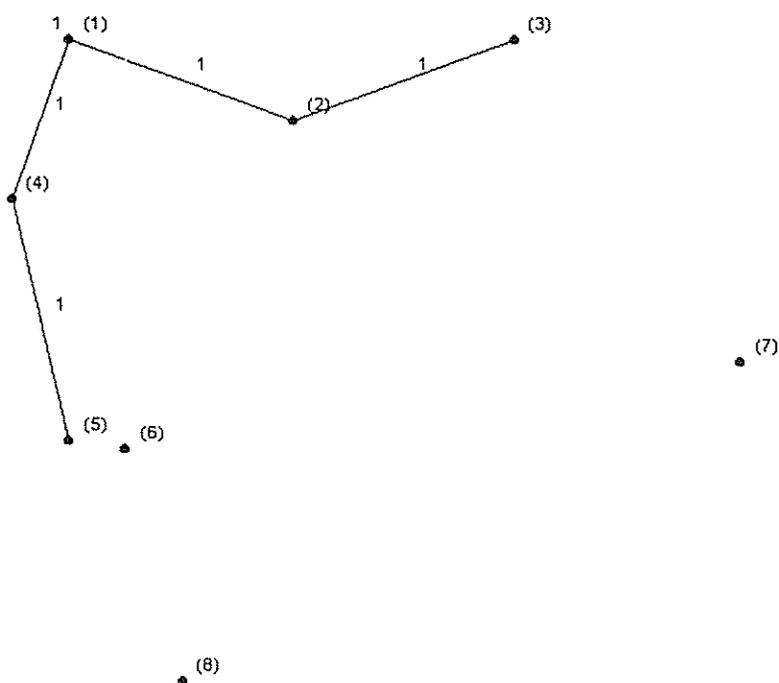


Figura IV.2.2.1

Tabela IV.2.2.1- Descrição dos nós da rede (existentes e futuros)

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
1	1	1	1	1.00	0.10	0	0	1
2	0	1	0	0.90	0.30	500	50	1
3	0	1	0	1.00	0.50	100	40	1
4	0	1	0	0.80	0.05	8400	880	1
5	0	1	0	0.50	0.10	1500	150	3
6	0	0	0	0.49	0.15	250	80	1
7	0	0	0	0.60	0.70	7050	700	5
8	0	0	0	0.20	0.20	150	60	4

(1) - Número do nó

- (2) - Tipo de nó:
0 - Consumidor
1 - Subestação
- (3) - Existência inicial no nó:
0 - não
1 - sim
- (4) - Tamanho do nó subestação (para nó consumidor sempre é zero)
- (5) - Coordenada norte do nó
- (6) - Coordenada oeste do nó
- (7) - Demanda em kW do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (8) - Demanda em kVAr do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (9) - Grau de importância do nó (1 a 5)

Tabela IV.2.2.2 - Descrição dos ramos da rede

(1)	(2)	(3)	(4)
1	2	1	1
2	3	1	1
1	4	1	1
4	5	1	1

- (1) - Nó de origem do ramo
- (2) - Nó de destino do ramo
- (3) - Tipo de cabo utilizado
- (4) - Existência inicial do ramo:
0 - não
1 - sim

Tabela IV.2.2.3 - Ramos que não podem ser construídos

(1)	(2)
3	4

- (1) - Nó de origem do ramo
- (2) - Nó de destino do ramo

Os demais parâmetros deste caso são:

- Tensão da rede: 13,8 kV;
- Potência aparente base: 100 MVA;
- Fator de carga (fc): 0,8;
- Raio de abrangência: 0,5.

Foi simulada a seguinte situação para este caso:

- Número de gerações: 300;
- Tamanho da população de ramos e nós: 50;
- Tempo de avaliação: 1 ano.

O gráfico das 30 soluções pareto-ótimas está apresentado na figura IV.2.2.2 e os gráficos de evolução individual das funções F1 e F2 estão apresentados nas figuras IV.2.2.3 e IV.2.2.4.

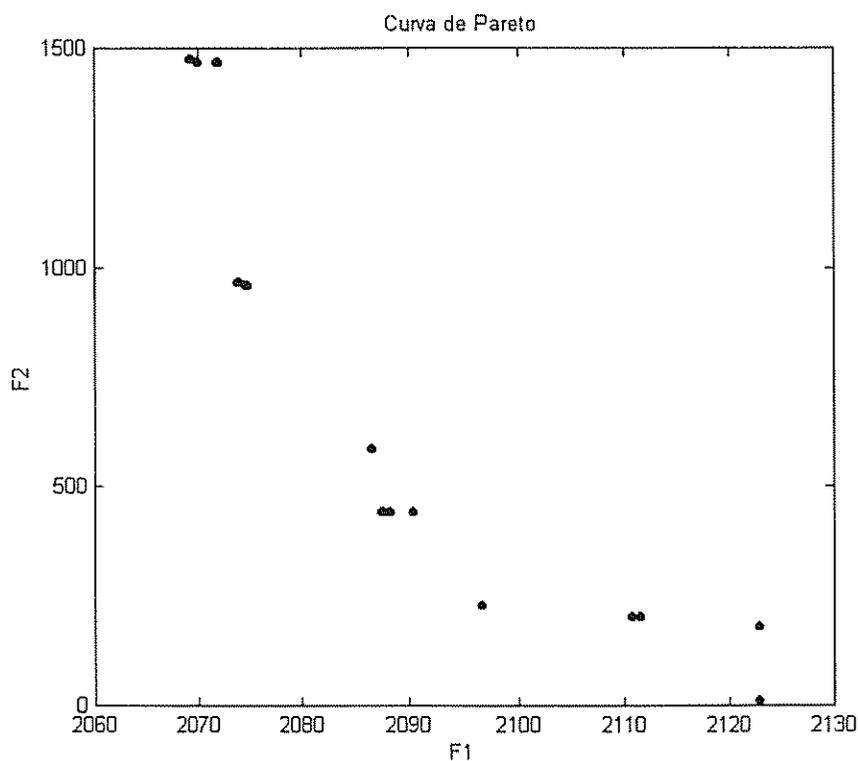


Figura IV.2.2.2

As melhores soluções individuais de cada função (extremos da curva de Pareto) estão apresentadas nas figuras IV.2.2.5 e IV.2.2.6.

As conclusões que podem ser retiradas dessas figuras são:

- Devido ao aumento substancial de carga, foi necessária, como era de se esperar, a ampliação da subestação inicial de dimensão 1 (15MVA) para a de dimensão 2 (25 MVA);

b) O gráfico de evolução da função F1 (custos) apresentou pouca melhora ao longo das gerações. Isso se deve ao fato da necessidade de utilização de condutores de maior bitola na maioria das linhas. Como a população inicial é gerada com condutores de maior bitola, não há margem significativa para a redução de custos nessa função.

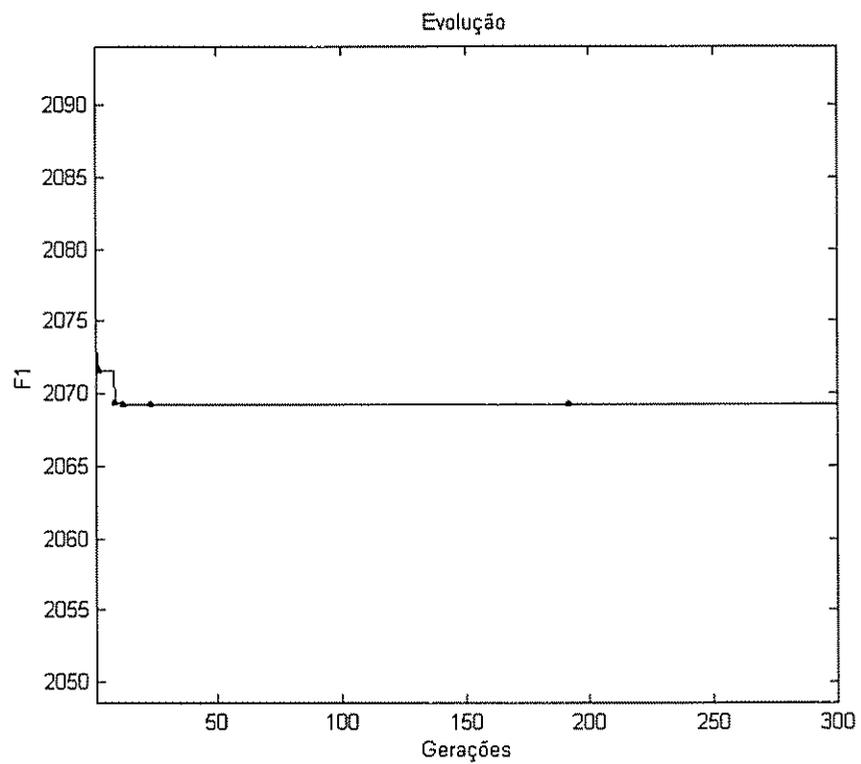


Figura IV.2.2.3

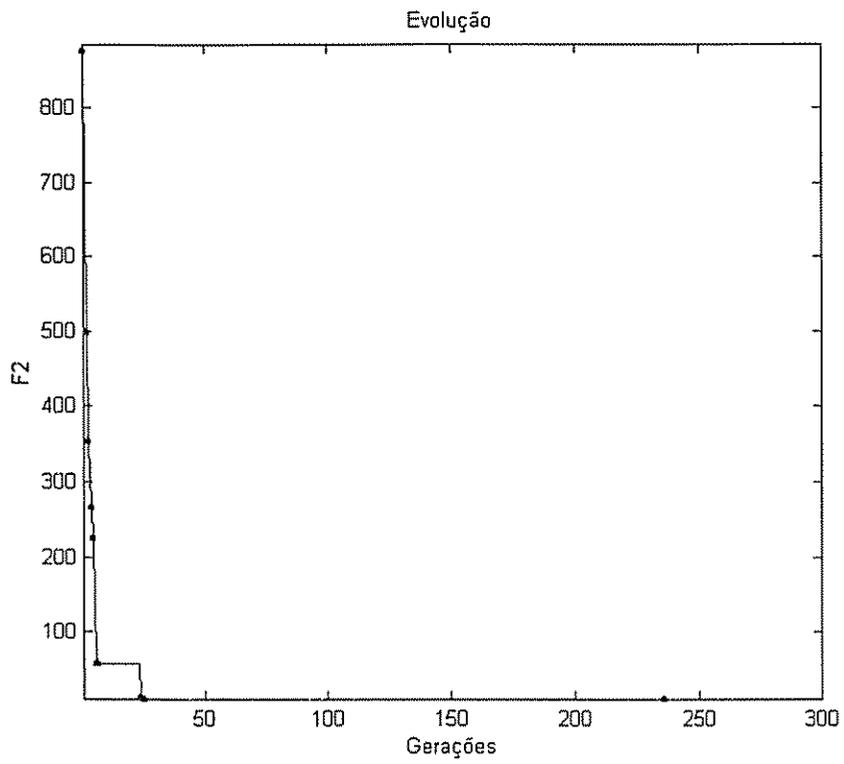


Figura IV.2.2.4

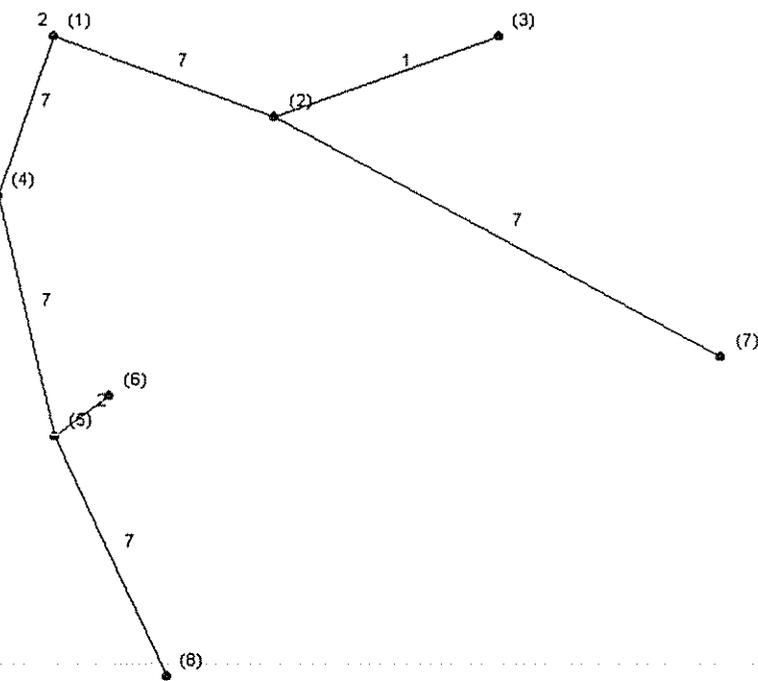


Figura IV.2.2.5

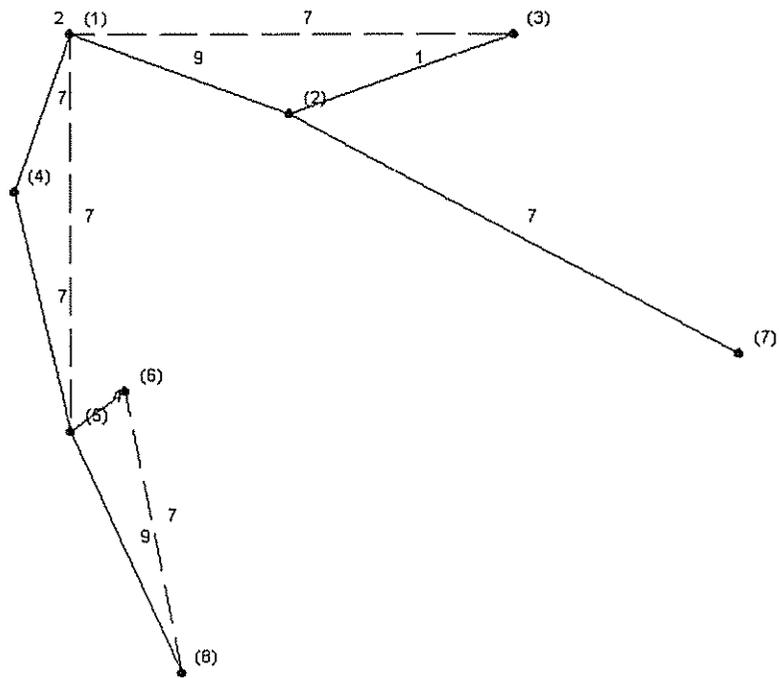


Figura IV.2.2.6

IV.2.3 Caso 3

Este caso simulou uma rede de maior porte, contendo vinte e um nós e uma subestação. A figura IV.2.3.1 e as tabelas IV.2.3.1, IV.2.3.2 e IV.2.3.3 apresentam o sistema inicial para este caso.

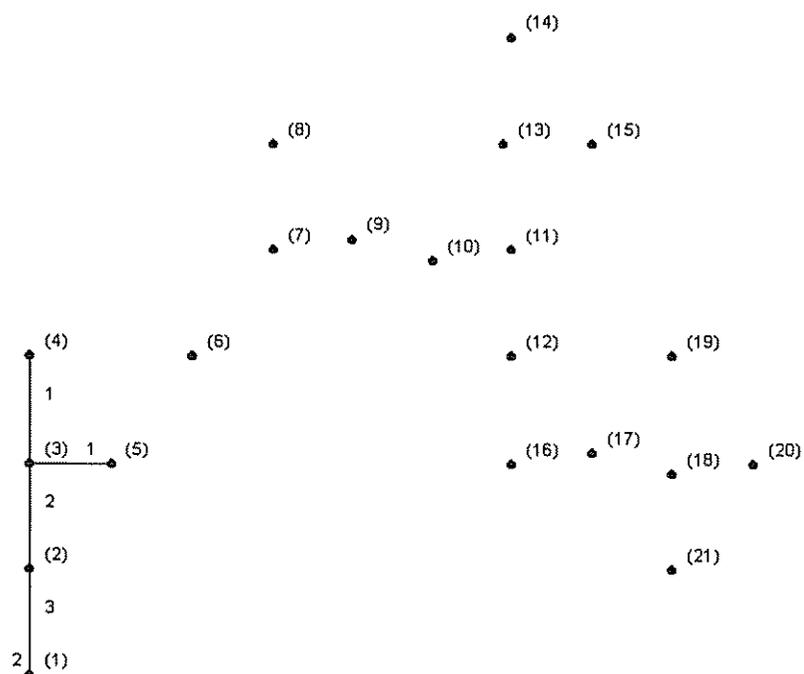


Figura IV.2.3.1

Tabela IV.2.3.1- Descrição dos nós da rede (existentes e futuros)

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
1	1	1	2	0.10	0.10	0	0	1
2	0	1	0	0.20	0.10	200	50	1
3	0	1	0	0.30	0.10	100	20	1
4	0	1	0	0.40	0.10	150	60	1
5	0	1	0	0.30	0.10	200	50	1
6	0	0	0	0.40	0.30	250	80	3
7	0	0	0	0.50	0.40	50	5	1
8	0	0	0	0.60	0.40	100	20	1
9	0	0	0	0.51	0.50	200	100	5
10	0	0	0	0.49	0.60	500	200	1
11	0	0	0	0.50	0.70	900	400	1
12	0	0	0	0.40	0.70	100	20	1
13	0	0	0	0.60	0.69	100	20	1
14	0	0	0	0.70	0.70	200	50	4
15	0	0	0	0.60	0.80	100	50	1
16	0	0	0	0.30	0.70	400	100	1
17	0	0	0	0.31	0.80	750	90	1
18	0	0	0	0.29	0.90	100	40	1
19	0	0	0	0.40	0.90	100	40	1
20	0	0	0	0.30	1.00	100	40	1
21	0	0	0	0.20	0.90	100	40	1

- (1) - Número do nó
- (2) - Tipo de nó:
0 - Consumidor
1 - Subestação
- (3) - Existência inicial no nó:
0 - não
1 - sim
- (4) - Tamanho do nó subestação (para nó consumidor sempre é zero)
- (5) - Coordenada norte do nó
- (6) - Coordenada oeste do nó
- (7) - Demanda em kW do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (8) - Demanda em kVAr do nó consumidor (não aplicável ao nó subestação)
- (9) - Grau de importância do nó (1 a 5)

Tabela IV.2.3.2 - Descrição dos ramos da rede

(1)	(2)	(3)	(4)
1	2	3	1
2	3	2	1
3	4	1	1
3	5	1	1

- (1) - Nó de origem do ramo
- (2) - Nó de destino do ramo
- (3) - Tipo de cabo utilizado
- (4) - Existência inicial do ramo:
0 - não
1 - sim

Tabela IV.2.3.3 - Ramos que não podem ser construídos

(1)	(2)
3	16
1	16

(1) - Nó de origem do ramo
(2) - Nó de destino do ramo

Os demais parâmetros deste caso são:

- Tensão da rede: 13,8 kV;
- Potência aparente base: 100 MVA;
- Fator de carga (fc): 0,8;
- Raio de abrangência: 0,5.

Foi simulada a seguinte situação para este caso:

- Número de gerações: 168;
- Tamanho da população de ramos e nós: 50;
- Tempo de avaliação: 1 ano.

A figura IV.2.3.2 apresenta o gráfico das soluções pareto-ótimas, com um total de 66. Os gráficos de evolução individual das funções F1 e F2 estão apresentados nas figuras IV.2.3.3 e IV.2.3.4.

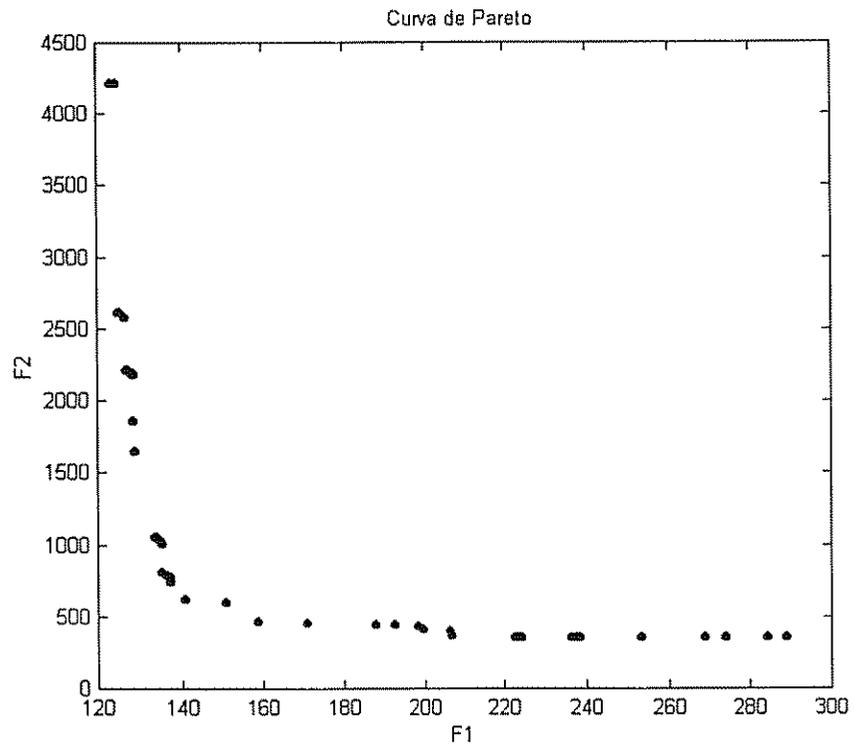


Figura IV.2.3.2

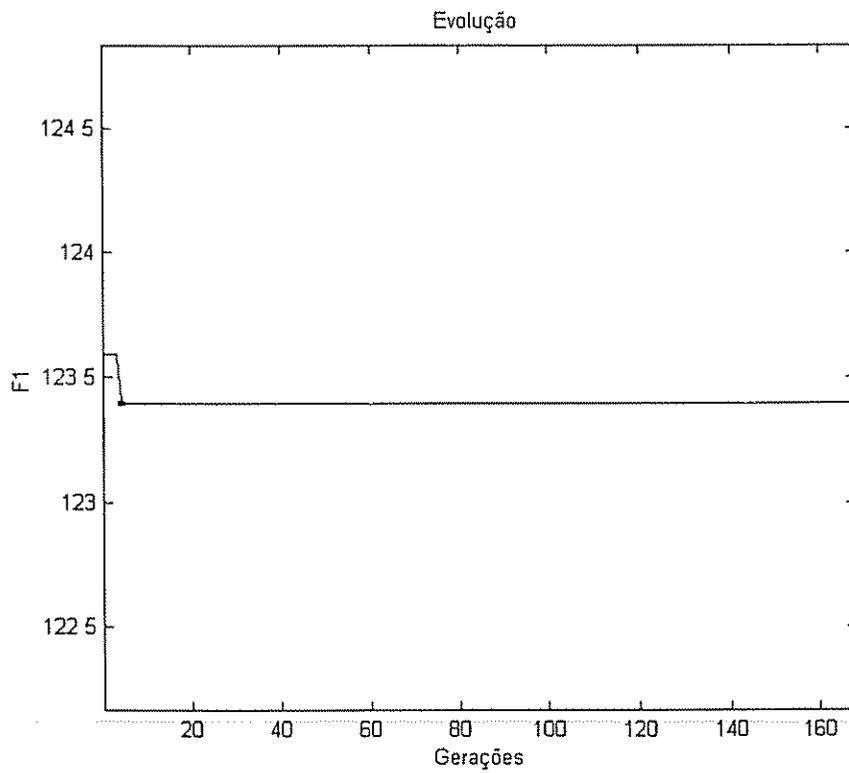


Figura IV.2.3.3

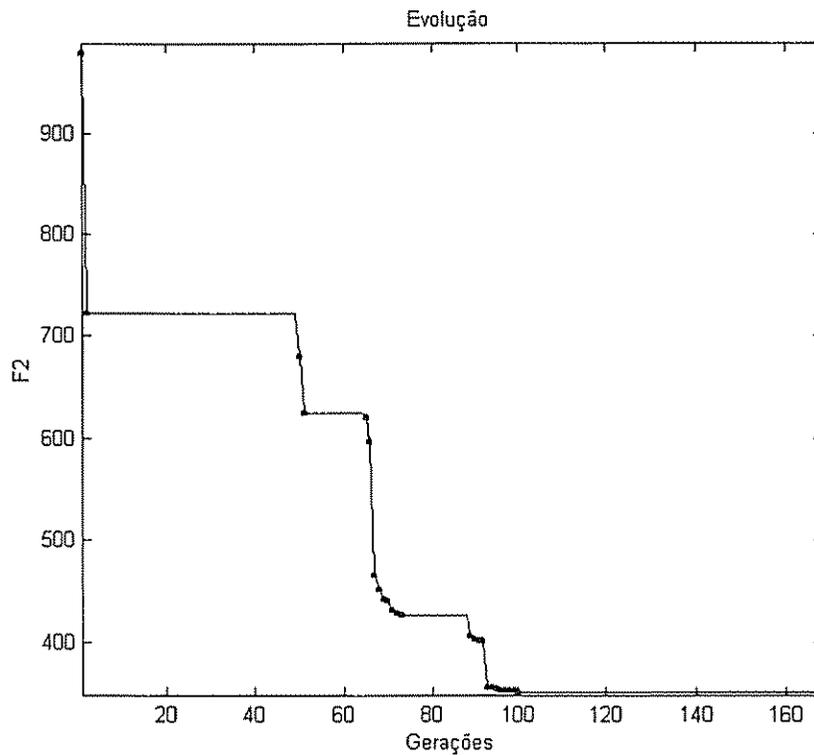


Figura IV.2.3.4

As redes que representam as melhores soluções para cada função estão apresentadas nas figuras IV.2.3.5 e IV.2.3.6. Observando as configurações apresentadas, percebe-se que seria necessário um maior número de gerações para obtermos resultados mais adequados para função de confiabilidade (F2), pois foram previstos ramos reservas pouco usuais na prática. De qualquer forma o algoritmo já previu alternativas de alimentação para os nós de importância maior (6, 9 e 14).

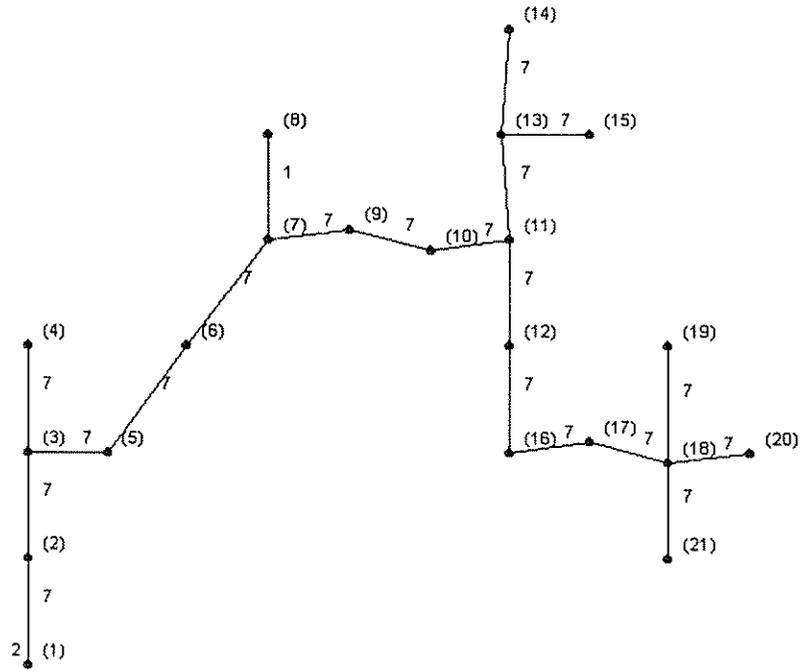


Figura IV.2.3.5

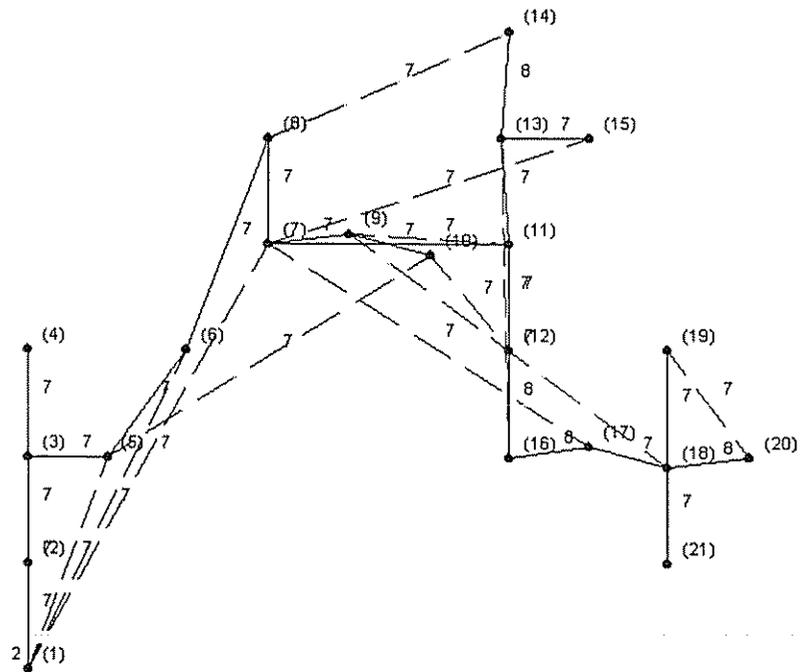


Figura IV.2.3.6

Capítulo V

Conclusões e Propostas de Continuidade do Trabalho

V.1 Conclusões

O planejamento de redes de distribuição de energia se torna a cada dia uma tarefa mais árdua ao projetista. Por um lado as concessionárias procuram soluções que reduzam os custos de investimentos na ampliação de seu sistema e ao mesmo tempo mantenham baixos os custos operacionais de operação e manutenção da rede. Do outro lado os órgãos reguladores do setor exigem cada vez mais uma maior qualidade no fornecimento de energia aos consumidores com um mínimo de interrupções.

Este trabalho apresentou uma proposta de utilização de uma ferramenta computacional de auxílio ao projetista que selecione o conjunto das melhores configurações de rede, dentre as inúmeras possíveis. A figura do projetista estaria preservada, pois o mesmo, com a sua experiência adquirida ao longo do tempo, ficaria com a incumbência de selecionar a melhor configuração que atendesse as necessidades da empresa, baseando-se em itens como disponibilidade de recursos para investimento, política de atendimento a clientes especiais, etc.

Em vista do exposto acima, a abordagem do problema sob a ótica de múltiplos objetivos é fundamental para que sejam definidas as melhores soluções para a decisão final por parte do projetista.

Com relação à técnica de otimização, a utilização dos algoritmos genéticos se mostrou adequada, sendo que, entretanto, foi necessário o desenvolvimento de operadores que possuíssem certo grau de inteligência para que a busca se desse no espaço de soluções ótimas.

V.2 Propostas de continuidade do trabalho

O campo de desenvolvimento e algoritmos de otimização de redes de distribuição de energia é vasto sendo que a busca de configurações ótimas dessas redes tem gerado várias pesquisas ao longo dos últimos anos. Algumas dessas pesquisas têm abordado aspectos não incluídos no presente trabalho, que serão apresentados a seguir:

- **Avaliação das incertezas das demandas de energia:**

A avaliação das incertezas de acréscimo de demanda de energia das cargas consumidoras ao longo de determinado período de tempo é um problema que vem sendo abordado em várias pesquisas através do conhecimento de padrões típicos de consumo por modelos probabilísticos ou mais recentemente através de modelos baseados na teoria dos sistemas nebulosos (Kagan et al. 1998, Miranda et al.1995 e 1997) . A utilização desses modelos em conjunto com o planejamento dinâmico contribuem para um acréscimo na precisão na definição da melhor forma de implantação ou expansão da rede considerando um horizonte mais extenso.

- **Alocação ótima de capacitores de potência :**

Um outro tema já abordado em vários trabalhos é alocação ótima de capacitores de potência ao longo da rede com o intuito de regulação de tensão e aumento da capacidade de transmissão de energia. Esses trabalhos (Romero et al. 2000 e Garcia et al. 1999), entretanto, abordam o problema de forma isolada sem inseri-lo no contexto da alocação efetuada em conjunto com a implantação ou expansão da rede. O algoritmo desenvolvido neste trabalho pode ser modificado de modo a permitir, por exemplo, a inclusão de uma população de capacitores associada aos nós consumidores. Dessa forma, em certos casos, situações de elevação de demanda que indiquem a necessidade de recondutoramento de determinada linha por falta de reativos pode ser evitada com a instalação de capacitores em locais estratégicos.

APÊNDICES

Apêndice A

Pseudo-código do Algoritmo de Dijkstra

```
// Let v1 be the origin vertex,
// and initialize W and ShortDist[u] as
W := {v1}
ShortDist[v1] := 0
FOR each u in V - {v1}
    ShortDist[u] := T[v1,u]

// Now repeatedly enlarge W
// until W includes all vertices in V
WHILE W <> V

    // Find the vertex w in V - W at the minimum distance
    // from v1
    MinDist := INFINITE
    FOR each v in V - W
        IF ShortDist[v] < MinDist
            MinDist = ShortDist[v]
            w := v
        END (if)
    END (for)

    // Add w to W
    W := W U {w}

    // Update the shortest distance to vertices in V - W
    FOR each u in V - W
        ShortDist[u] := Min(ShortDist[u], ShortDist[w] + T[w,u])
    END (for)
END (while)
```

Apêndice B
Codificação de Condutores e Subestações

TABELA B.1 - CONDUTORES

CÓDIGO	ESPECIFICAÇÃO DO CONDUTOR
1	Cabo aéreo nú alumínio CA – 4 AWG
2	Cabo aéreo nú alumínio CA – 2 AWG
3	Cabo aéreo nú alumínio CA – 1/0 AWG
4	Cabo aéreo nú alumínio CA – 2/0 AWG
5	Cabo aéreo nú alumínio CA – 3/0 AWG
6	Cabo aéreo nú alumínio CA – 4/0 AWG
7	Cabo aéreo nú alumínio CA – 336,4 MCM
8	Cabo aéreo coberto alumínio TPR – 50 mm ²
9	Cabo aéreo coberto alumínio TPR – 150 mm ²

TABELA B.2 – SUBESTAÇÕES

CÓDIGO	ESPECIFICAÇÃO DA SUBESTAÇÃO
1	Subestação de 15 MVA
2	Subestação de 25 MVA
3	Subestação de 50 MVA
4	Subestação de 75 MVA
5	Subestação de 100 MVA
6	Subestação de 150 MVA

Apêndice C

Parâmetros Elétricos de Cabos

C.1 Parâmetros Elétricos de Cabos de Alumínio Nú

BITOLA AWG/MCM	CAP. CORRENTE (1) (A)		RESISTÊNCIA (2) (OHMS/KM)		REATÂNCIA (3) (OHMS/KM)	
	CA	CAA	CA	CAA	CA	CAA
4	118	117	1,6118	1,6397	0,4853	0,5207
2	158	154	1,0145	1,0323	0,4679	0,5244
1/0	214	202	0,6375	0,6500	0,4505	0,5188
2/0	250	235	0,5205	0,5471	0,4428	0,5063
3/0	287	269	0,4019	0,4099	0,4331	0,4971
4/0	334	307	0,3184	0,3257	0,4237	0,4722
336,4	453	453	0,2006	0,2035	0,4026	0,3914

Onde: (1) – 40°C (ambiente) + 30°C (elevação), vento 2,2 km/h;

(2) - 70°C (60Hz);

(3) - Espaçamento equivalente = 1,35.

Fonte: Norma CEMIG ND 6.1

C.2 Parâmetros Elétricos de Cabos Coberto de Alumínio – TPR

BITOLA mm ²	CAP. CORRENTE (1) (A)	RESISTÊNCIA (2) (OHMS/KM)	REATÂNCIA (3) (OHMS/KM)
50	179	0,8220	0,3037
150	362	0,2646	0,2567

Onde: (1) – 90°C;

(2) – 90°C (60Hz);

(3) – Espaçador losangular.

Fonte: Catálogo Pirelli.

Apêndice D

Dados Econômicos Utilizados

D.1 Custos de Linhas Aéreas

Tabela D.1.1 – Custo de Construção e Manutenção de Linhas Aéreas

CONDUTOR	TROCA DE CONDUTOR (R\$/KM)	CONSTRUÇÃO DE LINHA (R\$/KM)	MANUTENÇÃO PREVENTIVA (R\$/KM/ANO)	MANUTENÇÃO CORRETIVA (R\$/KM/ANO)
4 AWG - NÚ	-	32126,23	1733,54	6,51
2 AWG – NÚ	8420,36	32321,31		
1/0 AWG – NÚ	8752,60	32653,55		
2/0 AWG – NÚ	8879,86	32780,81		
3/0 AWG – NÚ	9477,83	33378,78		
4/0 AWG – NÚ	9851,86	33752,81		
336,4 MCM – NÚ	10200,00	34100,00	218,77	1,09
50 mm ² – TPR	21257,00	43000,00		
150 mm ² – TPR	23734,27	45476,95		

Onde:

- 1 – Troca de condutor : corresponde ao custo de recondutoramento de uma linha existente;
- 2 - Construção de linha : corresponde ao custo de construção de uma nova linha;
- 3 - Manutenção preventiva : corresponde aos custos de inspeção e poda de árvores;
- 4 – Manutenção corretiva : corresponde aos custos de reparo de linhas aéreas.

D.2 Custos de Subestações

Tabela D.2.1 – Custo de Implantação e Acréscimo de Subestações

POTÊNCIA	ACRÉSCIMO (1) R\$ x 1000	SE NOVA R\$ x 1000
5 MVA	720,00	1300,00
15 MVA	1650,00	3000,00
25 MVA	2000,00	3650,00

Onde:

(1) – Corresponde ao custo do acréscimo de um módulo a uma subestação existente.

Tabela D.2.2 – Custos Utilizados nas Simulações

POTÊNCIA	ACRÉSCIMO R\$ x 1000	SE NOVA R\$ x 1000
15 MVA	-	3000,00
25 MVA	1650,00	3650,00
50 MVA	2000,00	7300,00
75 MVA	2000,00	10950,00
100 MVA	2000,00	14600,00
150 MVA	4000,00	21900,00

D.3 Custos da Energia

Foram considerados os seguintes custos nas simulações:

- a) Custo da energia : R\$60,00/MWh;
- b) Custo devido à falta de energia (CFEF) : R\$13,70/MW/falta;
- c) Custo devido à falta de energia (CFEH) : R\$21,30/MW/hora;
- d) Taxa de juros : 10% a.a.

Apêndice E

Dados de Confiabilidade

E.1 Falhas em linhas aéreas

Tabela E.1.1 – Taxa de falhas

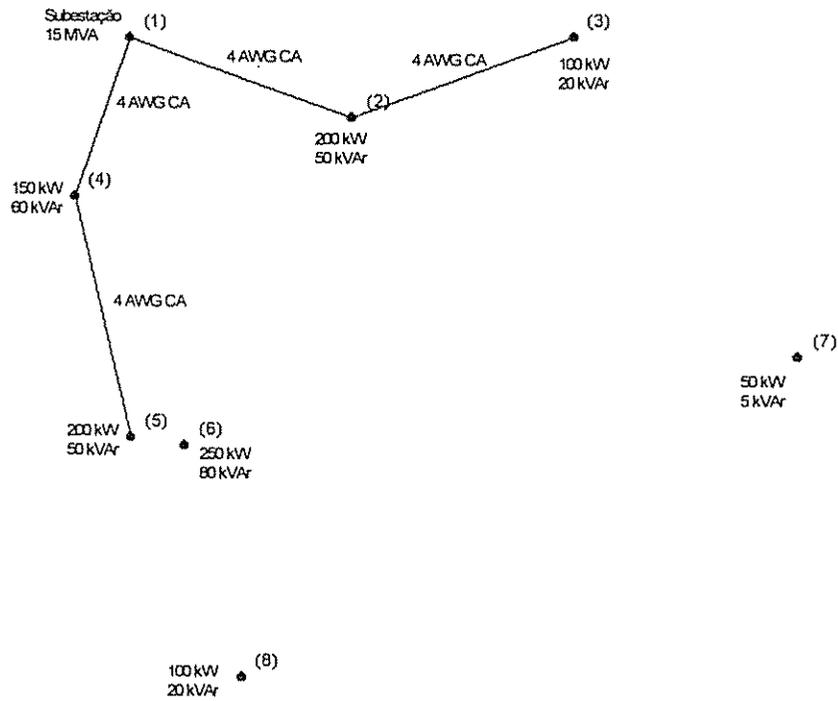
TIPO DE LINHA	FALHAS/KM/ANO
Linha aérea com condutores nus	0,2
Linha aérea com condutores cobertos	0,00625

Tabela E.1.2 – Duração média da falha

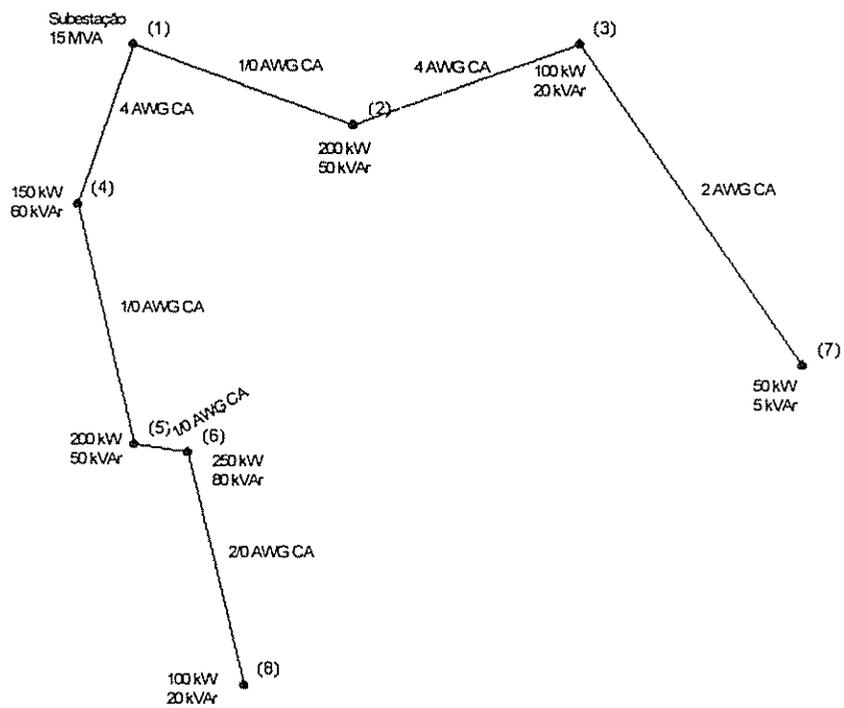
TIPO DE LINHA	HORAS/FALHAS/ANO
Linha aérea com condutores nus	0,33
Linha aérea com condutores cobertos	0,01

Apêndice F

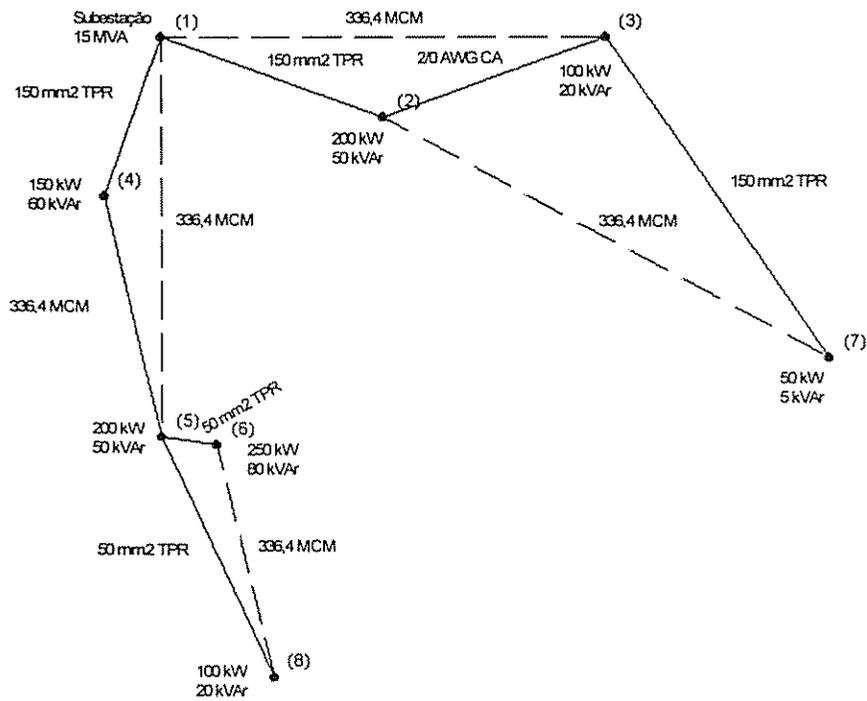
Representação Real da Rede do Caso 1a



Sistema Inicial



Rede de Menor Custo



Rede de Maior Confiabilidade

Referências Bibliográficas

- ALLAN, R. N.; DA SILVA, M. G.: Evaluation of Reliability and Outage Costs in Distribution Systems. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995;
- BERNAL-AGUSTÍN, J. L. : Aplicación de Algoritmos Genéticos al Diseño Óptimo de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica, Tesis Doctoral, 1998.
- DENGIZ, B.; ALTIPARMAK, F.; SMITH, A. E.: Local Search Genetic Algorithm for Optimal Design of Reliable Networks. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 3, September 1997;
- FALCÃO, D. M.; BOMFIM, A. L. B.; DORNELLAS, C. R. R. ; Taranto, G. N. : Genetic Algorithm in Power Systems Optimization, Eletroevolução, Setembro 1997.
- GARCIA, P. A. N.; PEREIRA, J. L. R.; CARNEIRO JR., S.: Alocação Ótima de Capacitores em Sistemas de Distribuição Desequilibrados Usando Algoritmos Genéticos. 4º Encontro Luso-Afro-Brasileiro de Planejamento e Exploração de Redes de Energia, Rio de Janeiro 1999;
- GLAMOCANIN, V. : Optimal Loss Reduction of Distribution Networks. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 3, August 1990;
- GOSWAMI, S; BASU. S. : A New Algorithm for the Reconfiguration of Distribution Feeders for Loss Minimization. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 7, No. 3, July 1992;
- KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. : Reconfiguração de Redes de Distribuição de Energia Elétrica Através de Ferramenta para Solução de Problemas de Decisão de Múltiplos Objetivos e Incertezas : SBA Controle e Automação, Vol. 9, No. 1, Jan.,Fev.,Mar.Abr. 1998;
- MCDERMOTT, T. E.; DREZGA, I.; BROADWATER, R. P. : A Heuristic Nonlinear Constructive Method for Distribution System Reconfiguration. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 14, No. 2, May 1999;

- MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENÇA, L. M. : Genetic Algorithms in Optimal Multistage Distribution Network Planning. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 9, No. 4, November 1994;
- MIRANDA, V.; PROENÇA, L. M. : A General Methodology for Distribution Planning Under Uncertainty, Including Genetic Algorithms and Fuzzy Models in a Multi-Criteria Environment , SPT'95, Stockholm, Sweden, 1995;
- MIRANDA, V.; PROENÇA, L. M. : Comparision of Different Paradigms in Distribution System Expansion Planning Under Uncertainty, Proceedings of Probabilistic Methods Applied to Power Systems, PMAPS'97, Canada, 1997;
- MIRANDA, V.; PROENÇA, L. M. : Probabilistic Choice vs. Risk Analysis – Conflicts ans Synthesis in Power System Planning , Proceedings of Power Industry Computer Applications, PICA'97, Columbus, Ohio, USA, 1997;
- NARA, K.; SATOH T.; KUWABARA, H.; AOKI, K.; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. : Distribution Systems Expansion Panning By Multi-Stage Branch Exchange. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, February 1992;
- NARA, K.; SHIOSE, A.; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. : Implementation of Genetic Algorithm for Distribution Systems Loss Minimum Re-Configuration. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 3, August 1992;
- PEPONIS, G. J.; PAPADOPOULOS, M. P.; HATZIARGYRIOU, N. D. : Optimal Operation of Distribution Networks. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996;
- RAMÍREZ-ROSADO, I. J.; BERNAL-AGUSTÍN, J. L. : Genetic Algorithms Applied to the Design of Large Power Distribution Systems : IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 2, May 1998;
- ROMERO, R.; GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A. : Transmission System Expansion Planning By Simulated Annealing : IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996;
- ROMERO, R.; GALLEGO, R. A.; MONTICELLI, A. : Comparative Studies on Non-Convex Optimization Methods for Transmission Network Expansion Planning: IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 3, August 1998;
- ROMERO, R.; GALLEGO, R. A.; : Algoritmo Genético Especializado Para o Problema de Alocação Ótima de Capacitores em Sistemas de Distribuição de

- Energia Elétrica: XXXII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Viçosa, 18-20 out. 2000;
- ROYTELMAN, I.; MELNIK, V.; LEE, S. S. H.; LUGTU, R. L. : Multi-Objective Feeder Reconfiguration by Distribution Management System . IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, May 1996;
- SHIRMOHAMMADI, D. ; HONG, H. W. : Reconfiguration of Electrical Distribution Networks for Resistive Line Loss Reduction. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, April 1989;
- SOARES, S.; NETO, A. M.; CARDOSO, A.; VIANA, F.; JAVARONI, M.; PEREIRA, M.; BRITO, W.: Metodologia Para Determinação, Análise e Otimização de Perdas Técnicas em Sistemas de Distribuição. 4º Encontro Luso-Afro-Brasileiro de Planejamento e Exploração de Redes de Energia, Rio de Janeiro 1999;
- TAKAHASHI, R. H. C.; PALHARES, R. M.; DUTRA, D. A.; GONÇALVES, L. P. S. : Syntesis and Characterization of Pareto Optimal Solutions for the Mixed H^2/H^∞ Control Problem : submitted to IEEE Transactions on Systems , Man and Cybernetics.
- TANG, Y. : Power Distribution System Planning with Reliability Modelling and Optimization : IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996;
- TANOMARU, J. : Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos . II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Curitiba 29 out.-01 nov. 1995;
- VERWERS, J. L.; SOVERS, J. R.: Challenges of Supplying Electric Power to a Large Industrial Customer in Rural Areas : IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No. 4, July/August 2000.