

ARILEIDE CRISTINA ALVES

ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS AO PLANEJAMENTO DA  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CURITIBA E REGIÃO  
METROPOLITANA

- A LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES -

CURITIBA  
2002

ARILEIDE CRISTINA ALVES

**ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS AO PLANEJAMENTO DA  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CURITIBA E REGIÃO  
METROPOLITANA**

**- A LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES -**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Ciências, no Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Área de Concentração em Programação Matemática, Setor de Tecnologia, Departamento de Construção Civil e Setor de Ciências Exatas, Departamento de Matemática da Universidade Federal do Paraná.

Orientadora:

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Maria Teresinha Arns Steiner.

Co-orientadores:

Prof. Dr. Celso Carnieri

Prof. M.Sc. Nelson Haj Mussi Jr.

CURITIBA

2002

TERMO DE APROVAÇÃO

ARILEIDE CRISTINA ALVES

**ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS AO PLANEJAMENTO DA  
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA EM CURITIBA E REGIÃO  
METROPOLITANA**

**- A LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES -**

Dissertação aprovada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciências no Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia da Universidade Federal do Paraná, pela comissão:

Orientadora:



Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Maria Teresinha Arns Steiner  
Departamento de Matemática, UFPR

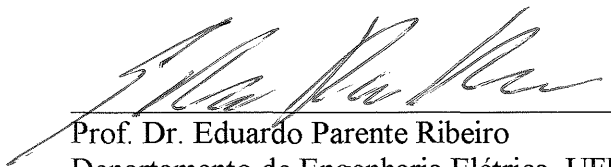
Co-orientador:



Prof. Dr. Celso Carnieri  
Programa de Pós – Graduação em Métodos Numéricos em  
Engenharia, UFPR



Prof. Dr. Voldi Costa Zambenedetti  
Lactec e PUC-PR



Prof. Dr. Eduardo Parente Ribeiro  
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR

Curitiba, novembro de 2002.

## O SILÊNCIO DE PASCAL

“O silêncio desses espaços  
infinitos me apavora”  
os pensamentos estraçalhados de  
Pascal  
são a crise de uma consciência  
excepcional  
no limiar de uma nova era  
o místico Pascal  
contempla o céu estrelado  
numa vã espera de vozes  
o céu calou-se  
estamos sós no infinito  
deus nos abandonou  
“daquela estrela à outra  
a noite se encarcera  
em turbinosa vazia desmesura  
daquela solidão de estrela  
àquela solidão de estrela  
*(leopardi via Haroldo de campos)*  
nenhum ufo  
*no close contact of the third kind*  
a solidão” cósmica de Pascal  
é o pendani do vazio  
de sua classe social  
cuja hegemonia está para terminar  
os germes da revolução francesa  
que vai derrubar a nobreza  
e colocar a burguesia no poder  
já estão no ar  
Pascal ouve os céus  
o tremendo silêncio  
de uma classe que já disse  
tudo que tinha que dizer  
pela boca da história

(Paulo Leminski)

## AGRADECIMENTOS

A Deus, pela dádiva da vida, aos meus pais pelo cuidado com ela, exemplo e instruções. À família pela presença, no incentivo, na incerteza e em minha ausência. Dessa fase tão marcante alta estima tenho pelos que comigo caminharam, ajudaram, compreenderam.

À professora Maria Teresinha Arns Steiner, pela forma com que orientou, dando o norte e a direção no momento necessário. Agradeço a paciência, confiança e, em especial a postura, próxima e libertária.

Aos professores Volmir Eugênio Wilhelm, Luzia Maria Vidal Zamboni, Marli Cardia, Celso Carnieri, Maria Teresinha Arns Steiner pela contribuição em muito além dos ensinamentos formais.

Aos professores do Departamento de Matemática pela convivência e aprendizado.

Aos colegas, por tantos momentos bons, pela mão sempre estendida e pela companhia nesses dois anos; àqueles que sofreram a metamorfose necessária para ultrapassar o plano do coleguismo e se tornaram amigos, em especial, ao amigo Nelson Haj Mussi, pelas contribuições pertinentes, pelo bom humor e companheirismo; à amiga Janáina, pelo sorriso constante; à amiga Marília por ser sempre tão atenciosa; aos amigos Altamar e Paulo César, pela presença e amizade.

Aos funcionários, do Centro de Estudos de Engenharia Civil da Universidade Federal do Paraná, em especial à Maristela Bandil e Elizeu dos Santos, pela sempre presente bondade e presteza em atender.

Às coordenações dos cursos de Engenharia Elétrica e Engenharia da Computação do Centro Universitário Positivo, que sempre procuraram compreender, auxiliar, incentivar e principalmente colaborar quando necessário.

A todo pessoal do setor de Planejamento de Distribuição da Companhia Paranaense de Energia, em especial ao engenheiro Fernando Gruppelli, que tantas vezes recebeu e auxiliou para o cumprimento dessa tarefa e principalmente, pelo fornecimento dos dados em diversas etapas do trabalho.

Palavras faltariam para expressar meu sincero muito obrigada!

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	viii
<b>LISTA DE GRÁFICOS</b> .....	viii
<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES</b> .....	ix
<b>RESUMO</b> .....	x
<b>ABSTRACT</b> .....	xi
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	1
1.1 ALGUNS CONCEITOS SOBRE ENERGIA.....	1
1.1.1 Geração de Energia Elétrica.....	1
1.1.2 Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica.....	8
1.2 OBJETIVO DO TRABALHO.....	9
1.3 IMPORTÂNCIA DO TRABALHO.....	12
1.4 LIMITAÇÕES DO TRABALHO.....	12
1.4.1 Volume de Dados.....	13
1.4.2 Aplicação do Algoritmo Genético.....	13
1.4.3 Obtenção da Solução encontrada.....	13
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	14
<b>2 O PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO DE FACILIDADES</b> .....	15
2.1 INTRODUÇÃO.....	15
2.2 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO.....	16
2.2.1 Definição do Problema das P-medianas.....	16
2.2.2 Descrição do Algoritmo das P-medianas de Teitz e Bart.....	18
2.2.3 O algoritmo de Teitz e Bart.....	19
2.3 UMA ILUSTRAÇÃO ACADÊMICA.....	19
2.4 TEOREMA PARA CONFIGURAÇÕES RADIAIS DE REDES ELÉTRICAS.....	22
2.5 EXPANSÃO NA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	22
2.5.1 Distribuição de energia elétrica – As subestações.....	23
2.6 RESTAURAÇÃO E RECONFIGURAÇÃO DE REDES.....	27
<b>3 MÉTODOS UTILIZADOS</b> .....	35
3.1 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO DE GILLET Johnson.....	35

3.1.1 O algoritmo de Gillett Johnson.....	36
<b>3.2 DESCRIÇÃO DOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....</b>	<b>37</b>
3.2.1 Histórico sucinto dos AG's.....	39
3.2.2 Descrição da Técnica de Algoritmos Genéticos.....	39
3.2.3 Definições Básicas.....	40
3.2.3.1 Codificação.....	40
3.2.3.2 Função de Avaliação ( <i>fitness</i> ).....	41
3.2.3.3 Convergência Prematura.....	41
3.2.3.4 Seleção.....	41
3.2.3.5 Operadores genéticos.....	42
3.2.3.5.1 Cruzamento ( <i>Crossover</i> ).....	42
3.2.3.5.2 Mutação.....	43
3.2.3.6 Condição de Término.....	44
3.2.3.7 Parâmetros dos Operadores Genéticos.....	45
3.2.3.7.1 Tamanho da População.....	45
3.2.3.7.2 Taxa de Cruzamento.....	45
3.2.3.7.3 Taxa de Mutação.....	46
3.2.3.8 Critérios de Seleção.....	46
3.2.3.8.1 Roleta Simples.....	46
3.2.3.8.2 <i>Ranking</i> (Ordenação).....	47
3.2.3.9 Algumas aplicações dos Algoritmos Genéticos.....	48
3.2.3.9.1 Melhorias em Telecomunicações.....	48
3.2.3.9.2 Otimização de Plantão Médico Hospitalar.....	49
3.2.3.9.3 Outras aplicações.....	50
<b>4 REVISÃO DA LITERATURA.....</b>	<b>51</b>
4.1 LOCALIZAÇÃO DE INSTALAÇÕES.....	51
4.2 ALGORITMOS GENÉTICOS.....	51
4.3 RESTAURAÇÃO DE UMA REDE ELÉTRICA.....	54
4.4 RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS.....	57
<b>5 IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL.....</b>	<b>60</b>
5.1 LEVANTAMENTO DOS DADOS.....	60
5.1.2 Aplicação do Algoritmo Teitz e Bart (TB).....	61
5.1.3 Aplicação do Algoritmo Genético (GENE).....	61

5.1.4 Fluxograma do Algoritmo Genético Utilizado.....	64
5.1.5 Aplicação do Algoritmo de Gillett Jhonson .....	66
5.1.6 O funcionamento do programa.....	66
5.1.7 Alguns resultados obtidos.....	69
<b>6 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>72</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>74</b>
<b>ANEXOS.....</b>	<b>81</b>
1 O ALGORITMO DE FORD E FULKERSON.....	82
2. RESULTADOS DE ALGUMAS SIMULAÇÕES.....	86
3. INFORMAÇÕES COMPLEMENTARES DO TRABALHO.....	110

## LISTA DE TABELAS

TABELA 2.3.1 - LISTA DE ARESTAS DA REDE REPRESENTADA NA FIGURA 2.1.....	21
TABELA 2.3.2 - MATRIZ DE INCIDÊNCIA DA REDE REPRESENTADA NA FIGURA 2.1.....	21
TABELA 3.2.1 - RESUMO COMPARATIVO ENTRE TERMINOLOGIAS.....	40
TABELA 3.2.2 - DADOS PARA ROLETA SIMPLES.....	47
TABELA 3.2.3 - DADOS PARA <i>RANKING</i> .....	47
TABELA 5.1 - PREVISÃO DE CARGAS PARA 15 ANOS.....	59
TABELA 5.2 - RESULTADOS OBTIDOS EM SIMULAÇÕES.....	70

## LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1.1 - MATÉRIA-PRIMA DA ENERGIA ELÉTRICA MUNDIAL....	7
GRÁFICO 3.1 A - CRITÉRIO DA ROLETA SIMPLES.....	48
GRÁFICO 3.1 B - CRITÉRIO DE <i>RANKING</i> .....	48
GRÁFICO 5.1 - INFLUÊNCIA DO FATOR DE MULTIPLICAÇÃO NO MOMENTO ELÉTRICO.....	67
GRÁFICO 5.2 - COMPARATIVO ENTRE OS TIPOS DE MUTAÇÕES APLICADOS.....	68
GRÁFICO 5.3 - EFICIÊNCIA DOS CRUZAMENTOS DE UMA PARTIÇÃO..	69

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1.1 - ESQUEMA DE UMA USINA HIDRELÉTRICA.....	2
FIGURA 1.2 - ESQUEMA DE UMA USINA TERMELÉTRICA.....	4
FIGURA 1.3 – PLANTA DE UMA USINA NÚCLEO-ELÉTRICA.....	6
FIGURA 1.4 – ESQUEMA DE UMA USINA NÚCLEO-ELÉTRICA.....	6
FIGURA 1.5 - ESQUEMA DA DISTRIBUIÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA.....	8
FIGURA 2.1 - REPRESENTAÇÃO DE UMA CONFIGURAÇÃO DA REDE G (9, 13).....	20
FIGURA 2.2 - NÍVEIS DA ÁRVORE DE CONFIGURAÇÕES.....	31
FIGURA 3.2.1 - COMPARATIVO ENTRE CONCEITOS.....	41
FIGURA 3.2.2 A - <i>CROSSOVER</i> DE UMA PARTIÇÃO.....	42
FIGURA 3.2.2 B - <i>CROSSOVER</i> DE DUAS PARTIÇÕES.....	43
FIGURA 3.2.2 C - <i>CROSSOVER</i> DE TRÊS PARTIÇÕES.....	43
FIGURA 3.2.3 A - OPERADOR GENÉTICO MUTAÇÃO.....	43
FIGURA 3.2.3 B - OPERADOR GENÉTICO HIPERMUTAÇÃO.....	44
FIGURA 3.2.3 C - ESQUEMA DA MUTAÇÃO POR INVERSÃO.....	44
FIGURA 3.2.3 D - ESQUEMA DA MUTAÇÃO POR TRANSLOCAÇÃO.....	44
FIGURA 5.1 - REPRESENTAÇÃO DE UM CROMOSSOMO PARA O PROBLEMA DAS SEs.....	62
FIGURA 5.2 - RESULTADO GRÁFICO DO PROGRAMA.....	71

## RESUMO

A política adotada pelo governo, de manter o país em crescimento a taxas percentuais de 4 a 6% ao ano, reflete-se diretamente no crescimento e aumento do mercado consumidor de energia elétrica. As dificuldades econômicas que o setor elétrico tem enfrentado provocam restrições de verbas para os investimentos. Esses fatores geram a necessidade de se elaborar estudos mais complexos, para o suprimento de energia elétrica a uma determinada área. Tais estudos envolvem uma massa de dados contendo informações muito grande, exigindo análise detalhada de um número maior de alternativas; além disso, existe a necessidade de se ter respostas mais rápidas e freqüentes revisões nos planos de planejamento de distribuição, para que os mesmos sejam adequados às medidas econômicas e institucionais vigentes no país. O objetivo deste trabalho é apresentar técnicas que visam otimizar a localização de subestações de distribuição de energia elétrica, uma vez que a localização “ideal” é questão de grande importância no Planejamento da Distribuição, que, dentre outros, visa a economia de investimentos. Para alcançar tal objetivo, resolver-se-á o problema de localização de subestações na cidade de Curitiba, Região Metropolitana de Curitiba (RMC) e adjacências, usando métodos da Pesquisa Operacional, dentre os quais, destacam-se os Algoritmos Genéticos. O problema a ser solucionado é de localização de facilidades (*facilities location*), aplicável em telecomunicações, distribuição e transporte industrial, dentre outros.

## ABSTRACT

The politics adopted by the government, of maintaining the country in growth 4 to 6% a year, it is reflected directly in the growth and increase of the consuming market of electric power. The economical difficulties that the electric section has been facing provoke restrictions of budgets for the investments. Those factors generate the need to elaborate more complex studies, for the electric power supply to a certain area. Such studies involve a mass of data and very big information, demanding detailed analysis of a larger number of alternatives; besides, the need exists of having faster answers and frequent revisions in the plans of distribution planning, so that the same ones are appropriate to the economical and institutional measures effective in the country. The objective of this work is to present techniques that seek to optimize the location of substations of electric power distribution, the ideal " location " is subject of great importance in the Planning of the Distribution, that, among other things, it means economy of investments. To reach such objective, the problem of location of substations will be solved in the city of Curitiba, Metropolitan Area of Curitiba (RMC) and neighbourhood, using methods of Operational Research among which stand out the Genetic Algorithms. The problem to be solved is the location of facilities, applicable in telecommunications, distribution and industrial transport, among others.

# CAPÍTULO I

## 1. INTRODUÇÃO

No momento em que o homem aprendeu a controlar o fogo, realizou sua primeira grande conquista energética: passou a utilizar a natureza de forma inteligente, aquecendo-se, cozinhando e protegendo-se com o calor resultante da queima da lenha.

Depois do fogo, lentamente, outros recursos naturais passaram a ser aproveitados pela humanidade como fontes de luz, calor e movimento. Hoje a ciência define energia como a capacidade de realizar um trabalho. Para chegar a este conceito, o homem teve de usá-la, entendê-la e reconhecer seus diversos estágios e formas.

### 1.1 ALGUNS CONCEITOS SOBRE ENERGIA

Recursos como o carvão, a água, o petróleo, ou a lenha, extraídos pelo homem da natureza, são chamados de energia primária. O resultado da conversão da energia primária, ou seja, da transformação de recursos naturais em calor, eletricidade e movimento é chamado de energia secundária ou energia derivada. Já a energia utilizada pelos consumidores residenciais ou industriais, na cidade ou no campo, é denominada energia final. Atualmente, gera-se energia em usinas, destilarias e refinarias, a partir de diversos recursos naturais, depois, ela é transportada para as grandes e pequenas cidades, já como energia final, na forma de eletricidade, álcool, gasolina, óleo ou gás. Entretanto, na maioria de suas formas, a energia não pode ser transportada, tendo que ser utilizada no mesmo local em que é produzida. A única forma de energia transportada com facilidade é a energia elétrica. Por ter esta característica, e por ser uma forma de energia que pode ser obtida a partir de todas as outras, a energia elétrica tornou-se uma das principais formas de energia utilizadas no mundo de hoje.

#### 1.1.1 GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

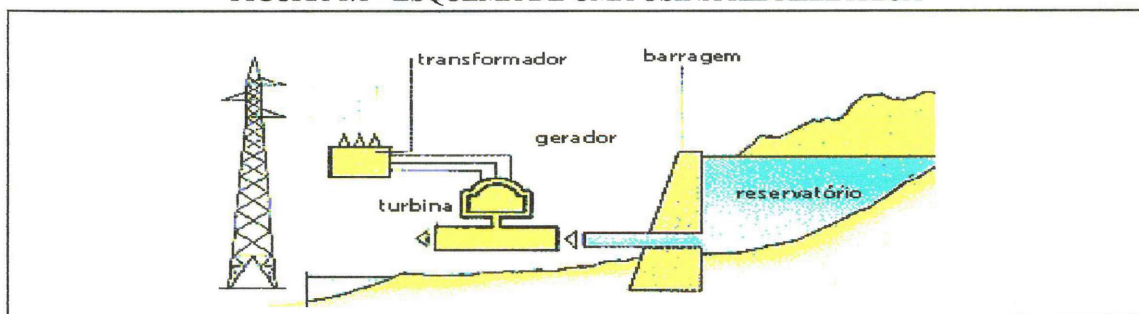
Para que nossa civilização pudesse chegar ao estágio atual de desenvolvimento, foi preciso, primeiro, tornar a produção de energia elétrica economicamente viável e fazê-la disponível ao maior número possível de pessoas. O primeiro passo para gerar

eletricidade é obter a força necessária para girar os gigantescos sistemas de hélices, denominados turbinas, que movem os eixos com eletroímãs, os responsáveis pela produção de energia elétrica e que, geralmente, são chamados de geradores ou alternadores. Esta força pode ser obtida de diversas formas, sendo as três mais utilizadas atualmente:

- a força das águas: energia hidrelétrica;
- a força do vapor: energia termelétrica;
- a força dos átomos: energia nuclear.

Em países como o Brasil, a Itália e o Canadá, por exemplo, que possuem rios com grandes desníveis (FINNSSON, 2002), uma das soluções mais econômicas para fazer girar turbinas é aproveitar a força das águas, construindo-se usinas hidrelétricas. Em uma usina hidrelétrica, o rio é represado por uma barragem onde são instalados grandes tubos inclinados que abrigam as turbinas. A água desce pelos tubos e faz girar os sistemas de hélices, movimentando o eixo dos geradores. A primeira usina hidrelétrica da América Latina destinada ao fornecimento de energia elétrica para iluminação pública, começou a funcionar em 1889, em Minas Gerais. A usina, construída por Bernardo Mascarenhas, recebeu o nome de Marmelos-Zero e gerou energia para uma fábrica de tecidos e para a cidade de Juiz de Fora (MEMÓRIA DA ELETRICIDADE, ELETROBRÁS, 2002). Na Figura 1.1, é apresentado o esquema de uma usina hidrelétrica.

FIGURA 1.1 - ESQUEMA DE UMA USINA HIDRELÉTRICA



A produção de eletricidade por usinas hidrelétricas é possível aproveitando-se um desnível acentuado em um rio, o que permite utilizar a energia associada a uma queda d'água e ao volume de água que ficará disponível no reservatório, tal como ilustrado na Figura 1.1.

A implantação de uma usina em um rio envolve a construção de uma barragem para a formação do reservatório e da casa de força. Na barragem de uma usina hidrelétrica temos duas estruturas importantes:

- 1) a tomada d'água, que é a estrutura por onde a água é conduzida para o interior da casa de força, para movimentar as turbinas;
- 2) o vertedouro, que é a estrutura por onde pode ser escoado o excesso de água em épocas de chuvas intensas.

Na casa de força estão instalados os equipamentos eletromecânicos que produzem a eletricidade, que basicamente são: caixa espiral, turbina, gerador, sistema de excitação e regulador de velocidade. A rotação da turbina movimentada pelo fluxo d'água faz girar o rotor do gerador, cujo campo magnético se desloca dentro do gerador e produz energia elétrica. Por questões de rendimento, a energia a ser transportada precisa ter sua tensão elevada para níveis que reduzam as perdas nas linhas de transmissão. A elevação da tensão é realizada pela subestação elevadora. Assim, para que possamos usar a eletricidade em nossas casas, a tensão deve ser reduzida nas subestações próximas das cidades e nos transformadores instalados na rede de distribuição.

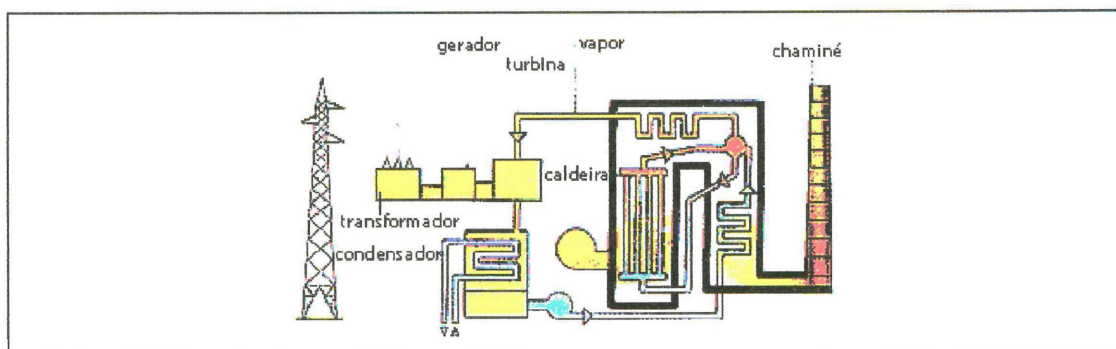
Em relação ao potencial hidrelétrico do Brasil, é certo que, apesar do país possuir 15% dos recursos mundiais em água doce dentro do seu território, 70% desses encontram-se na região Norte (Amazônia) e pouco mais que 15% no Centro-Oeste. As regiões Sul e Sudeste dispõem de apenas cerca de 12% destes recursos.

Visto que os rios que oferecem condições para a exploração hidrelétrica ficam distantes dos grandes centros onde a demanda por energia é maior, como por exemplo, São Paulo e Rio de Janeiro, transmitir a eletricidade para tais lugares implicaria em um custo de transmissão elevado que praticamente não compensaria economicamente, uma vez que a perda de energia numa transmissão de longa distância é consideravelmente grande (ENERGIA NUCLEAR, 2002).

Uma das alternativas encontradas para essas regiões ou até mesmo nos países onde os recursos hidrográficos são escassos (mas com boas reservas de óleo, carvão ou gás), está em se fazer girar turbinas com a força do vapor resultante da queima desses combustíveis. Para isso, são construídas usinas termelétricas. Nessas usinas, as caldeiras consomem uma quantidade enorme de combustível e mantêm a pressão do vapor alta o

suficiente para que ele possa produzir o movimento das hélices das turbinas e dos eixos dos geradores. A Figura 1.2 apresenta o esquema de uma usina termelétrica.

FIGURA 1.2 – ESQUEMA DE UMA USINA TERMELÉTRICA



O método operacional das usinas termelétricas consiste em queimar combustível para aquecer a água da caldeira, que então produz vapor a uma pressão elevada e uma temperatura muito alta. Esse vapor é dirigido às pás de uma turbina de alta rotação, ligada ao gerador. O vapor então se condensa e a água volta à caldeira, formando assim um ciclo fechado. Essa condensação exige um grande volume de água externa para resfriamento, chamadas torres de resfriamento. É necessário que o terreno escolhido esteja situado perto de um rio ou em lugar onde as torres não depreciem as redondezas, devido ao fato de serem esteticamente feias.

Como o calor produzido é intenso, devido a altas correntes geradas, é importante o resfriamento dos geradores. O hidrogênio é melhor veículo de resfriamento que o ar, pois, tendo menor densidade (7% da densidade do ar), requer menos energia para circular. Recentemente, foi adotado o método de resfriamento líquido, por meio de óleo ou água.

Entretanto, o carvão, o óleo e o gás natural serão combustíveis exauridos ou tornar-se-ão excessivamente danosos para o meio ambiente nas próximas décadas. Nessas condições, uma terceira alternativa para geração de energia elétrica tem sido explorada no cenário mundial, a usina núcleo-elétrica, que a princípio enfrentou bastante oposição. Atualmente, observa-se que a oposição à utilização da energia nuclear está começando a diminuir. Na Suécia já existe um grupo ambientalista que defende o uso da energia nuclear, denominado "*Environmentalists for Nuclear Energy*" (Ambientalistas pela Energia Nuclear). O fato é que, devido à pressão de ambientalistas contra a utilização de combustíveis fósseis, assiste-se a uma crescente consideração da

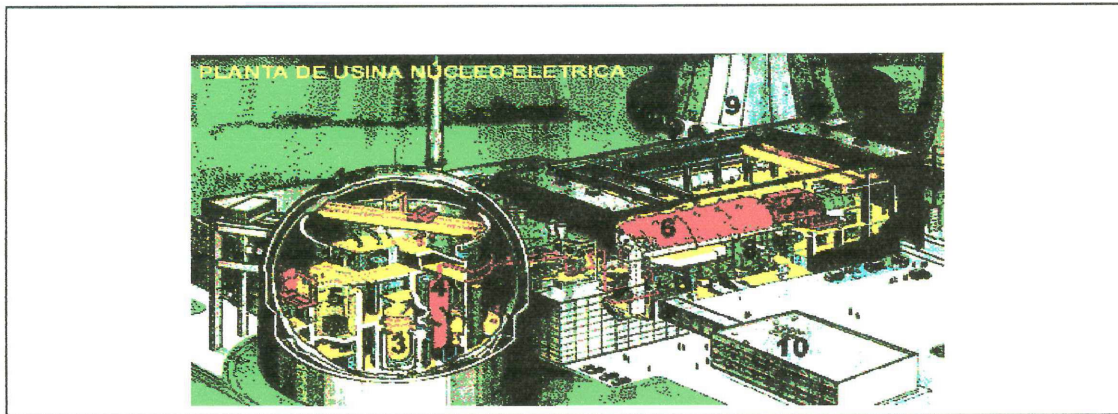
utilização da energia nuclear como uma opção energética plausível. Esta transformação é nítida em países de grande influência no cenário mundial, como é o caso dos Estados Unidos, Japão e França. Essa tendência, muito provavelmente, se manifestará no Brasil.

Deve ser ressaltado que o impacto ambiental que uma usina hidrelétrica causa a curto, médio e longo prazo é notavelmente grande: quando uma usina hidrelétrica é construída, é necessário que seja inundada uma grande área onde vivem centenas de espécies da fauna e da flora além do próprio homem perdendo-se, muitas vezes, vastas extensões de terra cultivável. Os investimentos necessários para compensar os impactos sofridos pela população local e pelo meio ambiente na construção de uma usina hidrelétrica são elevados. Além disso, estudos recentes mostram que a grande reserva de biomassa depositada no fundo dos reservatórios deteriora-se, liberando gases como o dióxido de carbono e o metano, os quais contribuem para o aumento do efeito estufa, conforme artigos publicados nas revistas "*Environmental Conservation*" (Conservação do Meio Ambiente) e "*New Scientist*" (Novo Cientista) (ENERGIA NUCLEAR, 2002).

Tem havido, é claro, um aumento das preocupações da comunidade em relação à energia nuclear, levando a cancelamentos ou atrasos de usinas núcleo-elétricas e revisão de programas de expansão. Há, porém, fortes sinais de que se inicia uma maior aceitação da energia nuclear nos dias de hoje, após várias reuniões internacionais especializadas sobre meio ambiente e a constatação de um possível aquecimento do planeta devido ao efeito estufa adicional, também causado por fontes térmicas de energia elétrica.

A opção de usinas núcleo-elétricas para geração de energia elétrica torna-se ainda mais atraente em nosso país quando consideramos que o Brasil possui a 6ª maior reserva mundial de urânio, o que nos assegura a independência no suprimento de combustível. Essa substância tem núcleos atômicos pesados e instáveis, os quais podem ser divididos em partículas menores se forem bombardeados por nêutrons. No momento em que se dividem, estes núcleos emitem calor na forma de radiação. Em uma usina núcleo-elétrica esta reação, chamada de fissão nuclear, é feita no interior de reatores. O calor gerado pela fissão nuclear produz o vapor que, como nas usinas termelétricas, movimenta as turbinas. A Figura 1.3 apresenta a planta de uma usina núcleo-elétrica e a Figura 1.4 apresenta o esquema de funcionamento da mesma.

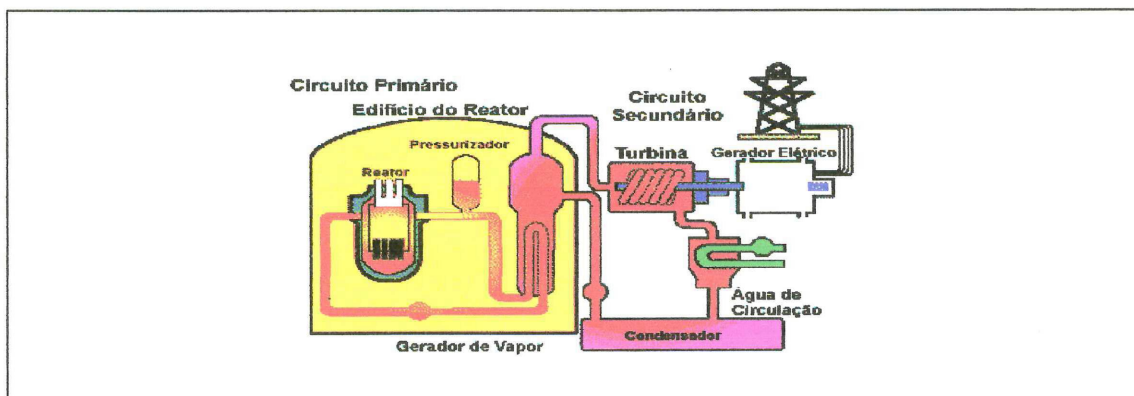
FIGURA 1.3 – PLANTA DE UMA USINA NÚCLEO-ELÉTRICA



LEGENDA DA FIGURA 1.3:

- |  |                               |
|--|-------------------------------|
| 1. CONTENÇÃO DE CONCRETO ARMADO            | 6. TURBINAS À VAPOR           |
| 2. CONTENÇÃO DE AÇO                        | 7. GERADOR DE ELETRICIDADE    |
| 3. REATOR NUCLEAR                          | 8. CONDENSADORES              |
| 4. GERADOR DE VAPOR                        | 9. TORRE DE REFRIGERAÇÃO      |
| 5. PISCINA DE ARMAZENAMENTO DE COMBUSTÍVEL | 10. EDIFÍCIO DA ADMINISTRAÇÃO |

FIGURA 1.4 - ESQUEMA DE UMA USINA NÚCLEO-ELÉTRICA

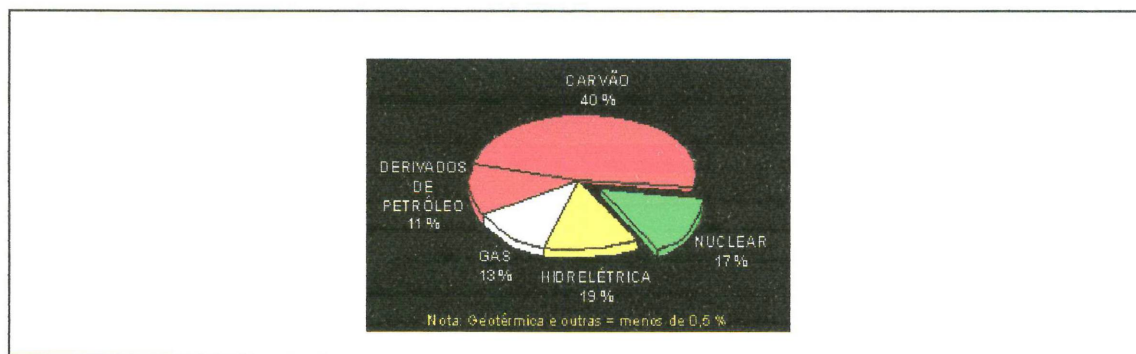


O princípio de funcionamento das usinas núcleo-elétricas está no resfriamento do núcleo do reator através de um circuito fechado de água a alta pressão chamado circuito primário, representado no esquema da Figura 1.4. A água aquecida sob alta pressão no circuito primário passa por um trocador de calor (gerador de vapor) onde aquece e transforma em vapor a água do circuito secundário. Esse vapor movimenta uma turbina que aciona um gerador elétrico. A condensação do vapor que trabalha na turbina se faz num trocador de calor (condensador) que é resfriado por outro circuito dotado de um sistema de refrigeração. A energia gerada chega aos consumidores finais

através de torres de transmissão, que são elementos integrantes das redes de distribuição.

Cerca de 17% - ou um sexto - do total de energia elétrica produzida no mundo no ano 2000 foi de origem nuclear (ENERGIA NUCLEAR, 2000). Para colocar este valor em perspectiva, no mesmo ano a colaboração da energia hidrelétrica na produção total de energia elétrica em todo o mundo foi de cerca de 18%. O Gráfico 1.1 mostra a participação das diversas fontes na produção mundial de energia elétrica.

GRÁFICO 1.1 - MATÉRIA-PRIMA DA ENERGIA ELÉTRICA MUNDIAL



Em 1968, o Governo Brasileiro decidiu ingressar no campo da produção da energia elétrica através de usinas núcleo-elétricas. A construção de Angra I foi iniciada em 1972, a primeira reação nuclear em cadeia foi estabelecida em março de 1982 e a usina entrou em operação comercial em 1985. Desde então, Angra I já produziu mais de 30 milhões de MWh, energia suficiente para abastecer uma cidade de aproximadamente 1.200.000 (hum milhão e duzentos mil) habitantes durante este período. Em seus ciclos mais recentes, Angra I operou com um fator de disponibilidade superior a 85%, sendo que no ano de 1999 bateu o seu recorde alcançando um fator de disponibilidade de 96% e uma geração bruta de 3.976.943 Mwh. Isto coloca Angra I entre as centrais de melhor desempenho de acordo com os padrões mundiais!

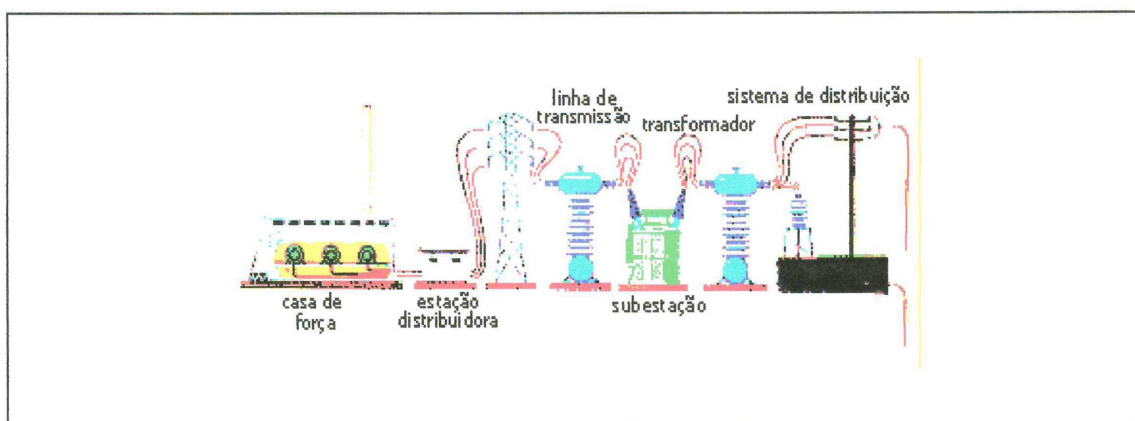
Quanto ao desperdício de energia, a ELETRONUCLEAR tem apoiado o Projeto de Conservação de Energia da Eletrobrás, o PROCEL, que visa a educação da população para o uso racional e evitar o desperdício de energia. Entretanto, não podemos esquecer que o consumo de energia elétrica por habitante no Brasil (1.800 kWh/hab) é muito baixo quando comparado com países mais desenvolvidos (aproximadamente 7.000 kWh/hab no Japão, na França e Alemanha e 12.000 kWh/hab nos Estados Unidos) e, portanto, o país precisa de novas fontes de energia para

assegurar o crescimento industrial e o bem-estar da população, além de um melhor aproveitamento das já existentes.

### 1.1.2 TRANSMISSÃO E DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Em geral, as usinas de energia elétrica ficam longe das cidades. A eletricidade que sai da casa de força dessas usinas precisa viajar quilômetros até chegar aos centros consumidores, sendo transportada através de cabos aéreos. Fora dos centros urbanos, os cabos são pendurados em grandes torres de metal. O conjunto desses cabos e torres forma uma **Linha de Transmissão**. Um esquema de transmissão e distribuição de energia elétrica é apresentado na Figura 1.5.

FIGURA 1.5 - ESQUEMA DA DISTRIBUIÇÃO E TRANSMISSÃO DE ENERGIA



Após ter sido gerada na casa de força, a estação distribuidora transporta a eletricidade através de cabos aéreos. Fora dos centros urbanos, os cabos são pendurados em grandes torres de metal. O conjunto desses cabos e torres forma uma linha de transmissão.

Os componentes de maior importância nas linhas de transmissão são os grandes elementos isolantes de vidro ou porcelana que sustentam os cabos e impedem descargas elétricas. Em algumas linhas de transmissão dentro das cidades, devido ao perigo que representariam se ficassem expostos, os cabos são revestidos por camadas isolantes, evitando acidentes graves. Durante o percurso entre as usinas e as cidades, a eletricidade passa por diversas subestações, onde aparelhos chamados transformadores aumentam ou diminuem sua voltagem – a tensão elétrica. Ao elevar a tensão elétrica no início da transmissão, os transformadores evitam a perda excessiva de energia ao longo

do caminho. Já ao rebaixarem a tensão elétrica perto dos centros urbanos, permitem a distribuição de energia por toda a cidade. Apesar de mais baixa, a tensão utilizada nas redes de distribuição só é adequada para consumo imediato nos postes de iluminação pública. Assim, transformadores menores são instalados nos postes de rua para reduzir ainda mais a voltagem da energia que vai diretamente para as residências, o comércio e outros locais de consumo. É importante lembrar que o fornecimento de energia elétrica é feito por meio de um grande e complexo sistema de subestações e linhas de transmissão, interligadas às várias usinas de diversas empresas. Logo, uma cidade não recebe a energia de uma única usina.

Os sistemas interligados abastecem os centros urbanos com a energia gerada por diversas usinas hidrelétricas, termelétricas e até nucleares de uma região. No Brasil, até a década de 1950, só se faziam sistemas isolados, pois as usinas eram construídas em áreas próximas aos centros urbanos. A partir dessa época, com a construção de usinas cada vez mais afastadas, foram implantadas linhas de transmissão cada vez mais extensas que passaram a funcionar interligadas somente a partir de 1960.

## 1.2 O OBJETIVO DO TRABALHO

A política adotada pelo governo, de manter o país em crescimento a taxas percentuais de 4 a 6% ao ano, reflete-se diretamente no crescimento e aumento do mercado consumidor de energia elétrica. As dificuldades econômicas que o setor elétrico tem enfrentado provocam restrições de verbas para os investimentos. Esses fatores geram a necessidade de se elaborar estudos mais complexos, para o suprimento de energia elétrica a uma determinada área. Tais estudos envolvem uma massa de dados com muitas informações, exigindo análise detalhada de um número maior de alternativas para os mais diversos problemas; além disso, existe a necessidade de se ter respostas mais rápidas e freqüentes revisões nos planos de planejamento de distribuição, para que os mesmos sejam adequados às medidas econômicas e institucionais vigentes no país.

Outro fator que não pode ser ignorado é o consumidor, que nos últimos anos, tem se tornado cada vez mais exigente, tanto com relação ao tempo em que fica privado do fornecimento de energia elétrica quanto em relação ao número de vezes que isso ocorre. Segundo o Comitê de Distribuição de Energia Elétrica (CODI) (ELETROBRÁS,

1986), a consideração de metas de qualidade deve, no caso de continuidade de fornecimento, ser feita através de definição e de estabelecimento de índices numéricos, também denominados índices operativos, bem como dos respectivos níveis de qualidade ou valores-limite aceitáveis, que deverão refletir as características da carga a ser atendida. Estes índices são utilizados pela Companhia Paranaense de Energia (COPEL), como valores de referência nos processos de decisão envolvidos em trabalhos de planejamento, projeto, construção, operação e manutenção de sistemas de distribuição. Com relação à continuidade de atendimento, pode-se destacar dois destes índices:

- ♣ DEC – Duração Equivalente de Interrupção por Consumidor.

É o período de tempo que, em média, cada consumidor do sistema ficou privado do fornecimento de energia elétrica, no período considerado:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^n Ca(i) \cdot t(i)}{C_s}, \text{ onde:}$$

$D$  - duração equivalente de interrupção por consumidor(horas);

$Ca(i)$  - número de consumidores atingidos na interrupção (i);

$t(i)$  - tempo decorrido na interrupção (i) (horas);

$C_s$  - número total de consumidores do sistema;

$i$  - número de interrupções variando de 1 a  $n$ .

- ♣ FEC – Frequência Equivalente de Interrupção por Consumidor.

É o número de interrupções que, em média, cada consumidor do sistema sofreu, no período considerado:

$$f = \frac{\sum_{i=1}^n Ca(i)}{C_s}, \text{ onde:}$$

$f$  - frequência equivalente por consumidor.

Todos esses fatores, por si só, já apontam a necessidade das concessionárias de energia elétrica ajustarem os seus serviços à nova realidade. Esses ajustes são, comumente tratados através do **Planejamento de Distribuição** de energia elétrica em redes, que é o processo de estudos e análises que visam garantir a eficiência de uma rede

elétrica. Um planejamento de distribuição satisfatório inclui tamanho, locação, rotas, interconexões e previsão do momento e locais adequados para futuras linhas de subtransmissão, subestações, alimentadores e equipamentos relacionados à distribuição de energia elétrica. No que diz respeito à localização e dimensionamento de subestações, torna-se evidente a necessidade de adotar estudos de técnicas que permitam a otimização do processo, que pode ser obtida através do uso de modelos e algoritmos matemáticos, como o que é proposto neste trabalho.

Tendo em vista tais comentários, o estágio atual das empresas e o escopo do trabalho, os estudos para localização e dimensionamento das subestações tendem para:

- mapas digitalizados contendo coordenadas geográficas de todos os “itens” elétricos;
- dados e informações estruturados, com atualizações sistematizadas;
- mapas de carga em quadriculas;
- modelos de otimização para definição das áreas de influência das subestações.

Os mapas de carga são representações gráficas da distribuição de carga em uma localidade, ou região, convenientemente subdividida em áreas elementares. Área elementar de carga é a menor unidade de área a ser considerada na distribuição geográfica de carga. Sua definição depende do tipo de estudo a ser realizado. Por exemplo, para o planejamento de subestações em Curitiba, Região Metropolitana de Curitiba (RMC) e adjacências, são utilizadas quadriculas cuja área é de  $1 \text{ km}^2$ .

Corroborando com as tendências supracitadas, os dados necessários para o presente estudo foram fornecidos em planilha eletrônica, ambiente EXCEL, através de uma tabela contendo: coordenadas das quadriculas no sistema Universal Transversa de Mercator (UTM), demanda de cargas em cada uma delas, localização e capacidade de atendimento das subestações existentes.

Assim sendo, o objetivo deste trabalho é apresentar técnicas que visam otimizar a localização de subestações de distribuição de energia elétrica, uma vez que a localização “ideal” é questão de grande importância no Planejamento da Distribuição, que, dentre outros, visa a economia de investimentos. Para alcançar tal objetivo, resolver-se-á o problema de localização de subestações na cidade de Curitiba, RMC e adjacências, para o horizonte de um ano, usando métodos da Pesquisa Operacional dentre os quais destacam-se os Algoritmos Genéticos. Isto, sem dúvida, representa uma

contribuição útil ao aprimoramento da técnica definida pelo CODI e tradicionalmente utilizada por suas empresas conveniadas, o que inclui a COPEL.

O problema a ser solucionado é de localização de facilidades (*facilities location*), aplicável além do assunto aqui abordado, também em telecomunicações, distribuição e transporte industrial, dentre outros. A alternativa proposta adapta-se perfeitamente ao problema devido ao fato de que o bom atendimento em demanda de energia elétrica para uma região, é, na verdade, um problema de transporte de cargas através de uma rede. Sendo conhecidas as coordenadas e capacidades de atendimento reais das subestações da região escolhida para estudos, far-se-á o “balanceamento” em cada uma delas, isto é, agrupar-se-ão quadrículas (com suas respectivas demandas de carga), à subestação que as atenda tornando mínimo o percurso das cargas, ou seja, minimizando o momento elétrico (produto da carga pela distância por ela percorrida).

### 1.3 IMPORTÂNCIA DO TRABALHO

Devido a fatores como explosão demográfica e instalações de novas indústrias dentre outros, o atendimento da demanda de cargas em uma região pode ficar comprometido e por isso, um estudo em expansão de redes de distribuição precisa ser realizado. Uma das alternativas da expansão é a construção de novas subestações e a localização ideal destas é importante fator, não apenas no atendimento satisfatório, como na economia de investimentos com capital. Atualmente, a localização de uma nova subestação na COPEL é feita com base na experiência dos engenheiros de distribuição responsáveis. Uma ferramenta que viabilize a automação de tal tarefa, sem dúvida, é forte aliada na eficácia do processo.

### 1.4 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

A princípio, detectou-se que o problema real para o qual desejava-se uma solução seria apropriadamente abordado através dos métodos utilizados nos problemas clássicos de *Facilities Location* (mais especificamente, P-medianas). Porém, durante o processamento dos dados e execução dos algoritmos, percebeu-se que algumas limitações exigiriam adaptações, para que resultados satisfatórios fossem obtidos.

Algumas dessas limitações estão relacionadas e as adaptações utilizadas encontram-se no Capítulo V, que trata da implementação.

#### 1.4.1 VOLUME DE DADOS

A primeira limitação a citar, tem relação com o tratamento do volume de dados que o problema exige. A região de estudos (composta pela cidade de Curitiba, RMC e adjacências) é subdividida pela COPEL, em 2.013 quadrículas, cada uma com área de  $1 \text{ km}^2$ . Nestas quadrículas estão situados pontos de demanda de carga. Os dados fornecidos incluem as coordenadas geográficas de cada quadrícula e as demandas de cargas respectivas. O volume de dados envolvido limita o trabalho quanto aos métodos de soluções aplicáveis. A utilização do modelo matemático de Programação Linear Inteira Binária não é viável devido ao tamanho do problema e conseqüentemente, é impossível obter-se a solução exata. Neste caso, a adoção dos Algoritmos Genéticos, por exemplo, se apresenta como uma ferramenta adequada na solução da localização das novas subestações.

#### 1.4.2 APLICAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO

O Capítulo III deste trabalho trata dos algoritmos genéticos e, dentre outras particularidades, considera que um algoritmo genético precisa ser codificado de forma apropriada ao problema proposto, para ser eficaz. Neste trabalho, a codificação exigiria levar em conta a existência de 30 subestações ativas na região de estudo. Tal fato e suas conseqüências para codificação do problema apresentado neste trabalho são devidamente explanados no Capítulo V.

#### 1.4.3 OBTENÇÃO DA SOLUÇÃO ENCONTRADA

Pelo fato da solução encontrada ser oriunda da aplicação dos algoritmos genéticos, a solução encontrada não é a solução “ótima”, pois, segundo GOLDBARG (2000), os Algoritmos Genéticos são algoritmos aproximativos de solução, isto é, convergem para soluções “quase ótimas”.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

No Capítulo II é apresentado o Problema de Localização de Facilidades (*Facilities Location*) e seu sub-problema das P-medianas. No capítulo III são apresentados os Algoritmos Genéticos, que foram usados para solucionar o problema de localização das subestações (P-subestações), adaptado a este caso que apresenta grande volume de dados, e todos os outros algoritmos utilizados no trabalho, tal qual figuram na literatura. O capítulo IV é destinado à revisão bibliográfica, onde são feitas referências a trabalhos anteriormente publicados sobre algoritmos genéticos aplicados ao Problema das P-medianas. No capítulo V é apresentada a metodologia utilizada, algumas variações feitas nos algoritmos propostos e são realizados os testes computacionais. No capítulo VI é apresentada a análise de resultados obtidos nos testes computacionais do capítulo V e, além disso, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

## CAPÍTULO II

### 2. O PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO DE FACILIDADES

#### 2.1 INTRODUÇÃO

A localização “ótima” de uma possível nova subestação deve levar em conta fatores tais como: custo e facilidade de acesso para as linhas de subtransmissão; custo e facilidade de conexão com os alimentadores de distribuição já existentes; limites de tensão e corrente, que podem afetar o número e os custos dos alimentadores necessários para a alimentação de uma determinada área; possibilidade de transferência de carga de uma subestação para outras em condições de emergência, ou quando do aumento na demanda de carga; custo e disponibilidade de terrenos próximos ao local desejado, assim como restrições devido a eventuais leis de zoneamento. Tais fatores implicam em investimentos em uma rede elétrica. Para que a nova subestação assuma parte da demanda da rede, é necessário planejamento adequado dos investimentos envolvidos nessa empresa concomitantemente à construção da mesma. Esse fato evidencia a necessidade de subentender-se também a restauração de uma rede com planejamento, levando-se em conta que a localização de uma subestação é fator importante no que diz respeito à manutenção de serviços adequados e continuidade do fornecimento de energia aos consumidores (GRUPPELLI et al., 2002).

Os problemas de Localização de Facilidades (*Facilities Location*) têm como objetivo a localização de facilidades ao longo de uma rede definida por um grafo, e estão divididos em dois subproblemas conhecidos na literatura como: problema dos centros e problema das medianas (DASKIN, 1993). Para dimensionar serviços de facilidades ao longo de uma rede é necessária a obtenção de caminhos mínimos entre os nós da rede e a localização adequada ao serviço. Para obtenção da solução de problemas desta natureza, existem na literatura algoritmos, e, nas seções subseqüentes, são apresentados alguns deles.

## 2.2 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO

Na literatura, problemas de localização são tratados pela Teoria dos Grafos. Nos problema de centros, o objetivo é minimizar a distância até o ponto mais crítico a ser atendido. Nos problemas das medianas, o objetivo é minimizar a soma das distâncias de cada um dos vértices à facilidade mais próxima, ponderada por um fator de demanda; a esta localização ótima chama-se de Mediana do grafo (DASKIN, 1993).

Problemas de localização de medianas aparecem freqüentemente na prática em uma variedade de aplicações, como por exemplo: a localização do centro de comutação numa rede telefônica, armazéns de suprimentos numa rede de distribuição e a localização de centros de triagens de cartas, dentre outras.

Ao contrário destes casos, que se caracterizam como problemas de localização de mínima soma, os problemas de localização de facilidades de atendimento a emergências, tais como: postos policiais, emergências de hospitais e postos de bombeiros, dentre outros, caracterizam-se como problemas de localização de centros.

Para resolução do Problema das Medianas mencionado, encontram-se na literatura, alguns métodos de solução. Para problemas de pequeno porte, a solução pode ser encontrada de forma exata, através da Programação Inteira e Enumeração Exaustiva (ou busca em árvore). Este último método foi usado por REVELLE e SWAIN (1970) para encontrar as 3-medianas de um grafo com 10 vértices. Existem, também, os métodos aproximados, usados por vários autores, como por exemplo, TEITZ e BART (1968), os quais se aplicam a problemas de médio e grande porte. Para problemas de grande porte são também utilizadas técnicas de meta-heurísticas, dentre as quais destacam-se os Algoritmos Genéticos (AG's) (CORRÊA, 2000), adequada também a este trabalho. A seguir, é enunciado um teorema fundamental para o problema de localização de P-medianas.

### 2.2.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DAS P-MEDIANAS

Considerando-se todos os vértices de um grafo dado como potenciais medianas, o Problema de P-medianas pode ser definido como segue:

Seja  $G(V, A)$  um grafo não direcionado onde  $V$  é o conjunto de vértices e  $A$  o conjunto de arestas. Deve-se encontrar um conjunto de vértices  $V_p \subset V$  (conjunto de

medianas) com cardinalidade  $p$ , tal que a soma das distâncias de cada um dos vértices restantes em  $\{V - V_p\}$ , considerando-se as demandas de cada vértice até seu vértice mais próximo em  $V_p$  seja a mínima possível.

É apresentada a seguir uma formulação do problema de P-medianas como um Problema de Programação Inteira Binária, desenvolvida por REVELLE e SWAIN (1970). Esta formulação permite que cada vértice de um grafo seja considerado, ao mesmo tempo, como demanda e instalação (potencial mediana), embora em muitos casos demandas e instalações pertençam a conjuntos disjuntos.

$$\text{Min} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i d_{ij} x_{ij} \quad (2.2.1.1)$$

sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2.1.2)$$

$$x_{ij} \leq y_j, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (2.2.1.3)$$

$$\sum_{j=1}^n y_j = p \quad (2.2.1.4)$$

$$x_{ij}, y_j \in \{0, 1\}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (2.2.1.5)$$

onde:

$n$  = número total de vértices do grafo;

$a_i$  = demanda do vértice  $i$ ;

$d_{ij}$  = distância do vértice  $i$  ao vértice  $j$ ;

$p$  = número de instalações utilizadas como medianas;

$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se o vértice } i \text{ for designado para a instalação;} \\ 0, & \text{caso contrário;} \end{cases}$

$y_j = \begin{cases} 1, & \text{se o vértice } j \text{ for uma instalação utilizada como mediana;} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

A função objetivo em (2.2.1.1) minimiza a soma das distâncias ponderadas dos vértices de demanda até o conjunto de medianas. O conjunto de restrições em (2.2.1.2) garante que todos os vértices de demanda serão designados para exatamente uma única mediana. O conjunto de restrições de (2.2.1.3) proíbe que um vértice de demanda seja designado para uma instalação que não esteja selecionada como mediana. O número total de vértices medianas (instalações selecionadas) é definido pela restrição em (2.2.1.4) como sendo igual a  $p$ . Por fim, a restrição em (2.2.1.5) garante que os valores das variáveis de decisão  $x_{ij}$  e  $y_j$  sejam binários (0 ou 1).

## 2.2.2 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO DAS P-MEDIANAS DE TEITZ E BART

Uma das heurísticas mais conhecidas para solução do Problema das P-medianas é a desenvolvida por TEITZ e BART (1968), conhecida como Algoritmo das P-medianas de TEITZ e BART. Esta heurística é baseada na substituição de vértices e seu objetivo é, a partir de uma solução inicial, melhorar o valor da função objetivo a cada iteração. Segundo CORRÊA (2000), esta heurística produz boas soluções para problemas pequenos, principalmente quando aplicada várias vezes ao mesmo problema com diferentes soluções iniciais.

Considerando-se todos os vértices de um grafo dado como potenciais medianas, o algoritmo de TEITZ e BART para o Problema das P-medianas pode ser explicado como segue:

Seja  $V$  o conjunto de todos os vértices do grafo e  $S$  o conjunto das medianas ( $S$  está contido em  $V$ ), testa-se, se qualquer vértice  $V_i$ , com  $i$  pertencente a  $V-S$  pode substituir um vértice  $V_j$ ,  $j$  pertencente a  $S$  e produzir um novo conjunto  $S'$ , onde:  $S' = S \cup \{v_i\} - \{v_j\}$  para o qual temos o número de transmissão<sup>1</sup>  $NT(S') < NT(S)$ . Se isto for possível, é feita a substituição de  $v_j$  por  $v_i$ , e  $S'$  é uma nova aproximação para o conjunto  $V_p$ . O processo continua até que se obtenha um conjunto  $S_{médio}$ , onde nenhuma substituição de vértice de  $S_{médio}$  por outro em  $V - S_{médio}$  produz um número de transmissão menor.

---

<sup>1</sup> Número de Transmissão: é a soma das menores distâncias existentes entre o vértice  $v_j$  e todos os outros vértices do grafo.

### 2.2.3 O ALGORITMO DE TEITZ E BART

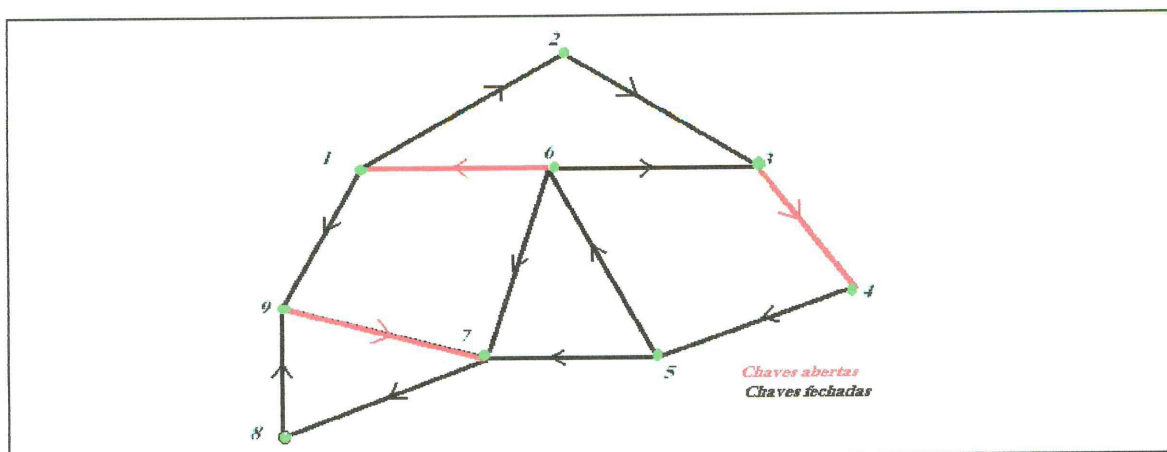
O algoritmo de TEITZ e BART pode ser definido através dos seguintes passos:

- PASSO 1 selecione um conjunto  $S$ , com  $|S| = p$  para formar uma aproximação inicial para as  $p$ -medianas;
- PASSO 2 rotule todos os vértices  $v_i$  pertencentes a  $(V - S)$  como "não analisados" ;
- PASSO 3 enquanto existirem vértices "não analisados" em  $(V - S)$ , faça:
- selecione um vértice  $v_i$  pertencente a  $(V - S)$ , "não analisado", e calcule a redução  $A$ , do número de transmissão, para todo  $v_j$  pertencente a  $S$  :  $A_{ij} = NT(S) - NT(S \cup \{v_i\} - \{v_j\})$
  - faça  $A_{ij_0} = Máx[A_{ij}]$ ;
  - se  $A_{ij_0} > 0$  faça  $S$  se tornar  $S \cup \{v_i\} - \{v_{j_0}\}$  e rotule  $v_{j_0}$  como "analisado";
  - se  $A_{ij_0} \leq 0$ , rotule  $v_i$  como "analisado".
- PASSO 4 caso durante a execução do Passo 3 ocorram modificações no conjunto  $S$ , volte ao PASSO 2. Caso contrário, PARE. e apresente o conjunto  $S$  como uma aproximação para a solução do Problema de  $P$ -medianas.

### 2.3 UMA ILUSTRAÇÃO ACADÊMICA

Uma rede de distribuição energia elétrica pode ser representada por um grafo  $G(V, A)$  em que  $V$  são os vértices e  $A$  são as arestas. Uma configuração para linhas de subtransmissão de determinada rede é um subgrafo dessa rede, onde são excluídos os trechos em que chaves estão fechadas. Um exemplo de configuração de rede é apresentado na Figura 2.1.

FIGURA 2.1 - REPRESENTAÇÃO DE UMA CONFIGURAÇÃO DA REDE G (9, 13)



Uma rede com  $m$  arestas, tem o número de configurações dado por:

$$\sum_{i=0}^m \binom{m}{i} = 2^m.$$

Assim, no exemplo da Figura 2.1, tem-se  $\sum_{i=0}^m \binom{m}{i} = 2^m = 2^{13} = 8.192$  configurações possíveis para as linhas de subtransmissão. Estas configurações podem ser radiais ou não-radiais, sabendo-se que uma rede é radial quando não existirem ciclos (ou anéis) em seu grafo. As linhas radiais sem ciclos são, costumeiramente, utilizadas para atender as áreas de baixa densidade de carga; as linhas radiais com um único circuito são, costumeiramente, utilizadas para atender as áreas de baixa densidade de carga; as linhas de subtransmissão com mais de um circuito, desde que cada circuito seja dimensionado para suportar toda a carga, são utilizadas em áreas onde um maior nível de confiabilidade<sup>2</sup> é exigido. Tanto configurações de rede de linhas de subtransmissão radiais ou não-radiais são factíveis, porém, as radiais são adotadas para que não ocorram problemas de sincronismo.

A topologia de uma rede é passível de representação matricial. Organiza-se uma lista de arestas, onde são indicados os nós inicial e final de cada uma delas e, a partir dessa lista, escreve-se a matriz de incidência  $I_{m,n}$ . A Tabela 2.3.1 mostra a lista de arestas da rede apresentada na Figura 2.1, com seus nós inicial e final. A Tabela 2.3.2, mais adiante, mostra a matriz de incidência da rede da Figura 2.1, indicando o sentido do fluxo de corrente. Representou-se com '1', o nó de onde o fluxo de corrente "sai", com '- 1' o nó onde o fluxo de corrente "chega". Caso não exista uma aresta entre dois nós, isso é representado por '0'.

<sup>2</sup> Neste contexto, a designação confiabilidade deve ser interpretada como a característica dos sistemas que quantifica, por meio de índices numéricos (também denominados operativos) o seu desempenho anterior, ou estimativas futuras.

TABELA 2.3.1 – LISTA DE ARESTAS DA REDE REPRESENTADA NA FIGURA 2.1

NÓ INICIAL	NÓ FINAL
1	2
1	9
2	3
3	4
4	5
5	6
5	7
6	7
6	3
6	1
7	8
8	9
9	7

TABELA 2.3.2 – MATRIZ DE INCIDÊNCIA DA REDE REPRESENTADA NA FIGURA 2.1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
[1, 2]	1	-1	0	0	0	0	0	0	0
[1, 9]	1	0	0	0	0	0	0	0	-1
[2, 3]	0	1	-1	0	0	0	0	0	0
[3, 4]	0	0	1	-1	0	0	0	0	0
[4, 5]	0	0	0	1	-1	0	0	0	0
[5, 6]	0	0	0	0	1	-1	0	0	0
[5, 7]	0	0	0	0	1	0	-1	0	0
[6, 7]	0	0	0	0	0	1	-1	0	0
[6, 3]	0	0	-1	0	0	1	0	0	0
[6, 1]	-1	0	0	0	0	1	0	0	0
[7, 8]	0	0	0	0	0	0	1	-1	0
[8, 9]	0	0	0	0	0	0	0	1	-1
[9, 7]	0	0	0	0	0	0	-1	0	1

O número de linhas linearmente independentes dessa matriz dá indícios sobre a conexidade da rede; se esse número for igual a  $(n - 1)$ , então a rede é conexa. Além desse indicativo (conexidade), uma matriz peculiar pode indicar o número de

configurações radiais de uma rede, que é a Matriz de Tutte (T), a saber:  $I_{m,n}$ .  $I_{m,n}^T = T_{n,n}$ , onde  $I_{m,n}$  é a matriz de incidência de uma rede com m arestas e n nós,  $I_{m,n}^T$  é a matriz transposta da matriz de incidência e  $T_{n,n}$  é a matriz de Tutte da rede.

## 2.4 TEOREMA PARA CONFIGURAÇÕES RADIAIS DE REDES ELÉTRICAS

O Teorema a seguir, encontrado em SAVULESCU (1980), faz referência ao número de configurações radiais que uma rede de distribuição de energia elétrica pode ter. O teorema é enunciado como segue:

“O valor do determinante de uma submatriz obtida pela retirada da linha e da coluna de determinado elemento da matriz de Tutte é igual ao número de configurações radiais de uma rede elétrica”.

## 2.5 EXPANSÃO NA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Para atender a crescente demanda de energia elétrica das cidades servidas por uma empresa de distribuição, é necessária a construção de novas subestações e/ou a ampliação daquelas já existentes. Para tanto, desenvolve-se um Plano Diretor, que visa definir a quantidade, potência e localização das subestações necessárias para atender uma demanda de carga conforme prevista pela área de Estudos de Mercado num horizonte de até 25 anos. Na COPEL, o ambiente de Geoprocessamento é usado para efetuar o Planejamento à Longo Prazo de Subestações (SE's).

A aplicação hoje utilizada foi desenvolvida na parceria COPEL-CONSTRUTEL, e é um dos módulos integrantes do SIG-GD (Sistema de Informações Geográficas para a Gestão da Distribuição). A aplicação foi implantada para testes na área de Planejamento de Engenharia da COPEL em setembro de 1998 e desde janeiro de 1999 vem sendo usada no ambiente de produção. Para facilitar a construção deste plano diretor, foi desenvolvida uma aplicação na plataforma de Geoprocessamento *VISION TRADE MARK* (*VISION<sup>TM</sup>*, *VISION* Marca Registrada).

Recebendo a projeção de demanda de cargas por quadrículas de  $1\text{ km}^2$ , localização e capacidade das subestações, a aplicação executa um algoritmo matemático de otimização de transporte de cargas. Assim torna-se possível simular diversas

alternativas em função das possibilidades de ampliação das subestações existentes e da localização e capacidade das novas subestações para atender as cargas das quadriculas. A localização dessas novas subestações não é automatizada, antes, está baseada na experiência dos engenheiros responsáveis pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica.

Quando criado, o projeto objetivava ser uma “ferramenta” para auxiliar o processo de desenvolvimento de planos diretores de subestações; apresentar uma estruturação de aplicativo e uma interface com os engenheiros responsáveis pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica, garantindo uma boa intercomunicação entre este e o sistema, a respeito de: gerenciamento de dados, obtenção de informações, variáveis de simulações e resultados de análises e simulações; formar conhecimento e subsídios à tomada de decisões.

### 2.5.1 DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA - AS SUBESTAÇÕES

O Planejamento à Longo Prazo de Subestações se dá pela sucessiva simulação de alternativas visando atender as cargas previstas pela área de Estudos de Mercado. São fornecidas as projeções anuais de demanda de carga por quadricula de  $1 \text{ km}^2$ , localização e capacidade das subestações, e cargas fixas (pontos de demanda de carga que devem forçosamente ser atendidos por uma determinada subestação).

A este conjunto de dados é aplicado o Algoritmo de Ford e Fulkerson (anexo 1), que consiste num modelo matemático de otimização de transporte de carga que obtém o máximo fluxo através da rede elétrica. As possíveis soluções variam em função das diversas possibilidades de ampliação de potência das subestações existentes e da localização e capacidade de novas subestações para atender as cargas das quadriculas. O algoritmo escolhe a hipótese que apresentar a menor somatória dos produtos das cargas das quadriculas pelas respectivas distâncias até as subestações, ou seja, a alternativa que resulta do menor custo do transporte de cargas (momento elétrico). A distribuição de cargas, afinal, é um problema de transporte das mesmas através de uma rede. Deve-se ressaltar que as perdas não são consideradas diretamente, mas obtidas explicitamente através dos cálculos de fluxo de potência de alimentadores, num outro estudo subsequente.

O primeiro ano a ser simulado é o assim chamado ano infinito, no qual as demandas de carga são obtidas através da multiplicação por um fator estabelecido pelo engenheiro responsável pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica. Neste processo, quadriculas vizinhas daquelas que originalmente tinham alta demanda têm sua carga mais acrescida do que aquelas que são vizinhas às quadriculas de demanda mais baixa, como se a necessidade de alimentação se espalhasse geometricamente. Cria-se assim uma situação supercrítica, que exhibe um modelo da provável expansão urbana – áreas que demandam mais energia são consequência de algum crescimento industrial ou populacional. As áreas cujas subestações não conseguirem alimentar nessa situação crítica (isto é, os vazios entre as abrangências de atuação das subestações existentes) são as áreas propícias à criação de novas subestações. Após ter sido determinada a localização dessas novas subestações, todos os cálculos elétricos são novamente realizados para avaliar a viabilidade de efetivação de alocação da subestação.

Antes da criação de novas subestações de distribuição, são consideradas as disponibilidades de potência das subestações adjacentes e do sistema de distribuição na área a ser alimentada. Também são consideradas as eventuais restrições físicas que impeçam a ampliação do sistema de distribuição ou a implantação de linhas de transmissão. Além disso, para implantar uma nova subestação, é necessário que os terrenos adequados tanto para otimização da localização quanto para viabilidade de construção estejam disponíveis para compra.

Depois que as subestações necessárias nessa situação crítica são criadas ou ajustadas, volta-se ao primeiro ano do Planejamento para definir as capacidades neste ano, simulando a distribuição através da execução do Algoritmo de Ford e Fulkerson. Ao conseguir uma situação ótima em que não hajam áreas não servidas ou capacidades desperdiçadas, passa-se para o ano seguinte e repete-se o procedimento, sucessivamente até chegar ao último ano do estudo.

Segundo a COPEL, o Geoprocessamento é uma poderosa ferramenta de análise espacial que representa ganho de confiabilidade e rapidez em relação aos métodos usados anteriormente. A migração de um procedimento já existente no *Mainframe*<sup>3</sup> (Ambiente Principal) tornou-se interessante não apenas por oferecer as facilidades de um banco de dados geográfico e ferramentas de análise espacial, mas também porque,

---

<sup>3</sup> Computador Principal, de grande porte, com robusto banco de dados.

sendo mais um módulo do SIG-GD, possibilitará a integração com os demais aplicativos (cadastro elétrico, projeto, cartografia, dentre outras).

Para o desenvolvimento do aplicativo hoje utilizado, tomou-se como estudo de caso um plano diretor já existente, prevendo as obras para as subestações de Cascavel no período de 1995 a 2015. Foram inseridos no sistema os dados de previsão anual de demanda de carga por quadricula, fornecidos pela área de Estudos de Mercado da COPEL; e os elementos que são envolvidos na análise, parte deles já existentes no cadastro da rede elétrica da COPEL.

Para modelar o funcionamento da aplicação, passou-se pela fase de visualização do sistema como um todo. Avaliou-se a necessidade da aplicação e o aumento de eficiência da migração de um procedimento já existente em ambiente não gráfico para a plataforma de Geoprocessamento VISION<sup>TM</sup>.

O levantamento das necessidades do usuário foi feito em diversas reuniões com os técnicos da COPEL encarregados de desenvolver tal planejamento, e foi também estudado o então existente processo de planejamento a ser migrado para ambiente *Geophysical Information for Systems* (GIS). Faz-se uma análise de requisitos funcionais objetivando uma definição preliminar das necessidades do usuário em termos de funções que o aplicativo deveria desempenhar. Uma vez que esta aplicação é um módulo do SIG-GD, já haviam sido definidos os requisitos de sistema com respeito a hardware, software e ambiente operacional. Muitos estudos dos códigos do Algoritmo Ford-Fulkerson já existentes em linguagem FORTRAN, foram feitos para posterior reprogramação em C++. Os requisitos do sistema são: Plataforma de Geoprocessamento VISION<sup>TM</sup> WS, versão 4.2.0.2; Banco de Dados Oracle 7.3.4.0.1; Sistema Operacional UNIX; Usuários com habilidade para deliberar em processos de Planejamento. Os dados, usados pelo sistema são: previsão de demandas anuais de carga por quadriculas  $1 km^2$ , em arquivo texto contendo as coordenadas do canto inferior esquerdo da quadricula seguidas das cargas ordenadas por ano; localização e potência anual das subestações; localização e demanda anual das cargas fixas (pontos de carga que devem forçosamente ser atendidos por uma determinada subestação); áreas bloqueadas, quais sejam barreiras físicas que representam impedimentos entre quadriculas e subestações, como o lago do Parque Barigüi, em Curitiba; momento elétrico máximo (valor máximo que poderá ter o produto da carga de demanda pela distância que a separa de uma subestação).

O funcionamento do sistema se inicia pela leitura de um arquivo-texto contendo as projeções anuais de demanda de carga por quadriculas  $1 \text{ km}^2$ . O usuário escolhe a área de abrangência do estudo, digitalizando seu contorno. A área escolhida é dividida em quadriculas e para cada uma delas são cadastradas no banco de dados as projeções de demanda de cargas conforme fornecidas pelo arquivo-texto. Neste momento também será definido o máximo Momento Elétrico (produto da carga pela distância que existe entre o ponto de demanda e o ponto de alimentação) a ser admitido na distribuição das cargas. Em seguida são: cadastradas as cargas fixas (pontos de carga que devem forçosamente ser atendidos por uma determinada subestação); definidas as previsões de capacidade para as subestações existentes no cadastro; e criada a previsão de cargas para o assim chamado ano infinito. Trata-se de uma situação de altíssima demanda de cargas que definirá as áreas que as subestações não conseguirão alimentar. Estas demandas exageradas de carga são obtidas através da multiplicação das cargas por um fator estabelecido pelo usuário. São fornecidos também pelo usuário dois parâmetros que definirão o preenchimento das quadriculas vazias de carga (áreas ainda não ocupadas, mas que por serem vizinhas às quadriculas com demanda deverão ser ocupadas ao longo do tempo). Uma vez que a aplicação forneça este mapa e relatório de distribuição para o usuário, este poderá, levando em conta também os critérios de decisão descritos no item “Processo de Planejamento”, definir onde deverão ser criadas novas subestações ou, quando possível, aumentada a potência (capacidade de alimentação) das subestações já existentes.

Concluído o projeto deste ano infinito, volta-se ao primeiro ano do estudo para procedimento análogo, projetando ano a ano a maneira como as cargas serão servidas.

O Algoritmo de Ford e Fulkerson é a ferramenta para escolher a hipótese que apresentar o menor momento elétrico, isto é, o menor custo do transporte de cargas, que é obtido pelo somatório dos produtos das cargas das quadriculas pelas respectivas distâncias até as subestações, ou seja, a alternativa que resultar no menor custo do transporte das cargas. O algoritmo é executado sucessivas vezes ao longo do estudo de cada ano do planejamento, isto é, tantas vezes quantas sejam necessárias para chegar a uma situação em que as cargas estejam sendo servidas de forma satisfatória.

Havendo necessidade, o usuário poderá cadastrar áreas bloqueadas, que são barreiras físicas que representam impedimentos entre quadriculas e subestações, tornando mais caro ou até impossível a subestação alimentar uma quadricula que a

primeira vista pareceria próxima e facilmente acessível. A aplicação também oferece a opção de manutenção das áreas de atuação das subestações ao longo dos anos de estudo, visando diminuir os gastos de remanejamento das estruturas físicas. Caso os engenheiros responsáveis pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica desejem levantar a situação de alimentação de cargas no ano zero do planejamento, a aplicação provê duas alternativas para a obtenção de dados: a divisão de cargas alimentadas em cada quadrícula pelas subestações existentes pode ser lida de um arquivo texto ou levantada do cadastro existente no banco de dados. Para cada execução do algoritmo, é gerado um mapa com legenda e um relatório anual (um exemplo desses mapas é apresentado no anexo 3).

## 2.6 RESTAURAÇÃO E RECONFIGURAÇÃO DE REDES

As concessionárias têm sido estimuladas a melhorar o serviço prestado aos consumidores através da supervisão, controle e avaliação de indicadores de continuidade da distribuição de energia elétrica. Contingências podem dar origem a defeitos numa rede elétrica, tornando indisponível uma determinada região e, como consequência, o não-atendimento da demanda da área afetada. Após isolamento dessa região, procura-se as melhores opções para restauração e as conseqüentes reconfigurações possíveis da rede de distribuição de energia elétrica de modo a (GRUPPELLI et al., 2002):

- ♣ encontrar uma configuração no menor tempo possível e que não viole as restrições da rede. Evidentemente, espera-se que o tempo de resposta seja proporcional ao tamanho e complexidade da área em análise. Os resultados podem fornecer configurações ótimas e subótimas que reflitam ganho na tomada de decisão pelos operadores;
- ♣ minimizar o número de manobras envolvidas em cada configuração, pois, aumentando-se o número de manobras em grandes centros aumenta-se o custo operacional e o tempo para recomposição de toda a área desenergizada, além de haver diminuição na vida útil das chaves;
- ♣ recompor a maior quantidade de carga possível;
- ♣ evitar sobrecarga em equipamentos ou componentes do sistema;
- ♣ manter a radialidade do sistema.

Reconfigurações viáveis são reconfigurações que satisfazem algumas restrições elétricas: devem ser radiais topologicamente; queda de tensão menor do que um certo valor delta ( $\Delta$ ) pré-fixado; corrente menor do que a corrente máxima permitida.

Para reconfiguração (ótima) é necessário Planejamento, que procura tratar de problemas oriundos do crescimento das cargas e conseqüente sobrecarregamento da rede. Dificuldades como tensão inadequada, perda (em Joules) por superaquecimento nos cabos e defeitos que venham a impossibilitar uma reconfiguração, devem ser contornadas. As soluções de planejamento podem ser do gênero:

- ♣ Ampliação – mudança na capacidade de cabos, capacidade de alimentadores dentre outras;
- ♣ Expansão – devido ao limite elétrico físico, em dado momento, é necessária a construção de novos equipamentos, isso inclui uma nova subestação.

Quando se trata de expansão, o planejador deve sempre iniciar com uma estimativa da possibilidade de uma nova subestação. O critério, segundo CODI, é a minimização do momento elétrico na rede. Este critério é justificado em REFERENCE BOOK OF DISTRIBUTION SYSTEMS (1965). Um instrumento útil para cumprir essa tarefa é desenvolver um método para a alocação ótima de uma nova subestação, conforme desenvolvida nesse trabalho. Com o objetivo de determinar a localização ótima das subestações, e considerando a rede elétrica da cidade de Curitiba, Região Metropolitana e adjacências, foram aplicados os Algoritmos Genéticos (Capítulo III) para solução do Problema das P-medianas.

O problema da reconfiguração de redes de distribuição pode ser formulado como um problema de programação não-linear com variáveis inteiras, cuja solução envolve a seleção, dentre todas as configurações possíveis, daquela que apresenta a menor perda e que satisfaça um conjunto de restrições tais como: radialidade do sistema, níveis aceitáveis de tensão, confiabilidade, dentre outras. Segundo MANTOVANI et al. (2000), este tipo de problema é de difícil tratamento devido a sua natureza combinatorial, além da dificuldade na formulação matemática de certas restrições como a radialidade. Outro obstáculo tem relação com as variáveis inteiras e contínuas, que tornam o problema um caso de Problema de Programação Inteira Misto, de difícil tratamento.

Em RAMOS et al. (2001) o problema de reconfiguração com objetivo de minimização de perdas é representado pela função objetivo dada pela equação 2.6.1. O conjunto de equações 2.6.2 a 2.6.8 constitui as restrições elétricas e de radialidade.

A maior dificuldade quando um mínimo global é procurado, consiste em resolver o *load flow* (fluxo de carga) para cada configuração radial possível no sistema, para saber as tensões nos trechos e os fluxos pelas linhas de transmissão. Isto demanda grande esforço computacional.

A complexidade do problema foi reduzida levando-se em conta que magnitudes de tensão foram aproximadas e que o fluxo de carga ativa ao término de linha  $j (P_j)$ , inclui a carga ativa total exigida a jusante de nó  $j$  mais as perdas ativas dos respectivos trechos; o mesmo pode ser considerado em relação à carga reativa,  $Q_j$ .

A partir disso, fazendo-se uma linearização das cargas ativa e reativa e somando-as, define-se “carga fictícia” no trecho  $j$ , cuja equação correspondente é a de número 2.6.2. Neste caso, tanto  $P_j$  quanto  $Q_j$  foram linearizados da mesma maneira e este processo de linearização é o mesmo para todos os trechos. Isto pode ser feito facilmente levando em conta que a carga não está distribuída eqüitativamente entre os trechos, e que a relação entre a carga ativa e reativa depende de cada caso.

A conectividade da rede é considerada definindo-se um conjunto de variáveis binárias inteiras, a saber:  $U_j, \pi_i, \pi_{ki}, W_{ki}$  e  $m_j$ , cujos significados são apresentados logo após a formulação do problema.

$$\text{Min} \sum_j^b \left[ R_j \left\{ \sum_t C_t FS_j^{(t)} \right\} \right], \quad (2.6.1)$$

sujeito a:

$$FS_j = \sum_t FS_j^{(t)} = \sum_t (P_j^{(t)} + Q_j^{(t)}) = \sum W_{ki} (P_{Li} + Q_{Li}) \quad (2.6.2)$$

$$\sum_{j=1}^b U_j = n; \quad (2.6.3)$$

$$\sum_{k \in \pi_j} W_{ki} = 1, \quad \forall \text{ nó } i; \quad (2.6.4)$$

$$m_j U_j \geq \sum_{k \in \pi_j} W_{ki}, \quad \forall \text{ trecho } j; \quad (2.6.5)$$

$$0 \leq P_j^{(i)}, Q_j^{(i)} \leq P_a, \quad \forall \text{ trecho } j; \quad (2.6.6)$$

$$FS_j \leq (S_j^{\max})^2; \quad \forall \text{ trecho } j; \quad (2.6.7)$$

$$R_j P_j + X_j Q_j \leq DV_{\max}; \quad \forall \text{ trecho } j; \quad (2.6.8)$$

onde:

$$P_j = P_j^{(1)} + \dots + P_j^{(n)};$$

$$Q_j = Q_j^{(1)} + \dots + Q_j^{(n)};$$

$n \rightarrow$  número de nós;

$P_{Li} \rightarrow$  carga ativa no nó  $i$ ;

$P_j^{(i)} \rightarrow \sum_i P_{Li}$ , isto é : somatório das cargas ativas localizadas a jusante do nó  $j$ ;

$Q_{Li} \rightarrow$  carga reativa no nó  $i$ ;

$Q_j^{(i)} \rightarrow \sum_i Q_{Li}$ , isto é : somatório das cargas reativas localizadas a jusante do nó  $j$ ;

$$S_j \rightarrow S_j = P_j + j Q_j;$$

$FS_j \rightarrow$  carga fictícia por barra definida como:  $FS_j^{(i)} = (P_j^{(i)} + Q_j^{(i)})$ ;

$W_{ki} \rightarrow$  variável binária: 1 ou 0, dependendo do conjunto  $\pi_{ki}$  estar ativo ou não para barra  $i$ ;

$\pi_i \rightarrow$  conjunto de caminhos associados à barra  $i$ ;

$\pi_{ki} \rightarrow$  conjunto de trechos conectados à barra  $i$ ;

$U_j \rightarrow$  variável binária : 1 se o trecho  $j$  está fechado, 0 caso contrário;

$m_j \rightarrow$  inteiro igual ao número máximo de nós que podem ser alimentados pelo trecho  $j$ ;

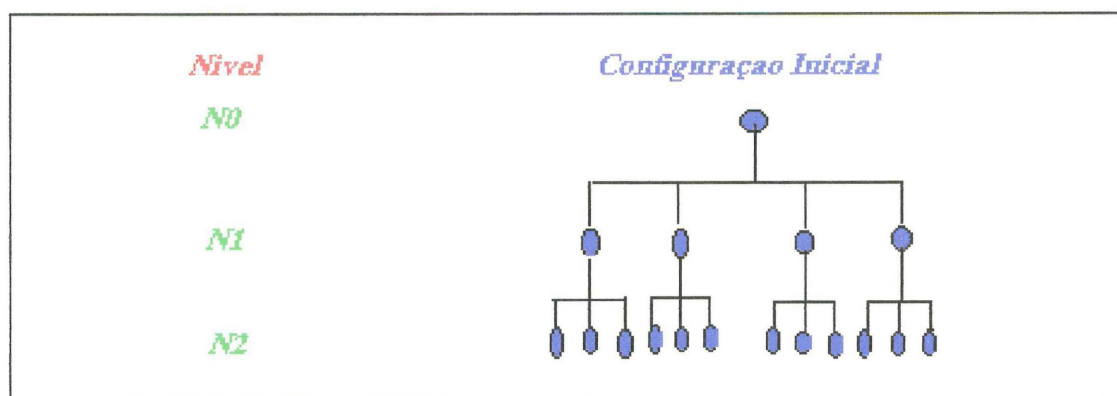
$DV_{\max} \rightarrow$  limite máximo de tensão;

$R_j P_j + X_j Q_j \rightarrow$  aproximação linear para tensão obtida da equação de Blondel.

Em MANTOVANI et al. (2000), a restrição de radialidade envolvida no problema é tratada com sucesso no Algoritmo de Busca de Configurações Radiais. De forma genérica, no processo para obtenção de todas as configurações possíveis para qualquer sistema, deve-se fazer combinações com as chaves abertas da configuração inicial para fechá-las. A combinação das chaves abertas deve iniciar uma a uma, depois duas a duas, até  $n_a$  a  $n_a$ , em que  $n_a$  é o número total de chaves abertas no sistema. Combinar as chaves abertas da configuração inicial uma a uma significa fechar, cada uma delas por vez. Pela técnica de troca de ramos, para gerar novas configurações cada chave aberta que for fechada, forma um laço e abrindo cada uma das chaves do laço obtém-se as novas configurações. Quando a combinação das chaves abertas for feita duas a duas, fecham-se duas chaves abertas, formam-se dois laços devendo-se abrir uma chave de cada laço para gerar as novas configurações. Dessa forma, o processo de busca deve ser feito até que as chaves sejam combinadas  $n_a$  a  $n_a$ , de modo que sejam obtidas todas as combinações possíveis.

Nesse tipo de técnica, identifica-se, a partir de um conjunto de chaves fechadas e outro de chaves abertas, a configuração inicial do sistema. A configuração inicial (CI) está representada genericamente na Figura 2.2.

FIGURA 2.2 - NÍVEIS DA ÁRVORE DE CONFIGURAÇÕES



O conjunto de configurações geradas com o fechamento de cada uma das chaves abertas formará um outro nível. Desse modo, ao ser fechada a primeira chave aberta, formar-se-á o nível  $n_1$  da árvore que é composto pelo conjunto de configurações que são geradas a partir das configurações dos níveis anteriores, neste caso, apenas o nível  $n_0$ . Quando for fechada a segunda chave aberta, para gerar as configurações do nível  $n_2$ , serão tomadas todas as configurações dos níveis anteriores para serem fechadas, isto

é, as configurações dos níveis  $n_0$  e  $n_1$ . Esse processo continua até que todas as chaves abertas na configuração inicial sejam fechadas.

Na árvore de configurações o número de níveis será igual ao número de chaves de interconexão que existirem no sistema. Em cada nível existirão as configurações mais promissoras que permanecerão ativas e gerarão outras configurações nos níveis subsequentes e, também, as configurações que não são atrativas, mas, de acordo com os conceitos de família<sup>4</sup> e descendentes<sup>5</sup> estas últimas são colocadas em uma lista e analisadas no processo chamado de Refinamento da Solução, que consiste em efetuar o chaveamento com as chaves de interconexão ainda na fechadas para gerar outros membros da família que está sendo analisada. Se alguma dessas configurações tem queda de tensão abaixo do limite predeterminado, adiciona-se esta configuração em uma lista separada para cálculo de perdas e eventual inclusão na lista das melhores configurações encontradas. CIVANLAR et al. (1998), justifica esse procedimento argumentando que a queda de tensão está diretamente ligada às perdas do sistema; assim, se uma configuração tem uma certa queda de tensão que está acima do limite pré-determinado, as configurações que se originarem dela serão descartadas. MANTOVANI (2000) apresenta um algoritmo para estudo de reconfiguração de sistemas radiais de distribuição de energia elétrica. Dependendo das características do sistema sob análise, ou seja, um número elevado de chaves de manobra que permitem diversificar a topologia da rede, a quantidade de configurações possíveis pode chegar a um número praticamente infinito.

Em GOSWANI e BASU (1992), é proposta uma técnica heurística para reduzir o conjunto de configurações estudadas, que foi implementada com o método de indução finita. O critério utilizado para corte das configurações é baseado no máximo limite de queda de tensão permitido para o sistema; em termos práticos, isso quer dizer que a configuração de uma família (e todas as suas descendentes) será excluída quando a tensão em algum alimentador do sistema tiver uma queda de tensão maior que o limite

---

<sup>4</sup> Conjunto de configurações que possui  $(n_a - 1)$  número de chaves abertas comuns, em que  $n_a$  é o número total de chaves abertas no sistema. Em outras palavras, as famílias representam um subespaço de busca de configurações.

<sup>5</sup> É cada configuração que pertence a uma mesma família, com características semelhantes. Os descendentes de cada família, quando as chaves são combinadas uma a uma na configuração inicial, serão as famílias quando as chaves abertas forem combinadas duas a duas, e assim sucessivamente. O grau de parentesco entre as famílias vai diminuindo ao passo que o número de chaves abertas comuns for diminuindo, de modo que as configurações tenham cada vez menos características semelhantes.

pré-estabelecido. Esse limite de queda de tensão não é aquele normalmente utilizado como restrição na operação, mas sim um que mantenha o espaço de busca de tamanho gerenciável. O limite de queda de tensão pode ser diferente para cada sistema, em consequência das características próprias dos mesmos, como por exemplo: dimensão, topologia e também densidade de cargas (carregamento do sistema). Tal técnica de corte tem sua eficiência testada em GOSWANI e BASU (1992) para 5 chaves de interconexão num sistema de 32 barras.

O algoritmo utilizado para corte de configurações tem alto custo computacional, e por este motivo, GOSWANI e BASU (1992) citam que foi implementado um método aproximado de fluxo de carga semelhante ao encontrado em BARAN e WU (1989), referenciado na literatura como *Forward Update DistFlow* (Avançar Atualizando Cargas). Este método utiliza um modelo de potência constante em que as correntes são corrigidas em função da variação da tensão. A diferença está nas equações utilizadas que são mais simples, tornando-o rápido e, através do critério de convergência adotado, foi possível obter uma precisão adequada para ser utilizado como ferramenta para auxiliar na solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição. Os testes foram realizados com um sistema real de 135 barras e 3 sistemas hipotéticos conhecidos na literatura especializada visando analisar o desempenho do algoritmo. Os três sistemas hipotéticos possuem 14 barras CINVALAR et al. (1988), 32 barras GOSWAMI e BASU (1992) e 69 barras CHIANG e JEAN-JUMENAU (1990), respectivamente.

KAGAN e OLIVEIRA (1997), tratam o problema da reconfiguração de redes de energia elétrica através de um sistema computacional que permite a modelagem de Problemas genéricos de Decisão com Restrições (PDR), para análise de alternativas de reconfiguração de um sistema de distribuição. Quando ocorre um defeito, o ponto de ocorrência é identificado e:

- 1) deve-se isolar a menor porção possível da rede, através da abertura de dispositivos de seccionamento;
- 2) proceder “manobras”<sup>6</sup> de outras chaves que permitam restabelecer o suprimento de energia aos consumidores localizados à jusante da área isolada, com atendimento a critérios técnicos de operação da rede, como níveis de tensão e carregamento máximo de seus componentes.

---

<sup>6</sup> Ação de abertura ou fechamento de chaves, dependendo de seu estado, visando mudar o estado das mesmas.

Em PDR's, que são problemas de natureza combinatória, aspectos como: incertezas, imprecisão de dados, análise de cenários e preferências subjetivas do tomador de decisões precisam ser considerados e, KAGAN e OLIVEIRA (1997), o fazem através da teoria dos conjuntos difusos. A ferramenta genérica (*Shell*, esqueleto) desenvolvida por KAGAN e OLIVEIRA (1997), foi designada *Fuzzy Constrained Decision Problems* (FCDP) (Problemas de Decisão com Restrições *Fuzzy*).

Em RAMOS et al. (2001), a minimização de perdas elétricas em redes de distribuição é tratada e pode ser visto o modelo completo do Problema de Programação Linear Inteira Mista para a reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica, cuja função objetivo minimiza as perdas no sistema de distribuição.

## CAPÍTULO III

### 3. MÉTODOS UTILIZADOS

O objetivo deste trabalho, conforme já mencionado, é apresentar técnicas que venham a ser ferramentas úteis para os engenheiros responsáveis pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica.

Devido a fatores como explosão demográfica e instalações de novas indústrias dentre outros, o atendimento da demanda de cargas em uma região pode ficar comprometido e, por isso, um estudo em expansão de redes de distribuição precisa ser realizado. Uma das alternativas da expansão é a construção de novas subestações e a localização ideal destas é importante fator não apenas no atendimento satisfatório como na economia com perdas elétricas.

Esta seção trata dos métodos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. Algumas modificações e/ou adaptações são feitas na implementação. Estas serão avaliadas no capítulo V.

Para a definição da região de atendimento de cada subestação pertencente à área de estudos, será utilizado o Algoritmo de Gillett e Johnson (BODIN et al., 1983), que a partir das coordenadas dos locais de demanda de carga (energia elétrica) que serão utilizadas, pode ser aplicado para designação das cargas às respectivas subestações. Depois disso, será aplicada a técnica dos Algoritmos Genéticos para encontrar a localização ótima para uma (ou mais) nova subestação. Conforme a Revisão da Literatura (Capítulo IV), essa técnica tem sido utilizada na resolução do Problema das P-medianas.

Atualmente, a localização de uma nova subestação na concessionária de distribuição de energia elétrica COPEL é feita com base na experiência do engenheiro de distribuição responsável. Uma ferramenta que viabilize a automação de tal tarefa, sem dúvida, é forte aliada na eficácia do processo.

#### 3.1 DESCRIÇÃO DO ALGORITMO DE GILLETT E JOHNSON

O algoritmo proposto por GILLETT E JOHNSON (1973) apresentado em BODIN et al., 1983 baseia-se na idéia de que existe uma forma ideal para designar um

ponto de demanda a um posto de atendimento, que neste trabalho são representados pelas subestações. Inicialmente, todas as demandas encontram-se sem designação.

Para cada carga  $i$  seja  $Q_1(i)$  a localização do posto de atendimento mais próximo a  $i$ , e  $Q_2(i)$  o segundo posto de atendimento mais próximo a  $i$ . Para cada demanda  $i$ , a razão:  $r(i) = \frac{|Q_1(i)|}{|Q_2(i)|}$  é calculada e todas as demandas são colocadas numa “lista de designação” em ordem crescente pelos valores de  $r(i)$ .

A designação começa pelos primeiros elementos da lista (demandas com menor razão  $r(i)$ ), e é feita obedecendo-se a capacidade dos postos de atendimento.

Durante a designação sempre que uma demanda é designada para um posto de atendimento com a capacidade esgotada (evidentemente sem sucesso), a razão  $r(i)$  é recalculada para todas as demandas que ainda não foram designadas considerando-se apenas os postos de atendimento cujas capacidades não estejam esgotadas. Estas demandas são novamente colocadas na “lista de designação” em ordem crescente pelos valores de  $r(i)$  e a designação continua até que todas as demandas sejam designadas para algum posto de atendimento.

Através do cálculo da razão  $r(i)$  procura-se conhecer a “urgência” de se fazer a designação de uma demanda em relação às demais, pois quanto menor for o valor de  $r(i)$ , maior é a urgência já que o segundo posto de atendimento mais próximo ficaria em posição bem pior para a demanda a ser atendida em relação ao primeiro.

Algumas modificações feitas na implementação desse algoritmo serão avaliadas no capítulo V. A seguir é apresentado o Algoritmo de Gillett-Johnson, passo a passo.

### 3.1.1 O ALGORITMO DE GILLETT-JOHNSON

**PASSO 1** Para todo ponto de demanda  $i$  não designado, faça:  
 Encontre  $Q_1(i)$  e  $Q_2(i)$  respectivamente o primeiro e o segundo postos de atendimento mais próximos do ponto de demanda  $i$  cujas capacidades não estejam esgotadas.  
 Calcule a razão:  $r(i) = \frac{|Q_1(i)|}{|Q_2(i)|}$  e coloque o ponto de demanda  $i$  na “lista de designação” pela ordem decrescente dos valores de  $r(i)$ .

Iniciando pelo topo da “lista de designação” designe o ponto de demanda  $i$  para o posto de atendimento mais próximo.

- PASSO 2** Enquanto existirem pontos de demanda sem designação, faça:
- Designe o ponto de demanda atual para o posto de atendimento mais próximo de sua localização que dispuser de capacidade.
- Diminua a demanda do ponto de demanda  $i$  da capacidade do posto de atendimento para a qual a demanda  $i$  foi designada.
- Se a capacidade do posto de atendimento que recebeu a demanda atual ficar esgotada, ou não puder atender a próxima demanda, então:
- Volte ao PASSO 1 e recalcule a “lista de designação”.
- Caso contrário, continue.

### 3.2 DESCRIÇÃO DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Os Algoritmos Genéticos (AG's) formam a parte da área dos Sistemas Inspirados na Natureza, simulando os processos naturais e aplicando-os à solução de problemas reais. São métodos generalizados de busca e otimização que simulam os processos naturais de evolução, aplicando a idéia darwiniana de seleção. De acordo com a aptidão e a combinação com os operadores genéticos, são produzidos métodos de grande robustez e aplicabilidade.

Estes algoritmos estão baseados nos processos genéticos dos organismos biológicos, codificando uma possível solução de um problema como um "cromossomo", composto por uma cadeia de bits e caracteres (DAWKINS (1982)). Estes cromossomos representam indivíduos que são levados ao longo de várias gerações, na forma similar aos problemas naturais, evoluindo de acordo com os princípios de seleção natural e sobrevivência dos mais aptos, descritos pela primeira vez por Charles Darwin em seu livro "Origem das Espécies" (ELIOT, 1981). Emulando estes processos, os Algoritmos Genéticos são capazes de melhorar soluções de problemas do mundo real. Na natureza, os indivíduos competem entre si por recursos como água, alimento e refúgio. Adicionalmente, entre os animais de uma mesma espécie, aqueles que não obtêm êxito tendem provavelmente a ter um número reduzido de descendentes havendo, portanto, menor probabilidade de que seus genes sejam propagados ao longo de sucessivas gerações. A combinação entre os genes dos indivíduos que perduram na espécie pode

produzir um novo indivíduo muito melhor adaptado às características de seu meio ambiente.

Os Algoritmos Genéticos utilizam uma analogia direta deste fenômeno de evolução na natureza, onde cada indivíduo representa uma possível solução para um problema dado. A cada indivíduo se atribui uma “pontuação” de adaptação, dependendo da resposta dada ao problema por este indivíduo. Aos mais adaptados é dada a oportunidade de reproduzir-se mediante cruzamentos com outros indivíduos da população, produzindo descendentes com características de ambas as partes. Se um AG for desenvolvido corretamente, a população (conjunto de possíveis respostas) poderá convergir para uma solução próxima da ótima (ou até mesmo para solução ótima) no problema proposto. Os processos genéticos que mais contribuem para a evolução são o *crossover* e a mutação, baseada na seleção/reprodução. A mutação também tem um papel significativo, no entanto, seu grau de importância continua sendo assunto de debate.

Os Algoritmos Genéticos (AG's) diferem dos métodos exatos de busca e otimização, principalmente em três aspectos:

1. trabalham a partir de uma população de soluções e não com uma única solução;
2. utilizam informações de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar;
3. utilizam regras de transição probabilísticas e não determinísticas.

Os Algoritmos Genéticos são métodos heurísticos muito eficientes para busca de soluções quase ótimas, (ou, até mesmo, ótimas), em uma grande variedade de problemas, pois não impõem muitas das limitações encontradas nos métodos de busca tradicionais. Os pesquisadores referem-se a "algoritmos genéticos" ou a "um algoritmo genético" e não "ao algoritmo genético", pois AG's são uma classe de procedimentos com muitos passos, sendo que cada um destes passos possui muitas possíveis variações. Os AG's não são a única técnica baseada em uma analogia da natureza. Por exemplo, MILIDIÚ (1995) apresenta as REDES NEURAIS, que são baseadas no comportamento dos neurônios do cérebro, podendo ser utilizadas em uma grande variedade de problemas de classificação, como reconhecimento de padrões no processo de imagens, dentre outras.

### 3.2.1 HISTÓRICO SUCINTO DOS AG's

A seguir, é apresentado um histórico sucinto sobre os AG's:

Nos anos 50 e 60, muitos biólogos começaram a desenvolver simulações computacionais de sistemas genéticos. Foi John Holland quem iniciou a desenvolver as primeiras pesquisas no tema. Holland foi gradualmente refinando suas idéias e em 1975 publicou o seu livro "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*" (Adaptação em Sistemas Naturais e Artificiais, HOLLAND, 1975), "hoje considerado a Bíblia de Algoritmos Genéticos, muito citado, mas pouquíssimo lido, em grande parte devido ao estilo pesado, com notação pouco criteriosa e excessivamente complexa (CORRÊA, 2000)". Felizmente, Holland e seus muitos discípulos, quase todos seus alunos de pós-graduação, continuaram sua linha de investigação, publicando resultados com alguma timidez, mas com perseverança (TANOMARU, 1995). Nos anos 80 David Goldberg, aluno de Holland, consegue primeiro sucesso em uma aplicação industrial de Algoritmos Genéticos. Desde então, estes algoritmos vêm sendo aplicados com sucesso nos mais diversos problemas de otimização e aprendizado de máquinas.

### 3.2.2 DESCRIÇÃO DA TÉCNICA DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Inicialmente, é gerada uma população formada por um conjunto aleatório de indivíduos que podem ser vistos como possíveis soluções do problema. Durante o processo evolutivo, esta população é avaliada: para cada indivíduo é atribuído um valor (*fitness*), ou índice, refletindo sua habilidade de adaptação a determinado ambiente. Os indivíduos mais adaptados são mantidos, enquanto os outros são descartados (Darwinismo). Os membros mantidos pela seleção podem sofrer modificações em suas características fundamentais através de mutações e cruzamentos (*crossover*) ou recombinação genética, gerando descendentes para a próxima geração. Este processo é repetido até que uma solução satisfatória seja encontrada.

Embora possam parecer simplistas do ponto de vista biológico, estes algoritmos são suficientemente complexos para fornecer mecanismos de busca adaptativos poderosos e robustos.

### 3.2.3 DEFINIÇÕES BÁSICAS

A seguir, algumas definições básicas sobre Algoritmos Genéticos são consideradas. Elas abrangem aspectos como Codificação, Função de Avaliação, Convergência Prematura, Seleção, Reprodução, Operadores Genéticos, Condição de Término, Parâmetros (tanto para seleção quanto para reprodução) e algumas Aplicações.

#### 3.2.3.1 CODIFICAÇÃO

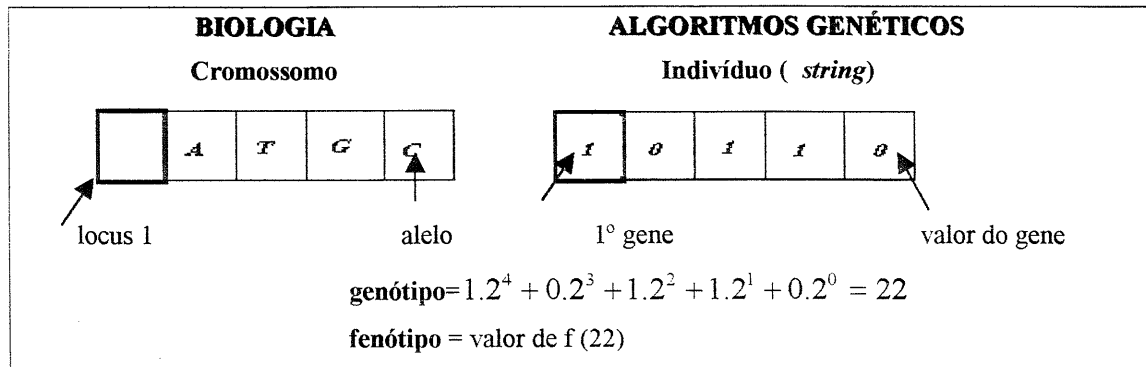
As partes que relacionam um AG com um problema dado são a codificação e a função de evolução. O primeiro passo para aplicação de AG's a um problema é representar cada possível solução no espaço de busca como uma seqüência de símbolos (cromossomo) gerados a partir de um alfabeto finito  $A$ . No caso mais simples usa-se o alfabeto binário, ou seja,  $A=\{0, 1\}$ , mas, no caso geral, tanto o método de representação quanto o alfabeto genético dependem das características do problema.

Em termos de AG's, o cromossomo corresponde ao indivíduo, e este é representado por uma seqüência de genes de comprimento finito. O termo alelo refere-se a um valor dentro do conjunto de valores possíveis de serem atribuídos a um determinado gene, ou seja, é um valor ( 0 ou 1 no caso mais simples). Na terminologia própria à Biologia, ao conjunto de cromossomo, genes e alelos denominam-se genótipo e às características conferidas por estes, denomina-se fenótipo. No contexto dos AG's, o genótipo é a variável independente  $x$  da função objetivo  $f(x)$ , e o fenótipo é a variável dependente ou o valor da função  $f(x)$ . Um resumo comparativo entre a terminologia utilizada em AG's e na Biologia é apresentado na Tabela 3.2.1 e os conceitos mencionados são ilustrados na Figura 3.2.1.

TABELA 3.2.1 – RESUMO COMPARATIVO ENTRE TERMINOLOGIAS

<b>Biologia</b>	<b>Algoritmos Genéticos</b>
Cromossomo	Indivíduo ou string
Gene	Gene ou bit (no caso binário)
Alelo	Valor do gene. ou do bit (no caso binário)
Locus	Posição de um gene específico no indivíduo
Genótipo	Indivíduo candidato à solução $x$
Fenótipo	Valor da função $f(x)$ para um dado indivíduo

FIGURA 3.2.1 - COMPARATIVO ENTRE CONCEITOS



### 3.2.3.2 FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO (*FITNESS*)

Dado um cromossomo, a função de avaliação consiste em associar um valor numérico de "adaptação" ou *fitness*, no qual se supõe que é proporcional a "utilidade" ou "habilidade" do indivíduo representado. Em muitos casos, o desenvolvimento de uma função de avaliação pode estar baseado no rendimento e representar somente uma avaliação parcial do problema. Adicionalmente deve ser rápida, já que vai ser aplicada para cada indivíduo de cada população e das sucessivas gerações; devido a este fato, grande parte do tempo gasto por um algoritmo genético é no cálculo da função de avaliação.

### 3.2.3.3 CONVERGÊNCIA PREMATURA

Utilizando-se o modelo de Algoritmo Genético simples para otimização de algumas funções, um fenômeno que se observa com frequência é que o Algoritmo Genético pode convergir muito rapidamente (em algumas dezenas de gerações) para um ponto de alta qualidade, mas não um ótimo global, num fenômeno denominado convergência prematura.

### 3.2.3.4 SELEÇÃO

A Seleção basicamente tem por objetivo fazer com que os indivíduos mais adaptados da geração anterior tenham maior probabilidade de participarem do processo

que irá formar uma nova população. Em geral, gera-se uma população temporária de P indivíduos extraídos com probabilidade proporcional à adaptação relativa (*fitness*) de cada indivíduo na população, ou seja, a probabilidade de seleção de um indivíduo é, em geral, dada por:

$$P_{SEL X} = \frac{f(x_k)}{\sum_{i=1}^P f(x_i)}, \quad (3.2.3.4.1)$$

onde  $f(x)$  é o valor da função de adaptabilidade (em geral a função objetivo) e  $x_i$  e  $x_k$  são as soluções candidatas (indivíduos) e  $i \in \{1, 2, 3, \dots, P\}$ . Em problemas de maximizar ordenam-se os *fitness* de cada indivíduo de uma população em ordem decrescente, e, em problemas de minimizar, ordenam-se os *fitness* em ordem crescente. Assim, com base na fórmula (3.2.4.4.1), indivíduos com baixa adaptação (pior *fitness*) terão alta probabilidade de desaparecerem da população, ou seja, serem extintos, ao passo que indivíduos mais adaptados terão grandes chances de sobreviverem. Os indivíduos selecionados são então submetidos a operadores genéticos, tratados a seguir.

### 3.2.3.5 OPERADORES GENÉTICOS

Os operadores genéticos mais conhecidos e utilizados são apresentados a seguir.

#### 3.2.3.5.1 CROSSOVER (CRUZAMENTO)

O operador genético *crossover* toma dois indivíduos e corta seus cromossomos em uma partição selecionada aleatoriamente, para produzir os segmentos anteriores e os posteriores; os posteriores realizam um intercâmbio para obter dois novos cromossomos. O operador *crossover* busca solução a partir do conhecimento dos indivíduos já existentes (*exploitation*). As Figuras 3.2.2 A, 3.2.2 B e 3.2.2 C apresentam cruzamentos em diferentes lócus de um cromossomo; a quantidade de pontos de cruzamento designa as partições do operador.

FIGURA 3.2.2 A - CROSSOVER DE UMA PARTIÇÃO

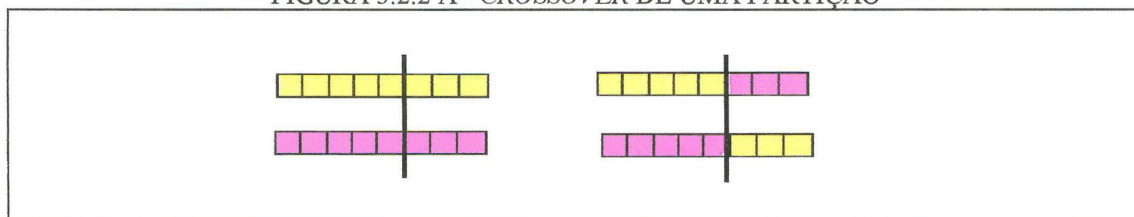
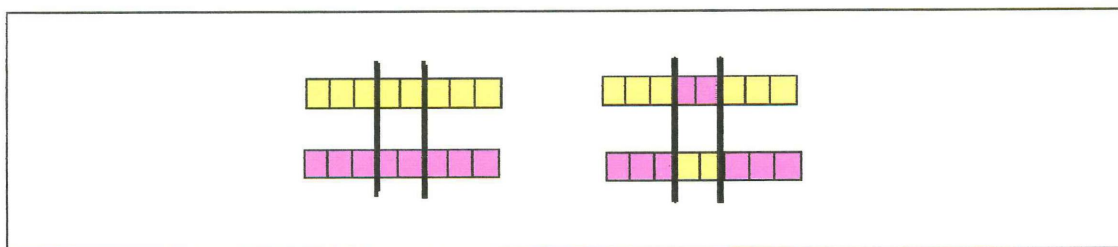
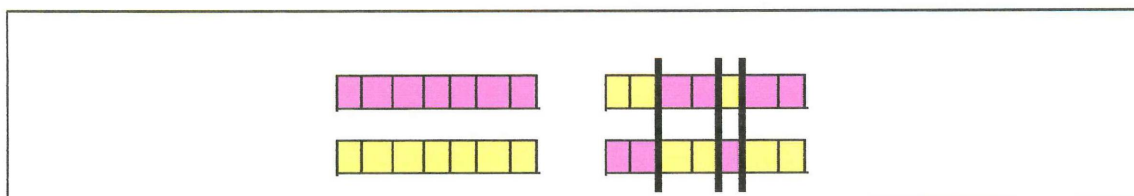


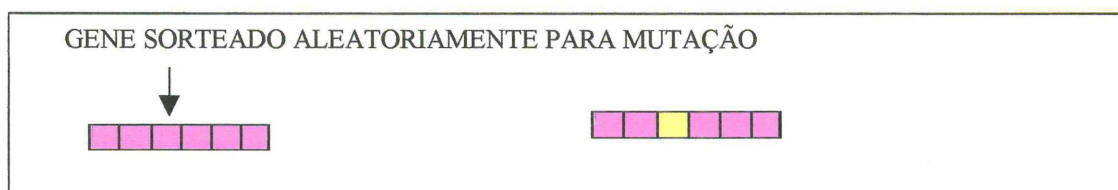
FIGURA 3.2.2 B - *CROSSOVER* DE DUAS PARTIÇÕESFIGURA 3.2.2 C - *CROSSOVER* DE TRÊS PARTIÇÕES

### 3.2.3.5.2 MUTAÇÃO

A Mutação é um processo importante nos AG's, apesar de que está usualmente concebida como um operador cujo papel é secundário. A Mutação é um operador cuja avaliação é feita em áreas do espaço de busca ainda não avaliadas (*exploration*).

No caso binário a mutação consiste em substituir com certa probabilidade (taxa de mutação) o valor de um *string*. Existem basicamente duas maneiras de implementá-la. A primeira troca o *string* que no teste de probabilidade permite decidir, se o *i*-ésimo *string* que vale, por exemplo, "1" deverá valer "0". Na segunda, gera-se aleatoriamente um novo *string* para substituir o *string* que passou no teste de probabilidade. Assim sendo, 50% das vezes o novo *string* não trocará de valor e, portanto, a taxa de mutação será a metade da primeira técnica. A Figura 3.2.3 A apresenta o operador genético Mutação.

FIGURA 3.2.3 A - OPERADOR GENÉTICO MUTAÇÃO



Podem ser destacadas algumas variações no operador Mutação. Por exemplo, a Mutação por Inversão (SAMPAIO, 1999) é caracterizada pela retirada e inserção de

parte da cadeia, porém na ordem inversa em que foi retirada. Já na Mutação por Translocação (SAMPAIO, 1999), parte do cromossomo é retirada e colocada em outra posição, guardando a ordem com a qual foi retirada. A Hipermutação CORRÊA (2000), é uma operação onde se realiza mutação em todos os *strings* possíveis, avaliando-se em qual deles é melhor que se estabeleça a inserção de material genético diferenciado. A Figura 3.2.3 B apresenta o operador genético hipermutação, a Figura 3.2.3 C o esquema da Mutação por Inversão e a Figura 3.2.3 D o esquema da Mutação por Translocação.

FIGURA 3.2.3 B - OPERADOR GENÉTICO HIPERMUTAÇÃO

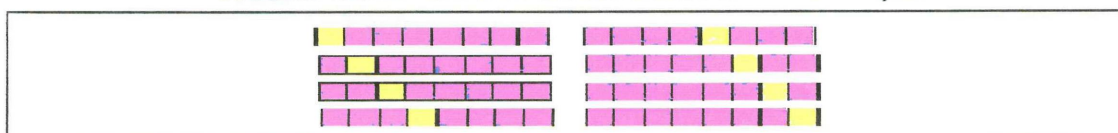


FIGURA 3.2.3 C - ESQUEMA DA MUTAÇÃO POR INVERSÃO

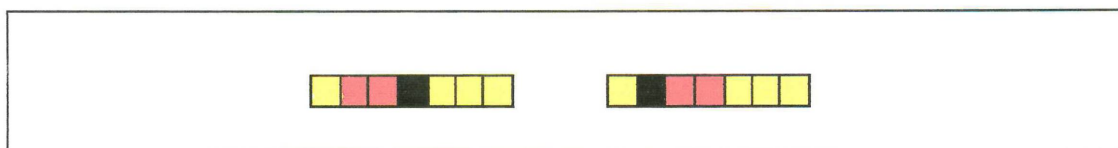
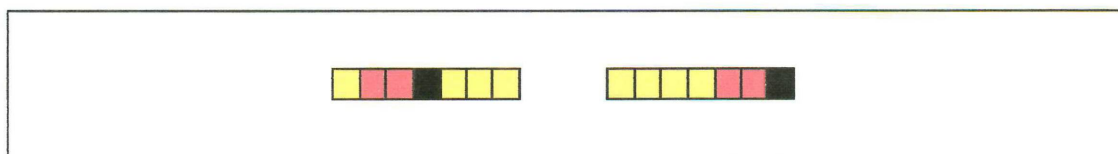


FIGURA 3.2.3 D - ESQUEMA DA MUTAÇÃO POR TRANSLOCAÇÃO



### 3.2.3.6 CONDIÇÃO DE TÉRMINO

Para problemas de otimização, o ideal seria que o algoritmo terminasse assim que o ponto ótimo fosse descoberto. Já no caso de funções multimodais um ponto ótimo pode ser o suficiente, mas pode haver situações onde todos ou o maior número possível sejam desejados. Um problema prático é que, na maioria dos casos de interesse, não se pode afirmar com certeza se um dado ponto ótimo corresponde a um ótimo global.

Como consequência, normalmente utiliza-se o critério do número máximo de gerações ou tempo limite de processamento para um Algoritmo Genético. Outro critério plausível, segundo CORRÊA (2000), é parar o algoritmo usando a idéia de estagnação,

ou seja, quando não se observa a melhoria da população depois de várias gerações consecutivas, o algoritmo encerra o processamento.

Para se avaliar a estagnação, um método que pode ser utilizado é comparar o desvio padrão dos valores de adaptação dos indivíduos da população atual com os valores de adaptação dos indivíduos da população anterior.

### 3.2.3.7 PARÂMETROS DOS OPERADORES GENÉTICOS

Para que os Algoritmos Genéticos tenham desempenho satisfatório quando aplicados à solução de um problema, dentre outras coisas, é importante levar em consideração fatores que possam influenciar a *performance* dos operadores genéticos, que são os apresentados a seguir.

#### 3.2.3.7.1 TAMANHO DA POPULAÇÃO

O tamanho da população afeta o desempenho global e a eficiência dos AG's. Uma população pequena oferece uma pequena cobertura do espaço de busca, causando uma queda no desempenho. Uma grande população fornece uma melhor cobertura do domínio do problema e previne a convergência prematura para soluções locais. Entretanto, com uma grande população tornam-se necessários recursos computacionais maiores, ou um tempo maior de processamento do problema. Normalmente, valores da ordem de 50 a 200 cromossomos são suficientes para solução da maioria dos problemas, sendo que em problemas mais complexos podem ser usadas populações maiores (TONOMARU, 1995).

#### 3.2.3.7.2 TAXA DE CRUZAMENTO

Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente novas estruturas serão introduzidas na população. Entretanto, isto pode gerar um efeito indesejado, pois a maior parte da população será substituída podendo ocorrer perda de indivíduos de alta aptidão. Com um valor baixo, o algoritmo pode tornar-se muito lento. Bons resultados são observados com tal probabilidade em torno de 70% (CORRÊA, 2000).

### 3.2.3.7.3 TAXA DE MUTAÇÃO

Uma taxa de mutação, como por exemplo, de 1% (CORRÊA, 2000), previne que uma dada posição fique estagnada em um valor, além de possibilitar que se alcance outros pontos do espaço de busca. Com uma taxa de mutação muito alta, a busca se torna essencialmente aleatória. Por este motivo, é muito importante o papel do tomador de decisões que deverá escolher uma taxa de mutação adequada a cada problema apresentado.

### 3.2.3.8 CRITÉRIOS DE SELEÇÃO

Se um AG foi devidamente implementado, a população evoluirá ao longo de sucessivas gerações, convergirá para um ótimo global. A convergência é uma progressão uniforme. A convergência se caracteriza quando em 95% da população houver o mesmo valor para função *fitness*. Nessa circunstância, pode-se perceber a ocorrência do fenômeno “schema” que é um modelo de representação para uma família de cromossomos que possuem seus alelos semelhantes (GOLDBARG, 2000).

O ponto de partida para a utilização de AG's, como ferramenta para solução de problemas, é a representação destes problemas de maneira que os AG's possam trabalhar adequadamente sobre eles. Tradicionalmente, os indivíduos são representados genotipicamente por vetores binários, onde cada elemento de um vetor denota a presença (1) ou ausência (0) de uma determinada característica: o seu genótipo. Os elementos podem ser combinados formando as características reais do indivíduo, ou o seu fenótipo. O critério de Seleção é um dos princípios básicos de funcionamento dos Algoritmos Genéticos. O critério de seleção é que vai fazer com que, depois de muitas gerações, o conjunto inicial de indivíduos gere indivíduos mais aptos. São apresentados a seguir, dois dos critérios de seleção, que são mais utilizados.

#### 3.2.3.8.1 ROLETA SIMPLES

Um método de seleção muito utilizado é o Método da Roleta Simples, onde indivíduos de uma geração são escolhidos para fazer parte da próxima geração, através

de um sorteio. Cada indivíduo tem probabilidade de ser sorteado proporcionalmente à sua adaptação. Um exemplo simplificado é apresentado na tabela 3.2.2.

TABELA 3.2.2 - DADOS PARA ROLETA SIMPLES

INDIVÍDUOS	ADAPTAÇÃO	PORCENTAGEM DO TOTAL (%)
X4	201	91
X2	10	5
X3	7	3
X1	2	1
<b>TOTAL</b>	<b>220</b>	<b>100</b>

A roleta simples causa alta pressão sobre os indivíduos da população, pois o indivíduo mais adaptado no exemplo da tabela 3.2.2 terá uma relação de 91:1 de ser sorteado (selecionado para sobrevivência e reprodução) em relação ao menos adaptado. A pressão seletiva está implicitamente relacionada com a diversidade da população. Alta pressão seletiva tende a fazer a diversidade cair rapidamente, levando a população a convergir em poucas gerações, o que pode resultar em convergência prematura.

### 3.2.3.8.2 RANKING (ORDENAÇÃO)

A técnica de *ranking* (ordenação) também apresenta os indivíduos ordenados conforme adaptação de cada indivíduo. Contudo, no *ranking*, cada indivíduo recebe uma nota sendo que o menos adaptado recebe a nota 1 e o mais adaptado fica com nota igual ao tamanho da população (distância de 1 a cada vizinho). Nesse método, a probabilidade de um indivíduo ser selecionado depende exclusivamente do seu *ranking* e não do valor de sua adaptabilidade. A tabela 3.2.3 apresenta os dados de 4 indivíduos ordenados para seleção segundo o critério de seu *ranking*.

TABELA 3.2.3 - DADOS PARA RANKING

INDIVÍDUOS	ADAPTAÇÃO	DISTÂNCIA (%)
X4	201	40
X3	10	30
X2	7	20
X1	2	10
<b>TOTAL</b>	<b>220</b>	<b>100</b>

Pode-se estabelecer um comparativo entre os dois critérios de seleção citados anteriormente. Os gráficos de setor 3.2.1 A e 3.2.1 B comparam o critério de seleção Roleta Simples e *Ranking* com base nos dados das tabelas 3.2.2 e 3.2.3.

GRÁFICO 3.2.1 A  
CRITÉRIO DA ROLETA SIMPLS

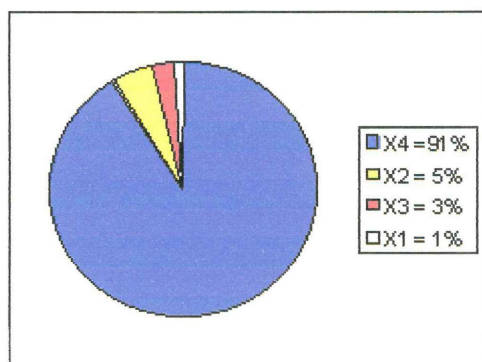
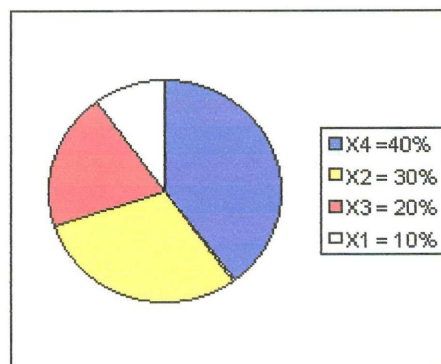


GRÁFICO 3.2.1 B  
CRITÉRIO DE RANKING



### 3.2.3.9 ALGUMAS APLICAÇÕES DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Os sistemas adaptativos tentam resolver problemas acumulando conhecimento sobre os mesmos e utilizando estas informações para gerar soluções aceitáveis. Estes problemas se encontram nas áreas de configuração de sistemas complexos, alocação de tarefas, seleção de rotas, e outros problemas de otimização e aprendizado de máquina.

Alguns exemplos de sistemas adaptativos são: Controle de Sistemas Dinâmicos; Indução e Otimização de Bases de Regras; Encontrar Novas Topologias Conexionistas; Engenharia de Sistemas Neurais Artificiais; Modelagem de Estruturas Neurais Biológicas; Simulação de Modelos Biológicos; Evolução Interativa de Imagens; Composição Musical; dentre outros. Dentre outras aplicações dos Algoritmos Genéticos, pode-se citar:

#### 3.2.3.9.1 MELHORIAS EM TELECOMUNICAÇÕES

Segundo Blanchard (1994), o WCCI'94 – World Congress on Computational Intelligence (Congresso Mundial de Inteligência Computacional) – ocorrido em Orlando, na Flórida, mostrou uma série de soluções promissoras a situações reais utilizando Algoritmos Genéticos. Blanchard mostrou o caso da US West, uma

companhia regional de telecomunicações do estado do Colorado, que vem usando um sistema baseado em AG's que possibilita projetar, em duas horas, redes óticas especializadas, trabalho que levaria seis meses utilizando especialistas humanos. O sistema produz resultados ainda 10% (dez por cento) melhores que os realizados pelo homem.

### 3.2.3.9.2 OTIMIZAÇÃO DE PLANTÃO MÉDICO HOSPITALAR

No Hospital universitário da UFSC, em Florianópolis, KOMOSINSKI (1998), os Algoritmos Genéticos foram utilizados para auxiliar na elaboração de uma escala de trabalho dos médicos plantonistas neonatologistas da maternidade. O objetivo pretendido foi o de auxiliar na solução da escala de trabalho dos médicos, bem como diminuir o esforço e o desgaste humanos para a confecção do plantão. O problema resumia-se na disponibilidade de 12 (doze) médicos e na necessidade de atendimento 24 (vinte e quatro) horas por dia, tendo-se como variáveis o número de médicos contratados e o turno com número adaptável de horas. O questionamento apresentava ainda todo o conjunto de restrições de trabalho, como cargas horárias, turnos de trabalho, plantões noturnos e diurnos, finais de semana e feriados, número máximo de horas de trabalho consecutivas, períodos específicos de possibilidade de trabalho, horários fixos para determinados médicos e cargas horárias variáveis entre os médicos, podendo inclusive haver mudança nas variáveis todos os meses. A representação do conhecimento se refletiu da seguinte maneira:

- a. cromossomo – representa a escala de plantão ( $N_g = 8*S + 3*F$ );
- b. gene – representa o turno de trabalho variando entre 4, 8 e 12 horas;
- c. alelo – representa um médico.

O grupo de pesquisa observou em um primeiro momento que a função aptidão (*fitness*) precisava ser refinada, pois os resultados obtidos não eram satisfatórios. Na análise seguinte obteve-se grande melhoria, com 11 (onze) médicos satisfeitos e 1 (um) insatisfeito, com 20 (vinte) horas a mais, refletindo-se ainda a necessidade de um refinamento maior para a obtenção de um resultado final adequado.

### 3.2.3.9.3 OUTRAS APLICAÇÕES

A AIS (Barcelona, Espanha) utilizou um sistema apoiado em AG's e Sistemas Especialistas (SEs) para programar os Jogos Paraolímpicos de 1992 já que nas Olimpíadas os atletas são organizados em duas grandes classes, masculino e feminino, e os competidores paraolímpicos são divididos em mais de 100 (cem) classes, segundo certas restrições médicas.

Um sistema em construção na New Mexico State University (Universidade do Estado do Novo México) descreve imagens faciais de criminosos a partir de testemunhas do crime, utilizando AG's. O sistema tem se mostrado mais efetivo na produção de imagens aprimoradas de criminosos do que qualquer outra técnica de obtenção de informação de imagens.

SPONSLER (1989) mostrou um sistema protótipo desenvolvido para avaliar a aplicabilidade dos Algoritmos Genéticos na otimização da programação do telescópio espacial *Hubble*. Diversos operadores genéticos foram avaliados e o melhor AG foi comparado com um otimizador baseado em Redes Neurais (RN). Neste caso específico os AG's não se apresentaram tão eficientes quanto as RNs.

SYSWERDA e PALMUCCI (1991) relataram a execução de um otimizador para uma aplicação prática de programação de recursos no laboratório SITS – System Integration Test Station Laboratory (Sistema de Integração em Estações de Testes Laboratoriais) – da Marinha Americana, para o desenvolvimento do jato F-14.

A aplicação de AG's no problema de associação ótima de processos e processadores, denominado *Multiprocessor Scheduling*, relacionado com problemas de robótica. O objetivo é diminuir o custo que deriva da comunicação entre processos em um ordenador paralelo de memória distribuída.

## CAPÍTULO IV

### 4. REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção faz referência a alguns trabalhos anteriormente publicados ou desenvolvidos sobre localização de instalações, algoritmos genéticos aplicados ao problema de P-medianas. Também serão feitas breves citações sobre algoritmos genéticos aplicados a sistemas de distribuição de energia elétrica no que diz respeito a problemas que possam surgir, e que exijam, por exemplo, a restauração e a reconfiguração da rede de distribuição de energia de determinada região.

#### 4.1 LOCALIZAÇÃO DE INSTALAÇÕES

Os problemas de localização de instalações têm recebido considerável atenção de pesquisadores de diversas áreas. RÖNNQVIST et al. (1999) desenvolveram uma heurística para resolução de problemas de localização de instalações em que cada ponto de demanda é atendido por uma única instalação. A heurística é baseada na repetição de um algoritmo *matching* e basicamente resolve uma série de problemas *matching* até que um critério de convergência predefinido seja satisfeito. SYAM (1997) propôs uma resolução para o problema de localização de instalações baseada em Relaxação Lagrangeana. TRAGANTALERNGSAK et al. (1999) desenvolveram um algoritmo *Branch and Bound* baseado em Relaxação Lagrangeana para resolver problemas de localização de instalações onde as instalações possuem diferentes níveis hierárquicos. DREZNER (1995) apresenta uma coleção de problemas de localização de instalações enfocando suas diferentes abordagens e métodos de solução.

##### 4.1.1 ALGORITMOS GENÉTICOS

HOSAGE E GOODCHILD (1986) (H&G), parecem ter sido os primeiros a desenvolver um algoritmo genético para o problema das P-medianas. Os operadores genéticos utilizados neste algoritmo foram os usuais dos AGs (reprodução, cruzamento e mutação). No AG apresentado por H&G, cada possível solução para o problema (indivíduo) é representada por uma seqüência de números binários (0 ou 1). Cada dígito

indica se a instalação corresponde à posição do dígito em questão é uma mediana “1” ou não é uma mediana “0”. Se o número de 1's nesta seqüência não for igual a  $p$ , a solução é considerada infactível e uma penalidade (proporcional à violação das restrições) é imposta à solução. O algoritmo desenvolvido por H&G foi testado em um problema que seleciona 3 medianas entre 20 possíveis (isto é,  $n = 20$  e  $p = 3$ ) e com população inicial  $P = 25$  para quatro números diferentes de gerações (120, 150, 180 e 210). Foram utilizados 100 grafos distintos gerados aleatoriamente e a solução ótima foi encontrada 69, 85, 84 e 89 vezes para cada nível de geração. A princípio pode parecer, pelos testes realizados, que o algoritmo de H&G garante relativamente um bom desempenho pois, encontrou a solução ótima entre 70% e 90% dos casos. Porém, o algoritmo trabalha com uma representação binária de tamanho  $n$  (número de instalações candidatas a mediana), e esta não é uma boa representação. Não apenas desperdiça memória, como também requer operações desnecessárias para a realização do cruzamento entre os pais e para o cálculo do valor da função objetivo. O problema utilizado para teste possui apenas 1140 soluções possíveis ( $C_{20}^3$ ). Ainda, o algoritmo gera e avalia 2905 soluções, não necessariamente distintas, para 120 gerações e 5065 para 210 gerações. Embora o problema tenha apenas 1140 soluções, algoritmo busca pela solução num espaço com  $2^{20}$  possibilidades, definidas por todos os números de 20 dígitos binários. Certamente, a grande maioria (aproximadamente 99,9%) das soluções geradas são infactíveis para o problema das  $P$ -medianas e algoritmo desperdiça tempo analisando-as.

DIBBLE e DENSAHAM (D&D) (1993) relataram a aplicação de um AG que desenvolveram para o problemas das  $P$ -medianas. Neste AG, foi proposta uma representação cromossômica mais adequada para o problema das  $P$ -medianas. Cada indivíduo possui exatamente  $p$  genes, e cada gene pode representar o valor correspondente ao número das instalações que se deseja inserir na solução. Utilizaram apenas os operadores genéticos usuais dos AGs. O AG desenvolvido por D&D foi aplicado a um problema em que teve que selecionar 9 medianas entre 150 possíveis foi utilizada uma população inicial de  $P = 1000$  indivíduos em 150 gerações. Os resultados obtidos nessa aplicação foram comparados como os obtidos para o mesmo problema resolvido pelo algoritmo de Teitz e Bart. No entanto, o tempo de processamento do AG

e D&D foi bem maior que o do algoritmo de Teitz e Bart e as soluções encontradas foram praticamente as mesmas para os dois algoritmos.

MORENO-PEREZ et al. (M-P&al) (1994) também desenvolveram um AG para o problema das P-medianas. Neste AG, a representação cromossômica é idêntica a do algoritmo de D&D descrito anteriormente. Um diferente aspecto apresentado é a existência de múltiplos grupos de populações (colônias) e a troca de soluções candidatas entre estes grupos (migração) colocadas em uma população paralela. Este método ajuda a evitar a convergência da solução para um máximo (ou mínimo) local. Por outro lado, a utilização simultânea de várias populações torna a implementação do algoritmo complicada e seu processamento demorado. Infelizmente, é difícil avaliar a relativa eficiência desse algoritmo em relação a outros, uma vez que os autores não implementaram nenhuma comparação para o algoritmo.

NUNES (1998), SAMPAIO (1999) e CORRÊA (2000) utilizaram um AG para o problema das P-medianas que foi proposto por MAYERLE (1994). Neste AG, a representação cromossômica é idêntica a do algoritmo de D&D descrito anteriormente. Quanto aos operadores genéticos, o algoritmo utiliza o operador genético de cruzamento e um operador de correção chamado “operador de mutação”. A ressalva nesse algoritmo é que o cruzamento entre os pais permite a duplicação de genes (medianas repetidas na solução), o que quando acontece, torna a nova solução gerada infactível. Para corrigir estas soluções infactíveis o operador genético de correção é acionado. Esse operador troca aleatoriamente o valor de um dos genes duplicados por outro que não faça parte da solução que será corrigida. O problema é que, sempre que o número de uma mediana estiver ocorrendo em quase todos os indivíduos da população, esse número tenderá a ser duplicado em alguns indivíduos como resultado do cruzamento. Portanto, o número de “correções” realizadas aumentará, o que pode fazer a busca ficar um tanto quanto aleatória, desviando-se assim do objetivo dos AGs e, possivelmente da solução ótima procurada.

ERKUT et al. (2000) desenvolveram um AG para o problema das P-medianas. Neste algoritmo, cada indivíduo também possui exatamente  $p$  genes que representam um conjunto de  $p$  medianas selecionadas. O algoritmo traz além dos operadores genéticos usuais outros como, por exemplo, o String-of-Change Operator sugerido independentemente por BOOKER (1987) e FAIRLEY (1991). Esse operador utiliza um “*string* de mudança”, que consiste em um vetor binário gerado para cada par de pais

selecionados para o cruzamento. Os cromossomos pais são submetidos a um operador chamado ou exclusivo (a expressão “a ou exclusivo b” é definida como sendo 1 se  $a \neq b$  e 0 caso contrário). Para exemplificar, o vetor binário correspondente aos pais [5 4 6 7 8] e [5 3 6 7 1] seria [0 1 0 0 1]. Ou seja, 0 se os genes de mesma posição nos pais representarem a mesma mediana e 1 caso contrário. Para evitar que os filhos gerados sejam idênticos aos pais, somente os genes entre o primeiro e o último 1 nos respectivos pais devem ser selecionados como pontos de cruzamento. Com base em testes comparativos realizados, o algoritmo demonstrou ser eficiente, embora, segundo o próprio autor, leva muito tempo para obter boas soluções.

## 4.2 RESTAURAÇÃO DE UMA REDE ELÉTRICA

MIRANDA (1989) apresentam um trabalho que combina Lógica Fuzzy e AG's para resolver o problema de restauração. A formulação do problema por eles proposta considera um problema multi-objetivo: maximização da carga total a ser restaurada; minimização do número operações de chaveamento; restrições de queda de tensão, corrente nos alimentadores e carregamento dos transformadores.

Paralelamente, as restrições operacionais, a configuração radial da rede e a seqüência de operações de chaveamento são incluídas na formulação do problema. Essas funções são modeladas através de conjuntos difusos, devido à imprecisão de sua natureza. A otimização do problema é feita através de algoritmos genéticos.

DELBEM et. al. (1999) falam sobre o recente interesse em minimizar custos em sistemas de redes de distribuição. Em geral, por operar uma rede de distribuição pode-se reduzir investimentos e, para isso, é necessária a utilização de equipamentos mais eficientes. Em especial, quando uma contingência ocorre numa SE, é importante que seja restaurado o trecho com defeito e métodos como Simulated Annealing, Algoritmos Genéticos e a Busca Tabu são mostrados como aplicações possíveis nesse artigo. Um novo algoritmo é proposto, chamado “Dynamic Área Determination Algorithm based on Incremental Expansion Approach.”

MORELATO e MONTICELLI (M&M) (1989), propõe configurações de sistemas de distribuição normalmente representadas por um conjunto de estados de

chaves. Essas configurações podem ser descritas pelo vetor:  $V = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ \dots \ v_n]^T$  onde  $v_i$  indica se a chave está aberta ( $v_i = 0$ ) ou fechada ( $v_i = 1$ ).

As propostas baseadas na representação de (M&M) (1989), AOKI et al.(1989), CHEN e HSU (1991), podem gerar até  $2^n$  combinações para encontrar uma possível configuração que forneça energia para a área desenergizada. Isso implica que em um tempo de processamento muito grande, mesmo quando técnicas heurísticas são usadas.

DELBEM, BRETAS e CARVALHO (D-B&al) (1998) propuseram um algoritmo de busca que não usa o espaço dos estados das chaves, e sim o espaço dos estados dos setores. Setores são trechos da rede entre chaves, onde quadrados vazios são chaves abertas, números representam setores, os  $S_i$ 's são os nomes das chaves e SE significa subestação. Como o espaço dos estados dos setores é menor que o espaço dos estados das chaves, o tempo de processamento é significativamente reduzido D-B&al (1997).

Outras propostas objetivam um restabelecimento de energia ótimo. Não obstante, todas essas propostas ou geram vetores  $V$  factíveis baseados em características locais do sistema e características da área desenergizada, ou geram um grande número de vetores  $V$  (todo o espaço dos estados). Como a geração e análise de um grande número de vetores  $V$  não são práticas, a primeira alternativa tem sido a única maneira de se atingir um restabelecimento de energia ótimo.

É importante lembrar que o procedimento para gerar vetores  $V$  factíveis através de heurísticas é uma busca em profundidade que pode otimizar localmente o plano de restabelecimento de energia, mas que em geral não atinge a solução ótima WINSTON (1984). Além disso, a função objetivo para problemas de reconfiguração é uma função não linear e não contínua. Por conseguinte, parte dos vetores  $V$  factíveis não pode ser gerada pelos algoritmos baseados em heurísticas.

Diante desses problemas, alguns algoritmos para restabelecimento de energia usando AGs foram propostos D-B&al (1997), FUKUYAMA e UEKI (1995), SIQING et al (1998). Isto pelo fato de serem capazes de gerar novas configurações do sistema não dependentes de características peculiares de cada sistema. Esses métodos são capazes de tratar de funções objetivo não lineares e não contínuas inerentes a reconfiguração de sistemas de distribuição. Assim, utilizando AGs, um plano de restabelecimento de energia ótimo pode ser obtido. Entretanto, tais propostas são

inviáveis se o sistema de distribuição for “grande” (aqui, vamos considerar um sistema grande caso este tenha mais de 100 chaves após ter sido feito o agrupamento de setores em blocos contendo mais de um setor; tais blocos também são chamados setores).

Como é mostrado em D-B&al (1997), os AGs podem obter um restabelecimento de energia ótimo. Porém, para sistemas grandes, o algoritmo é lento (geram-se muitas configurações não factíveis pelos processos de “crossover” e mutação) e a exigência de memória RAM é muito grande.

Essas dificuldades são causadas em parte pela forma de representação do sistema. Uma das melhores formas de representar computacionalmente um sistema que pode ser interpretado como um grafo é a forma matricial, por exemplo, através de uma matriz de incidência de nós, WILSON (1972), ZBIGNIEW (1994). Com essa representação,  $n^2$  posições de memória de computador são requeridas para se estocar uma configuração do sistema. Assim a memória requerida cresce quadraticamente como o tamanho do sistema.

Além disso, o processo de reconfigurações requer alterações nas matrizes que representam as configurações. Para tal, é preciso verificar parte das conexões existentes representadas em cada matriz. Tal verificação pode ser feita das seguintes formas:

1. executando-se uma busca na matriz de incidência dos nós;
2. resolvendo o sistema  $Ax = b$ , onde  $A$  é uma matriz incidência (Wilson, 1972) de nós  $n \times n$ ,  $b = [0 \dots 0 \ b_i \ 0 \dots 0]^T$  com  $b_i \neq 0$ . Assim, cada  $x_j \neq 0$  indica que há um caminho de grafo que liga o nó  $i$  ao nó  $j$ ;
3. executando-se uma busca na lista de adjascências de nós.

Tanto em (1) quanto (2) ou (3) requerem tempos de processamento grandes. Como, em geral, propostas baseadas em AGs precisam gerar muitas configurações diferentes, essas formas de verificar as conexões podem consumir tempos abusivos de computação. Mesmo que métodos de esparsidade sejam utilizados para as formas (1) e (2), ainda assim ter-se-á de realizar buscas ou resoluções de equações lineares para se verificar conexões a cada nova configuração gerada.

Para superar essas barreiras, uma forma nova de representar a configuração do sistema no computador é apresentada em D-B&al. Deve-se observar que, as propostas de AGs para problemas representados por grafos que tem melhor desempenho não usam, em geral, AGs na sua forma convencional MICHALEWICZ (1994). Deve-se

observar também que AGs para problemas de roteamento que possuem um melhor desempenho não possuem a representação padrão dos cromossomos nem os operadores na forma convencional MICHALEWICZ (1994).

Outras formas de se tratar os objetivos de um problema de reconfiguração em sistemas de distribuição para restauração de energia por AGs podem ser vistas em MIRANDA, RANITO e PROENÇA (1994), FUKUYAMA e UEKI (1995), SIQING et al (1998).

#### 4.3 RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS

A reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica é realizada através da abertura/fechamento de chaves de interconexão, mantendo-se a topologia radial dos alimentadores, visando a minimização de perdas e balanceamento de carga MANTOVANI, CASARI e ROMERO (M-C&al) (2000).

Os sistemas aéreos de distribuição de energia elétrica são, na grande maioria, configurados radialmente com o propósito de facilitar fatores inerentes à proteção, tais como: coordenação e atenuação de correntes de curto-circuito visando diminuir custos com equipamentos. Em geral, esses sistemas apresentam possibilidades de alteração da topologia, através da abertura/fechamento de chaves seccionadoras localizadas em pontos estratégicos.

A alteração da topologia, mantendo-se a radialidade, é realizada de modo a reduzir as perdas ativas nos alimentadores, melhorar o perfil de tensão para os consumidores, aumentar os níveis de confiabilidade e eliminar e/ou isolar faltas restaurando o fornecimento de energia. Assim estas chaves seccionadoras são utilizadas para ambos os objetivos: proteção (isolamento de faltas) e reconfiguração (gerenciamento da configuração).

A reconfiguração pode ser usada como uma ferramenta de planejamento e/ ou de controle em tempo real da operação do sistema M-C&al (2000). Na literatura são encontradas duas abordagens para o problema de reconfiguração de redes de distribuição:

1. utilização de técnicas de buscas baseadas em heurísticas;
2. utilização de técnicas de otimização, onde inicialmente considera-se o sistema malhado, adotando-se a condição em que todas as chaves seccionadoras estão

fechadas. As chaves são abertas sucessivamente para obter a configuração radial. A técnica de otimização normalmente empregada para resolver o problema, são algoritmos do tipo “branch-and-bound”.

A solução exata para o problema da reconfiguração envolve a seleção, entre todas as configurações possíveis, daquela que tenha a menor perda. A busca, examinando-se todas as configurações possíveis, encontraria a solução exata do problema. Mas, isso é impossível, pois número de configurações factíveis geradas pelo chaveamento cresce exponencialmente com o número e a disposição das chaves nos sistema, tornando o processo de busca oneroso para sistemas reais. O fato do crescimento exponencial do número de possibilidades é denominado explosão combinatorial.

Por essas razões, algoritmos heurísticos aproximados têm sido sugeridos para resolver o problema de reconfiguração, não garantindo a otimalidade da solução encontrada, mas, apenas que a solução seja boa ou quase ótima. Os algoritmos heurísticos procuram estabelecer critérios que possam ser usados para eliminar opções indesejáveis de chaveamento no sentido de diminuir a dimensão do problema.

CIVANLAR et al. (1988) sugerem um algoritmo que com uma fórmula simples tem a capacidade de estimar, com reduzido esforço computacional, a variação nas perdas, resultante da transferência de um grupo de cargas de um alimentador para outro devido a reconfiguração. Através dessa fórmula, verifica-se que a redução de perdas pode ser obtida apenas se existe uma diferença de tensão significativa através das chaves de interconexão e se as cargas são transferidas para um outro alimentador, desenvolvendo assim um critério para eliminar operações de chaveamento indesejáveis e reduzir o número de configurações candidatas. Um critério semelhante foi utilizado por BARAN e WU (1989) para determinar o ramo a ser trocado na reconfiguração, introduzindo dois diferentes métodos para um cálculo de fluxo de carga aproximados, processados depois da troca de cada ramo.

MORELATO e MONTICELLI (1989) também apresentam uma estratégia de busca equipada com regras práticas (baseadas na experiência do operador) para resolver problemas como serviço de restauração e reconfiguração de sistemas. Para resolver tais problemas, os autores usam um processo de busca heurística em árvore de decisão binária que permite percorrer o espaço de possibilidades do estado do sistema, enquanto

que o conhecimento de domínio específico é essencial para limitar o tamanho da árvore de decisão.

Em M-C&al (2000) é proposto um algoritmo heurístico para a solução do problema de reconfiguração de redes de distribuição apresentando como resultado uma configuração ou um conjunto de configurações que permitam a operação da rede com perdas mínimas nos alimentadores. Na metodologia proposta utiliza-se um limite de queda de tensão como mecanismo de filtragem para eliminar as configurações menos promissoras efetuando-se a poda na árvore de configurações, de modo a reduzir o número de configurações candidatas.

Na poda das configurações menos promissoras, efetuadas com base no critério de queda de tensão, definem-se os conceitos de famílias e descendentes baseados na definição de blocos construtivos utilizados para provar a convergência dos algoritmos genéticos, SRINIVAS e PATNAIK (1994), GOLDBERG (1989). Para reduzir o esforço computacional do algoritmo proposto, foi implementado e testado um método de cálculo de fluxo de carga aproximado cujas características são baixo tempo de processamento e precisão adequada, para ser usado como ferramenta auxiliar em algoritmos de reconfiguração de redes.

GRUPPELLI et al. (2002) aborda o problema da recomposição de um sistema de distribuição de energia elétrica após a localização e isolamento da área com defeito. Propõe-se a determinação de uma seqüência de manobras para o restabelecimento da área desenergizada atendendo o máximo de carga no menor tempo possível. Para isto utiliza-se de um Método Exato, através de Programação Linear Inteira Mista e um Método de Busca Heurística. Os dois métodos foram aplicados em redes de distribuição reais que compõem o banco de dados georeferenciado da COPEL. Propõe-se também a simplificação de circuitos como forma de redução do esforço computacional.

## CAPÍTULO V

### 5. IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL

Este capítulo trata dos detalhes sobre a implementação dos algoritmos abordados para solução do problema da localização das subestações na região de estudos considerada. O programa foi desenvolvido e submetido a testes em um microcomputador Pentium III, 700 MHz e 64 MB de memória RAM. O ambiente de desenvolvimento utilizado foi o MATLAB 5.

#### 5.1 LEVANTAMENTO DOS DADOS

Essa primeira etapa tem como objetivo a entrada dos dados das quadrículas, já mencionadas em 1.2. Os dados são armazenados nas variáveis  $L$ ,  $q$ , e  $n$  em que  $L$  é uma matriz que contém os dados das quadrículas, fornecidos pela COPEL em planilha EXCEL. A variável  $n$  é o número de quadrículas e a variável  $q$  é um vetor linha com a numeração das quadrículas, na ordem descendente de sua inclusão na matriz  $L$ .

No MATLAB 5, funções podem compartilhar variáveis com outras funções, com o espaço de trabalho do MATLAB 5 e com chamadas recursivas delas próprias, desde que as variáveis sejam declaradas globais (usa-se o comando **global**). Para que se tenha acesso a uma variável de uma função ou do espaço de trabalho do MATLAB 5, essa variável precisa ser declarada global em cada um dos espaços de trabalhos que a compartilharão. Variáveis globais são usadas, por exemplo, pelas funções *tic* e *toc* do MATLAB 5, que funcionam, juntas, como um cronômetro (HANSELMAN e LITTLEFIELD, 1999).

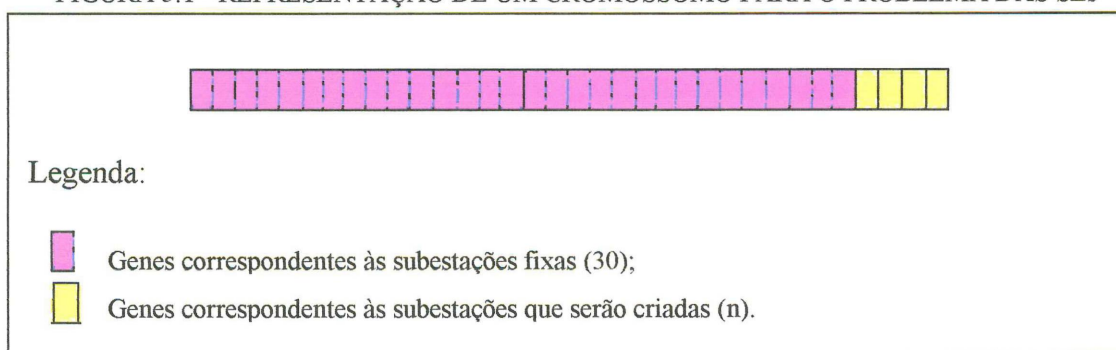
Na planilha fornecida, as duas primeiras colunas são as coordenadas  $x$  e  $y$  no sistema UTM de cada quadrícula da região em estudo, tratado neste trabalho. A terceira coluna apresenta a demanda de carga da respectiva quadrícula, em MVA (Mega Volt Ampère). As demais colunas são resultantes dos estudos do setor de Estudo de Mercado na COPEL, e referem-se à previsão de demanda de cargas por quadrícula anualmente, sendo, originalmente fornecido um horizonte de 25 anos.

Além dos dados das quadrículas, foram fornecidos pelo Setor de Distribuição de Energia da COPEL dados das subestações da cidade de Curitiba, Região Metropolitana



Cada cromossomo, para solução do problema da localização de subestações é um vetor de  $(30 + n)$  genes, cujos alelos são o número das quadriculas (como consequência, sabe-se a posição da SE) onde estão localizadas as 30 subestações fixas já existentes e  $n$  são outros números de quadriculas distintas, pertencentes à região de estudada, onde  $n$  representa a quantidade de novas subestações desejadas (um dado a ser fornecido pelo usuário do programa). Nestes cromossomos são aplicados os operadores genéticos, utilizando apenas os  $n$  alelos que representam as novas possíveis subestações. Depois disso, a melhor solução é acoplada ao cromossomo inicial que deve conter os alelos das 30 subestações fixas e aplica-se o Algoritmo de Gillett Johnson, para que se faça a distribuição de cargas. A Figura 5.1 exemplifica os cromossomos utilizados nesse programa.

FIGURA 5.1 - REPRESENTAÇÃO DE UM CROMOSSOMO PARA O PROBLEMA DAS SEs



Um segundo critério a ser considerado é o **tamanho da população**. Segundo a literatura (Capítulo III), os problemas cuja solução é encontrada através de algoritmos genéticos usam entre 50 e 200 cromossomos para população inicial. Neste trabalho, o número de cromossomos usados nas simulações obedece a esse critério. No programa, a função GENE (que executa o algoritmo genético) permite que o usuário decida quantos cromossomos terá a população inicial. O critério foi escolhido pelo fato de que satisfaz a tendência adotada em trabalhos já realizados e porque experimentalmente notou-se melhores respostas utilizando-se populações neste referido intervalo.

Depois de se gerar aleatoriamente a população inicial, ordenou-se os cromossomos pelo seu *fitness*, que nesse caso, é o momento elétrico (medido em KVA/km), usado para avaliar o investimento em redes primárias de distribuição SAVULESCU (1980). A partir disso, deve-se selecionar indivíduos (cromossomos) para reprodução.

A **seleção de cromossomos** pode ser aleatória ou ordenada; porém, os melhores resultados foram obtidos utilizando-se a seleção ordenada, na qual se adota o mesmo critério proposto por MAYERLE (1996), que segundo CORRÊA (2000) privilegia a escolha de indivíduos com melhor *fitness*, isto é:

$$Select(R) = \left\{ r_j \in R / j = P - \left\lfloor \frac{-1\sqrt{1 + 4 \cdot rnd(P^2 + P)}}{2} \right\rfloor \right\} \quad (5.1.4.1),$$

onde R é uma lista  $R = (R_1, R_2, R_3, \dots, R_P)$ , com P cromossomos colocados em ordem crescente pelo valor de *fitness*,  $rnd \in [0, 1)$  é um número aleatório uniformemente distribuído e o símbolo  $\lfloor b \rfloor$  significa o maior inteiro menor que b. A fórmula (5.1.4.1) retorna um número aleatório igual à posição na lista R do cromossomo que será selecionado. Apesar de ser aleatório, o número retornado por esta equação tem maior tendência de selecionar os primeiros elementos da lista R (melhores indivíduos da lista).

Efetuada a seleção de dois cromossomos inicia-se a utilização dos operadores genéticos. O primeiro deles é o **crossover** (cruzamento). Neste trabalho, a reprodução de indivíduos segue os passos:

- 1) depois de selecionados os ‘pais’, estes são ordenados gene a gene, de modo a permitir que as subestações próximas entre si fiquem em genes próximos. Sem esta ordenação, é possível que os cruzamentos apresentem muitos ‘filhos’ inviáveis, uma vez que existem limitações físicas de atendimento a uma demanda de carga entre uma subestação e outra. Subestações muito distantes entre si não teriam viabilidade elétrica para “trocar” cargas.
- 2) selecionar o gene de corte, ou seja, determinar a partir de qual gene o material genético será ‘trocado’. A esse gene chamou-se ‘ponto de corte’ ou ‘ponto de cruzamento’ (Capítulo III). No programa computacional, caso a opção do usuário seja ‘1’, o ponto de corte será escolhido pela função 5.1.4.1; se a opção for ‘0’, a seleção do gene a partir de onde o material genético será trocado é aleatória.
- 3) selecionar quantos genes a partir do ponto de corte sofrerão influência dos operadores genéticos. Esse número é um inteiro e pertence ao intervalo  $[31, 30 + n]$ , onde n representa o número de novas possíveis subestações. O intervalo é

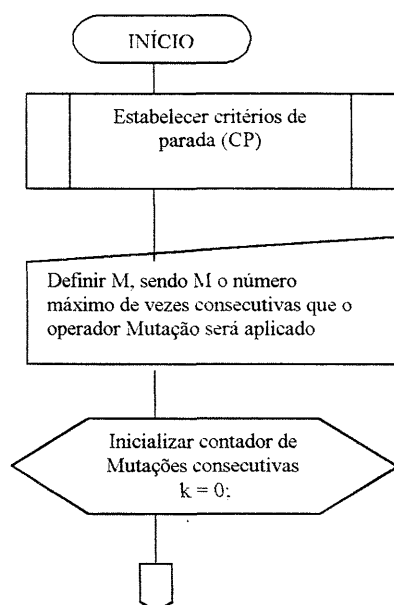
assim definido devido ao fato de que os primeiros 30 genes do cromossomo representam as subestações fixas já existentes, para as quais não se efetua ‘trocas’. O operador genético *crossover* é executado enquanto houver melhora no *fitness* da população.

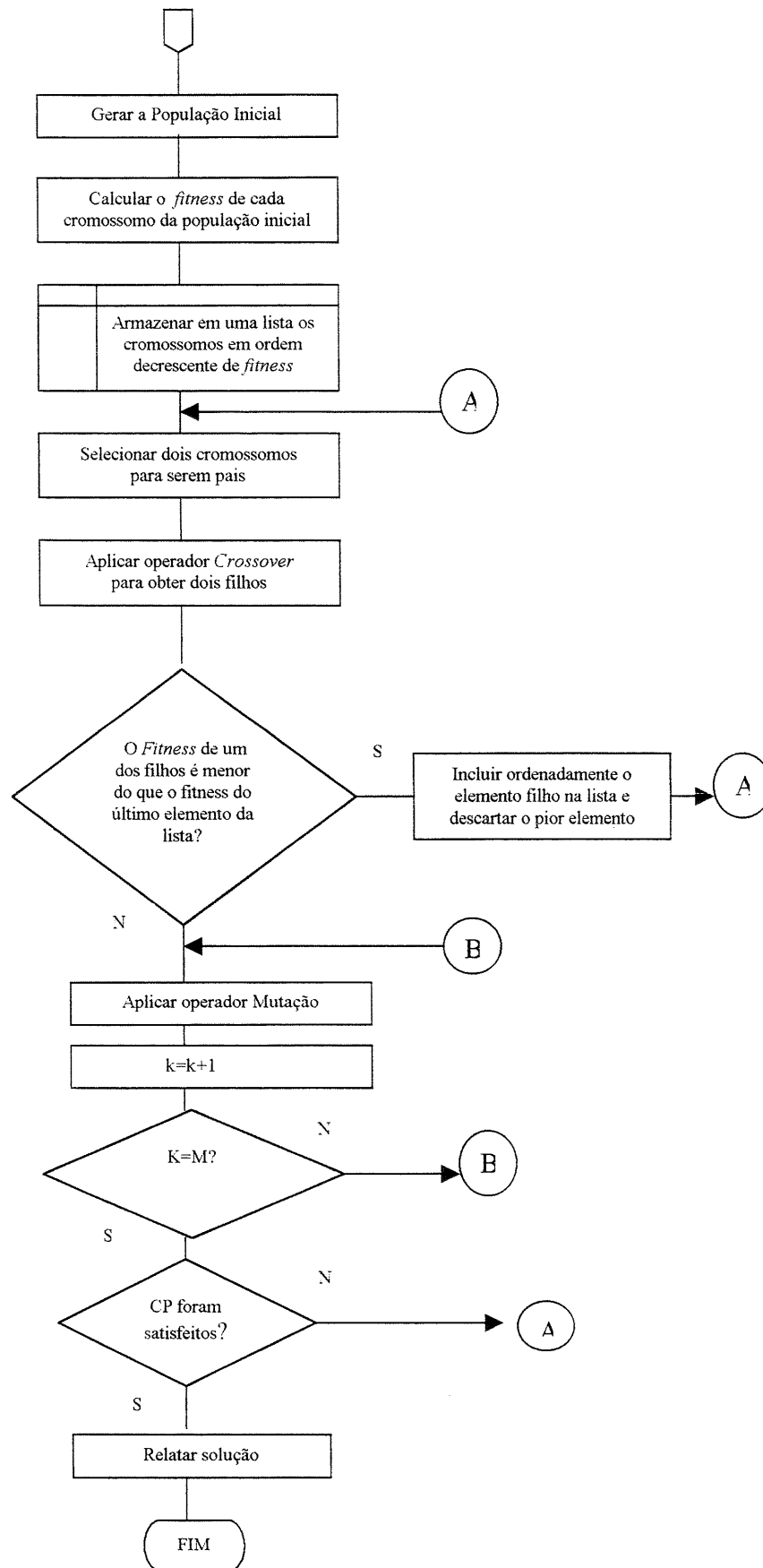
Caso não haja melhora no *fitness* da população de cromossomos, aplica-se o operador genético **mutação**. Para este operador, utilizou-se como critério um número máximo de mutações sucessivas (até um limite máximo, por exemplo, 10, nas simulações realizadas), isto é, quando se executa uma mutação e ocorre melhora no valor da função *fitness*, o programa executa sucessivamente outras mutações, até que não apresente mais melhorias. Quando isto ocorre, o programa volta a executar cruzamentos.

O programa oferece flexibilidade para que se escolha quantos genes sofrerão mutação a partir do ponto escolhido, isto é, a mutação aplicada não foi exclusivamente a usual, que troca apenas o material genético de um único gene. Pode-se escolher 2 ou mais (até o limite de  $n$ ) genes para mutação. Este processo foi aqui chamado de MultiMutaç o.

#### 5.4 FLUXOGRAMA DO ALGORITMO GENÉTICO UTILIZADO

O fluxograma a seguir apresenta a estrutura do programa que executa o algoritmo genético usado para resolução do problema da localização das subestações.





## 5.4 APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE GILLET E JOHNSON (GJ)

A “função” GJ do programa utiliza o algoritmo proposto por GILLET e JHONSON (1973) (BODIN et al., 1983) descrito no Capítulo II. A “função” GJ distribui as demandas de cargas de cada quadrícula para as subestações que estejam mais próximas da referida demanda, levando em conta a capacidade de atendimento das subestações.

O pré-requisito para aplicação da função GJ é a localização das subestações, isto é, a função GJ está contida na função que executa o algoritmo genético (GENE) e sua execução depende da execução de GENE. Esse fator é um dos motivos que eleva o custo computacional do programa.

Basicamente, a “função” GJ procura designar demandas de carga a subestações que as possam atender e ao mesmo tempo, que exijam o menor momento elétrico possível. Para cumprir tal “função”, um número  $r(i)$  que indica a emergência que existe em se designar certa demanda a uma determinada subestação é calculado, a fim de garantir o mínimo momento elétrico.

O critério usado com frequência para o cálculo de  $r(i)$  é a razão entre a primeira e a segunda menores distâncias da demanda de carga até a subestação que tenha capacidade de atendimento para a mesma (Capítulo III). CORRÊA (2000) mostra que, em problemas de minimização, o critério mais eficiente para cálculo do  $r(i)$  é o cálculo da diferença entre a segunda e a primeira menores distâncias.

Neste trabalho verificou-se experimentalmente que, usar como critério o cálculo da razão, torna o desempenho do programa mais eficiente.

### 5.4.1 O FUNCIONAMENTO DO PROGRAMA

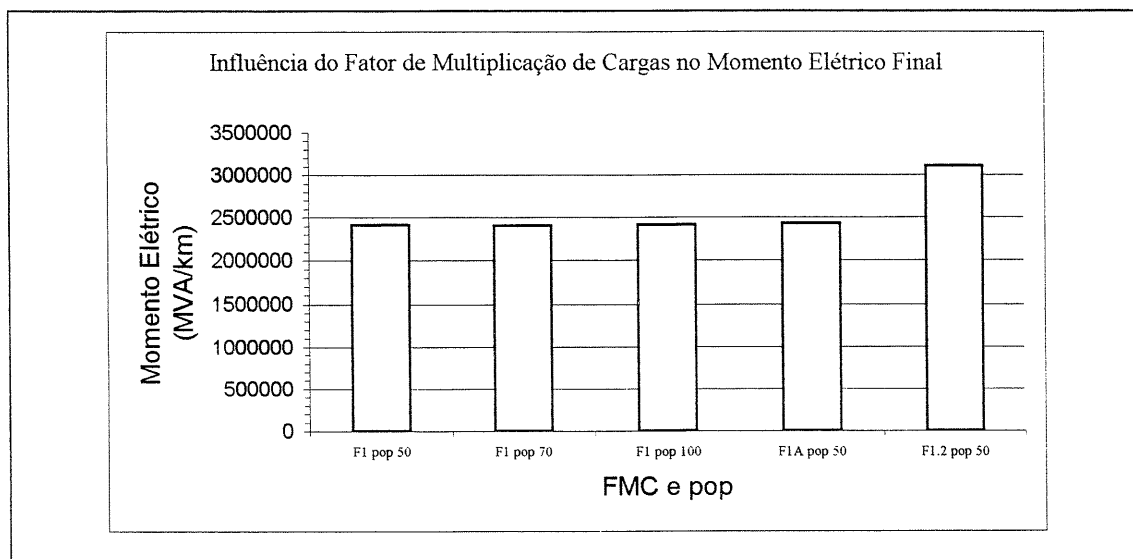
A forma como o programa principal foi elaborado permite interação com os engenheiros responsáveis pelo Planejamento da Distribuição.

O programa permite que se faça estudos de casos diversos, sob circunstâncias diversas. Dentre as variações possíveis, podem ser destacados:

1) o Fator de Multiplicação das Cargas (FMC) - A COPEL possui um setor denominado “Estudos de Mercado” cuja responsabilidade é, dentre outras, ‘prever’ o aumento de demanda de carga de energia elétrica por ano na rede de distribuição da cidade de Curitiba, RMC e adjacências. Usualmente, calcula-se a demanda utilizando como fator ‘padrão’ o valor de 20%. Esse critério foi utilizado nos testes computacionais, ocasionando aumento no momento elétrico (em MVA) final para a região considerada.

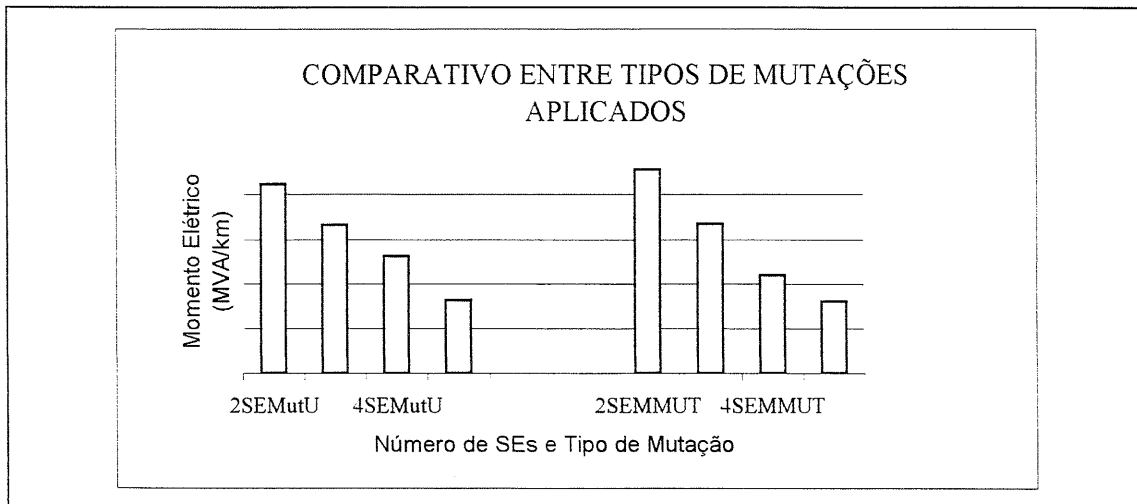
Pode-se constatar esse fato no Gráfico 5.1, onde F1 indica a utilização de fator de multiplicação de cargas 1.0; F1A indica o mesmo fator com escolha aleatória de tipo de cruzamento e de mutação; F1.2 indica a utilização de fator de multiplicação de cargas de 1.2 e pop 50, pop 70, pop 100 indicam a quantidade de cromossomos na população inicial.

GRÁFICO 5.1 - INFLUÊNCIA DO FATOR DE MULTIPLICAÇÃO NO MOMENTO ELÉTRICO



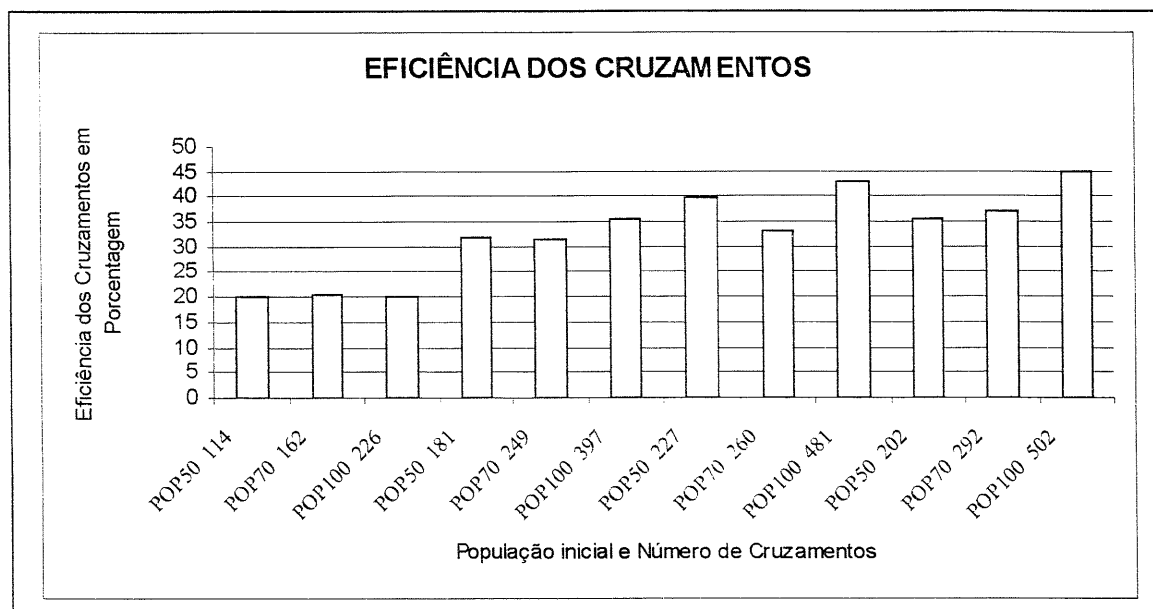
2) o tipo de mutação - A escolha do gene que sofrerá mutação pode ser ou não aleatória; a mutação pode ser do tipo usual (1 gene é trocado) ou MultiMutaç o (dois ou mais genes podem ser trocados). O Gráfico 5.2 é um comparativo entre a mutação usual (MutU) e a MultiMutaç o (MMUT), quanto à influência no momento elétrico final. As primeiras quatro barras à esquerda representam as mutações usuais aplicadas a 2, 3, 4 e 5 subestações. As demais, representam o desempenho da MultiMutaç o aplicada a 2, 3, 4 e 5 subestações.

GRÁFICO 5.2 - COMPARATIVO ENTRE OS TIPOS DE MUTAÇÕES APLICADOS



- 3) o tipo de cruzamento – neste programa, os cruzamentos podem ocorrer apenas nos  $n$  genes que estão situados à direita dos 30 primeiros genes, pois, estes últimos representam subestações fixas já existentes, que não serão ‘troçadas’ entre si. Pode-se escolher quantas partições terá o cruzamento. Caso seja escolhido o número  $n$  (número de novas subestações), o gene a partir de onde se iniciará o cruzamento somado a  $n$  ultrapassa o tamanho do cromossomo que sofre as operações genéticas; os genes excedentes são desprezados e o cruzamento, torna-se, portanto, de uma partição. O Gráfico 5.3 mostra a eficiência dos cruzamentos de uma partição realizados em populações iniciais de 50, 70 e 100 cromossomos. No gráfico, abaixo de cada barra, mostra-se além da quantidade de cromossomos na população inicial, o número de cruzamentos efetivos (isto é, aqueles que apresentaram melhora de *fitness*) em cada simulação citada. Por exemplo, a primeira barra à esquerda indica que, para o primeiro caso de simulação (2 subestações, população com 50 indivíduos e operadores usuais), 114 cruzamentos (cerca de 20 % de todos os cruzamentos executados pelo programa nessa simulação) foram efetivos. As demais colunas referem-se aos demais casos, cujos detalhes podem ser avaliados no anexo 2.

GRÁFICO 5.3 - EFICIÊNCIA DOS CRUZAMENTOS DE UMA PARTIÇÃO



Em detrimento da interatividade que o programa apresenta, a solução obtida varia, dependendo dos dados de entrada.

Muitos testes foram realizados, utilizando os vários critérios de escolha possíveis. Alguns dos relatórios destes testes foram usados para construir uma síntese, retratados na próxima seção.

Os relatórios podem ser vistos na íntegra no anexo 2.

### 5.1.7 ALGUNS RESULTADOS OBTIDOS

A seguir, são apresentados os resultados de algumas simulações do programa para localização de subestações na cidade de Curitiba, Região Metropolitana e adjacências.

Alguns desses resultados foram utilizados na elaboração da Tabela 5.1 e incluem dados como: número do estudo de caso (indicado como EC); número de possíveis novas subestações (indicada como NSE); número de cromossomos na população inicial (indicado como POP); número de iterações realizadas para obtenção da solução (indicado como NIT); cruzamentos efetivos (indicado como CE); o número de vezes em que mutações foram efetivas (indicado como ME); fator de multiplicação de cargas (indicado como FMC); tempo de processamento em segundos (indicado como TPS);

carga total atendida em KVA (indicada como CTA) e momento elétrico total em KVA/km (indicado como MET).

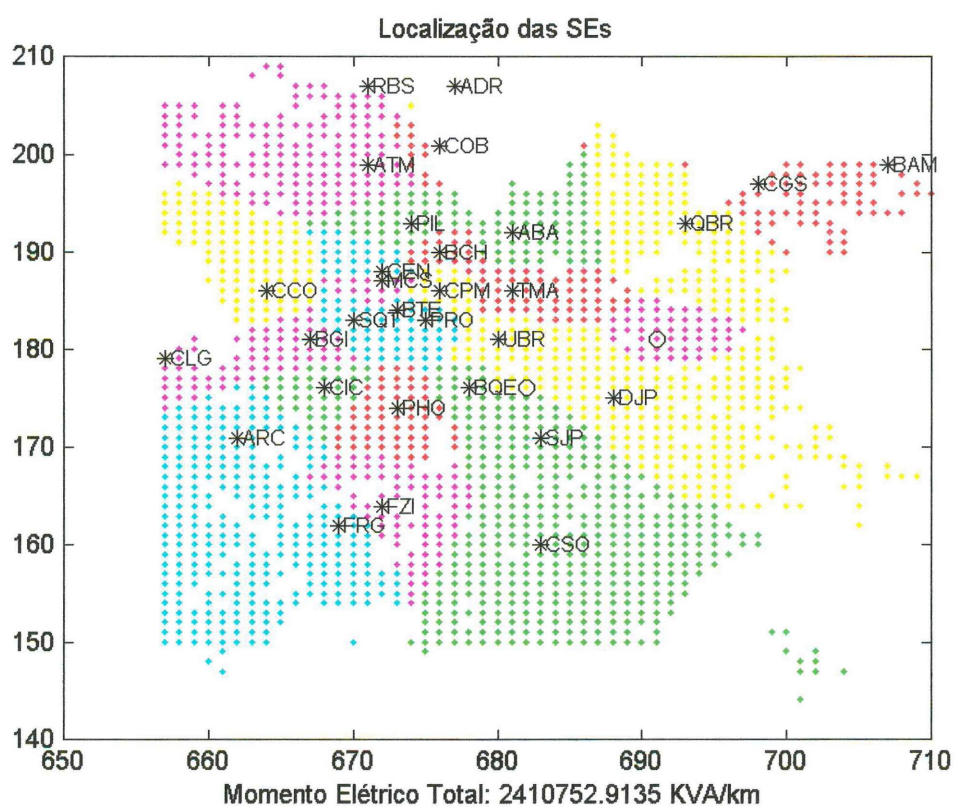
As três primeiras linhas de cada caso referem-se a cruzamentos de uma partição e mutações usuais. A quarta linha de cada um dos casos refere-se a cruzamentos com duas (ou mais) partições e MultiMutações; a quinta linha de cada caso refere-se ao cruzamento de uma partição e mutação usual com aplicação do fator de multiplicação de cargas. Os melhores resultados de cada caso estão destacados.

TABELA 5.1 - RESULTADOS OBTIDOS EM SIMULAÇÕES

<u>EC</u>	<u>NSE</u>	<u>POP</u>	<u>NIT</u>	<u>CE</u>	<u>ME</u>	<u>FMC</u>	<u>TPS</u>	<u>CTA</u>	<u>MET</u>
1	2	50	660	114	8	1.0	522.78	1074441.4434	2410752.9135
	2	70	880	162	5	1.0	738.47	1074441.4434	<b>2404392.7553</b>
	2	100	1210	226	4	1.0	1114.16	1074441.4434	2410706.9461
	2	50	660	99	14	1.0	520.42	1074441.4434	2426580.7237
	2	50	660	124	12	1.2	535.8	1289329.7321	3102563.5211
2	3	50	660	181	3	1.0	545.02	1074441.4434	2365808.196
	3	70	880	249	3	1.0	803.17	1074441.4434	2359764.1721
	3	100	1210	397	7	1.0	1129.26	1074441.4434	<b>2353716.7041</b>
	3	50	660	156	5	1.0	545.68	1074441.4434	2367253.8042
	3	50	660	178	5	1.2	564.91	1289329.7321	3028174.275
3	4	50	660	227	1	1.0	584.9	1074441.4434	2331332.5941
	4	70	880	260	5	1.0	790.76	1074441.4434	2322294.322
	4	100	1210	481	4	1.0	1162.45	1074441.4434	<b>2309606.8806</b>
	4	50	660	212	2	1.0	575.45	1074441.4434	2310477.186
	4	50	660	218	3	1.2	575.56	1289329.7321	2972560.9579
4	5	50	660	202	4	1.0	588.36	1074441.4434	2281608.1026
	5	70	880	292	7	1.0	830.63	1074441.4434	2275504.3639
	5	100	1210	502	6	1.0	1208.59	1074441.4434	<b>2259551.3123</b>
	5	50	660	195	3	1.0	596.27	1074441.4434	2280611.0121
	5	50	660	222	11	1.2	609.02	1289329.7321	2876943.6252

A título de ilustração, apresenta-se na seqüência, o resultado gráfico para o primeiro estudo de caso, a saber, 2 subestações, população inicial de 50 cromossomos, *crossover* de uma partição e mutação usual. Na Figura 5.2, estão representadas as 30 subestações existentes na região estudada pelo símbolo “ \* ”. A localização “ideal” para as novas subestações foi representada por “ o ”. As diferentes cores (limitadas a um total de cinco, devido ao *software* utilizado), representam áreas de atendimento de diferentes subestações. Os eixos mostram as coordenadas UTM das quadrículas (tal qual fornecidas pela COPEL). O momento elétrico total é também citado.

FIGURA 5.2 - RESULTADO GRÁFICO DO PROGRAMA



## CAPÍTULO VI

### 6. CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

O estudo do problema de localização de facilidades, aplicado ao problema da localização das SE's tem como objetivo a automação da localização das novas possíveis subestações. Com este trabalho, pretende-se obter uma ferramenta útil aos engenheiros de distribuição responsáveis pela localização 'ótima' das mesmas.

É certo que muitas alternativas na geração de energia são pesquisadas como, por exemplo, geração eólica, solar, pelas oscilações das ondas dos mares. Mas, sem dúvida, além de avanço e pesquisa quanto à geração de energia, precisa-se ter em mente a preocupação e prevenção com a sua distribuição. Para tanto, é vital um bom planejamento, que se inicia sempre pela decisão do melhor local de construção de uma SE. Nesse trabalho, propõe-se a utilização de Algoritmos Genéticos nessa empresa.

A ferramenta proposta serve como auxílio, mas, sem dúvida a figura do tomador de decisões, neste caso, o engenheiro responsável pelo Planejamento de Subestações é imprescindível. Quando se procura, unicamente a minimização do momento elétrico, muitas soluções satisfatórias podem ser encontradas, entretanto, dentre estas, pode haver aquela cujo resultado não seja 'o melhor' matematicamente, mas, quando considerado o contexto do empreendimento (a construção de uma nova subestação), é possível que fatores como disponibilidade do terreno ideal, incluindo seu custo e outros, a tornem mais atrativa do que a solução 'melhor' em termos matemáticos. As opções e decisões pertencem ao cabedal de experiência do setor de Planejamento. Por esse motivo, os resultados do programa utilizado neste trabalho oferecem as quatro melhores soluções computacionalmente possíveis.

Novos estudos podem e devem ser realizados nessa direção e algumas sugestões para trabalhos futuros podem ser:

- a) exploração do assunto para outros anos do horizonte de previsão do setor Estudos de Mercado através da Programação Dinâmica;
- b) verificação, junto à COPEL, quais melhorias podem ser realizadas no programa computacional para a sua utilização efetiva;

- c) inclusão de cálculos que envolvem investimentos na rede, a fim de detectar se a ampliação da capacidade de uma subestação é ou não mais apropriada do que a construção de uma nova subestação, a curto, médio ou longo prazo;
- d) com relação ao problema real, estudos sobre técnicas aplicáveis ao problema de cargas que deixam de ser atendidas pelas subestações podem ser alvo de pesquisa.
- e) com relação ao problema das P-medianas, procurar e analisar outras heurísticas para solucioná-lo. Segundo GLOVER (1999) a *Scatter Search* e *Path Relinking* têm sido mais eficientes do que os algoritmos genéticos e a busca tabu em alguns problemas.

**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

1. AOKI, K. K.; NARA, M.; ITOH, M.; KUWABARA, H. A new algorithm for service restoration in distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 3, p. 1832-1839.
2. BARAN, M. E.; WU, F. F. Network Reconfiguration in Distribution Systems for Loss Reduction and Load Balancing. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 2. 1989.
3. BARBOZA, H. J.C. Introdução aos Algoritmos Genéticos. SBMAC – XX CNMAC. Gramado, 1997.
4. BODIN, L.; GOLDEN, B.; ASSAD, A.; BALL, M. Routing and scheduling of vehicles and crews: the state of the art. Special Issue. England: Pergamon Press, 1983.
5. BODIN, L.; KURSH, S. A computer-assited system for the routing and scheduling of street sweepers. *Operations Research*, v. 26, n. 4, p. 525-537, july/aug. 1978.
6. BOOKER, L. B. Improving search in genetic algorithms. In: Davis, L. (Ed), Genetic algorithms and simulated annealing, Morgan Kauffmann, Los Altos, p.61-73, 1987.
7. BRASSARD G.; BRATLEY P. Algorithmics, Theory and Practice. New Jersey: Prentice-Hall, 1988.
8. BRETAS, N. G.; DELBEM, A. C. B.; CARVALHO, A. Representação por cadeias de grafo para Algoritmos Genéticos aplicados ao restabelecimento de energia ótimo em sistemas de distribuição radiais. *International Journal of Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communications*. v. 6, n. 4, p. 201-205.
9. CHEN, J.L.; HSU, Y. Y. An expert system for load allocation in distribution expansion planning. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 3, p. 1910-1917, 1991.
10. CHIANG, H. D.; JEAN-JUMENAU, R. M. Optimal Network Reconfiguration in Distribution Systems: Part 2: Solution Algorithms and Numerical Results. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 5, n. 3, 1990.
11. CHRISTOFIDES, N. Graph theory-an algorithmic approach. New York: Academic Press Inc, 1975.
12. CHRISTOFIDES, N.; MINGOZZI, A.; TOTH, P. Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. *Mathematical Programming*, n. 20, p. 255-282. 1981.

13. CHRISTOFIDES, N.; MINGOZZI, A.; TOTH, P. State space relaxation procedures for the computation of bounds to routing problems. *Networks*, v. 11, p. 145-164. 1981.
14. CIVANLAR, S.; GRAINGER, J. J.; YIN, H.; LEE, S. S. H. Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 3, n. 3. 1988.
15. COLORNI, A.; DORIGO, M.; MANIEZZO, V. Heuristics from Nature for Hard Combinatorial Optimization Problems. *International Transactions in Operational Research*, v. 6, n. 1, 1996.
16. CONFERENCE ON GENETIC ALGORITHMS, 3<sup>rd</sup>, 1989, San Mateo. ASPARAGOS - an Asynchronous Parallel Genetic Optimization Strategy. San Mateo: Morgan Kaufmann Publ., 1989.
17. CORRÊA, E. S. Algoritmos Genéticos e Busca Tabu Aplicados ao Problema das P-medianas. Curitiba, 2000. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, UFPR.
18. DARREL W. A Genetic Algorithm Tutorial, Computer Science Department, Colorado State University.
19. DASKIN, M. S. Toward and Integrated Model of Facility Location and Transportation Network Design. Working Paper, The Transportation Center, Northwestern University, Evanston, Illinois, 1993.
20. DAVIS, L. (Ed.). Handbook on Genetic Algorithms. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991.
21. DAWKINS, R. The Blind Watchmaker. New York: W.W. Norton, 1986.
22. \_\_\_\_\_. The Extended Phenotype: The Gene as a Unit of Selection, Oxford: Oxford Univ. Press, 1982.
23. \_\_\_\_\_. The Selfish Gene, Oxford: Oxford Univ. Press, 1989.
24. DELBEM, A. C. B.; BRETAS, N. G. CARVALHO, A. C. Optimal Energy restoration in distribution systems using genetic algorithms. In: International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIMA). Gold Coast, . Anais. p. 150-154.
25. \_\_\_\_\_. Distribution System Reconfiguration Using Graph Chain Representation. Submetido ao *IEEE Proceedings – Generation, Transmission and Distribution*, 1999.
26. \_\_\_\_\_. Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição: Busca com Heurísticas Fuzzy e Algoritmos Genéticos com Cadeias de Grafos. Tese de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica – EESC – USP, 1998.

27. DEO N. Graph Theory with Applications to Engineer and Computer Science. New Jersey: Prentice-Hall, 1974.
28. DIAS, J.; BARRETO, J. M. Algoritmo Genético: inspiração biológica na solução de problemas - uma introdução. Pesquisa Naval, n. 11, 1998.
29. DIBBLE, C. DENSHAM, P. J. Generating interesting alternatives in GIS and SDS using genetic algorithms. GIS/LIS symposium, University of Nebraska, Lincoln, 1993.
30. DREZNER, Z. (Ed.) Facility Location: A Survey of Applications and Methods, Editora Campus, 2000.
31. ELETROBRÁS. COMITÊ DE DISTRIBUIÇÃO. Planejamento de Sistemas de Distribuição, volume 1. Editora Campus, 1986.
32. ELIOT, W.: DARWIN, Charles. The Origin of Species. Fac-Símile da edição original – L. L. D. – 1981.
33. ENERGIA NUCLEAR. Energia nucleolétrica no mundo: Roteiro Básico. Eletronuclear. [Online] [http:// www.eletronuclear.gov.br](http://www.eletronuclear.gov.br) , 2002.
34. ENERGIA NUCLEAR. Potencial Hidrelétrico: Roteiro Básico. Eletronuclear. [Online] [http:// www.eletronuclear.gov.br](http://www.eletronuclear.gov.br) , 2002.
35. ENGEL, M. V.; GREENE, E. R. WILLIS, H. L. IEEE Tutorial on Power Distribution Planning. New York.
36. ERKUT, E.; BOZKAIA, B.; ZHANG, J. An effective genetic algorithm for the p-median problem, *Computer & Operational Research*, London, 2000.
37. FARLEY, A. Comparison of choosing the crossover point in the genetic crossover operation. Liverpool, Dept. of computer Science, University of Liverpool, 1991.
38. FINNSSON, A. Icelandic Wetlands Threatened by Hydropower Project. *World Rivers Review*, United States of America, v. 17, n. 1, p. 5, Feb. 2002.
39. FOGEL, L.J.; OWENS, A.J; WALSH, M.J. (1966) Artificial Inteligence Through Simulated Evolution. In: EURO XV - INFORMS XXXIV 1966.
40. FUKUYAMA, Y.; UEKI, Y. Application of genetic algorithms to service restotation in distribution-systems. *Electrical Engineering in Japan*, v. 115, n. 3, p. 30-38, June, 1995.
41. GALVÃO, R. D.; ESPEJO, L. G. A.; Boffey, B. A Comparision of Lagrangean and Surrogate Relaxations for the Maximal Covering Location Problem. *European Journal of Operational Research*, 124: 377-389, 2000.

42. GALVÃO, R. D.; REVELLE, C. S. A Lagrangean Heuristic for the Maximal Covering Location Problem. *European Journal of Operational Research*, 88: 114-123, 1996.
43. GENGREAU, M.; LAPORTE G. New insertion and postoptimization procedures for the traveling salesman problem. *Operations Research*, v.40, n. 6, p. 1086-1094, nov/dec. 1992.
44. GLOVER, Fred; Scatter Search and path relinking. Graduate school of business, Boulder, University of Colorado, 1999. Material interno.
45. GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. Otimização Combinatória e Programação Linear. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 2000.
46. GOLDBERG, D. E. Messy Genetic Algorithms: Analysis and First Results. Complex Systems, 1989.
47. GOSWAMI, S. K.; BASU, S. K. A New Algorithm for the Reconfiguration of Distribution Feeders for Loss Minimization. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 7, n. 3. 1992.
48. GRUPPELLI, F. A. Jr.; YUAN, J. Y.; CARNIERI, C.; VOLPI, N. M. P.; STEINER, M. T. A.; WILHELM, V. E.; MUSSI, N. H.; ANTÔNIO, C.F.; MIQUELES, E.; FILHO, E. L. A.; KALINOWSKI, E. M.; ALVES, A. C.; GULIN, C.; ZAMBENEDETTI, V. C.; KLIMKOWSKI, M. Algoritmos para Recomposição de Sistemas de Distribuição. XV SENDI – Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, 2002.
49. HAKIMI, S. L. Optimum distribution of switching centers in a communication network and some related graph theoretic problems. *Operational Research*, Operational Research Society, London, v. 13, p. 462-475, 1985.
50. HANSELMAN, D.; LITTLEFIELD, B. MATLAB 5 – Versão do estudante Guia do Usuário. São Paulo: Makron Books, 1999.
51. HILLSMAN, E. L. The p-Median Structure as a Unified Linear Model for Location-Allocation Analysis. *Environmental and Planning A*, 16: 305-318, 1984.
52. HOLLAND, J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Univ. of Michigan Press, 1975.
53. HOSAGE, C. M; GOODCHILD M. F. Discrete space location-allocation solutions from genetic algorithms. *Annals of Operational Research*, 6, 35-46, 1986.
54. KAGAN, N. ; OLIVEIRA, C. C. B. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica através de ferramenta para solução de problemas de decisão com múltiplos objetivos e incertezas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA, 11º CBA, São Paulo. Anais, 1997.

55. KOMOSINSKI, L. Plantão médico para a maternidade do HU/UFSC, 1998. Florianópolis:URL  
[http://www.inf.ufsc.br/~leandro/doutorado/publicações/apresentação\\_RIBIE98/apresentação\\_artigoAG/index.htm](http://www.inf.ufsc.br/~leandro/doutorado/publicações/apresentação_RIBIE98/apresentação_artigoAG/index.htm)
56. KOZA, J. R., Genetic Programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection. MA: MIT Press, 1992.
57. MANTOVANI, J. R. S; CASARI, F.; ROMERO, R. A. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. São Paulo, 2000.
58. MAYERLE, S. F. Um algoritmo genético para o problema do caixeiro viajante. Florianópolis: UFSC, 1996. Trabalho interno.
59. MELKOTE, S. An Integrated Model for Facility Location and Network Design. Working Paper, The Transportation Center, Northwestern University, Evanston, Illinois, 1995.
60. MEMÓRIA DA ELETRICIDADE. Memória Técnica de Usinas Hidrelétricas: Roteiro Básico. Eletrobrás. [Online] [http:// www.eletrabras.gov.br](http://www.eletrabras.gov.br) , 2002.
61. MICHALEWICZ, Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. New York: Springer Verlag, 1994.
62. MILIDIÚ, R. L. Fundamentos de Redes Neurais. In: CONGRESSO NACIONAL DE MATEMÁTICA APLICADA E COMPUTACIONAL, XVIII, Curitiba. CNMAC. 1995.
63. MIRANDA, V.; PROENÇA, L. M. Why risk analysis outperforms probabilistic choice as the effective decision support paradigm for power system planning. Power System Computation Conference – PSCC, Graz, Austria, Aug. 1990.
64. MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENÇA, L.M. Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 9, n. 4, p. 1927-1933, Nov. 1994.
65. MIRANDA, V.; MATOS, M. A. Distribution System Planning with Fuzzy Models and Techniques. Proceedings of CIRED, Brighton, Aug. 1989.
66. MITCHELL, M. An Introduction to Genetic Algorithms. MA: MIT Press, 1996.
67. MORELATO, A. L.; MONTICELLI, A. Heuristic Search Approach to Distribution Systems Restoration. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 4, n. 4, 1989.
68. MORENO-PEREZ, J. A.; MORENO-VEGA, J. M.; MLADENOVIC, M. Tabu Search and Simulated Annealing in P-median problems. Montreal: Palestra apresentada na Canadian Operational Research Society Conference, 1994.

69. NETTO, P.O. B. Grafos: Teoria, Modelos, Algoritmos. São Paulo. Editora Edgard Blücher. 1996.
70. NUNES, L. F. Algoritmos Genéticos Aplicados na Abordagem de um Problema Real de Roteirização de Veículos. Curitiba, 1998. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, UFPR.
71. NUNES, R. F. Planejamento de Sistemas de Distribuição. 2. Rio de Janeiro: Campus, 1986.
72. PEREIRA, J.; SARAIVA, J. T.; MIRANDA, V. Some practical issues in the migration of state estimation modules from EMS (Energy Management System) to DMS (Distribution Management System) systems. In: Conference on Probabilistic Funchal, 6, 2001, Madeira- Portugal.
73. POTTINGER, L. Wind Power Soars Worldwide. *World Rivers Review*, United States of America, v. 17, n. 1, p. 8 e 9, Feb. 2002.
74. RAMOS, E. R. et al. Optimal Reconfiguration of Distribution Networks for Power Loss Reduction. In: IEEE POWER TECH CONFERENCE, 10º, Porto, Portugal, 2001.
75. RANKBRASIL. Sete Quedas. [ Online ] <http://www.rankbrasil.com.br> , 2002.
76. REFERENCE BOOK OF DISTRIBUTION SYSTEMS. Electric Utility engineering reference book - Distribution Systems. East Pittsburg, Pennsylvania, Westinghouse Electric Corporation, 1965.
77. REVELLE, C. S; SWAIN, R. W. Central Facilities Location. *Geographical Analysis*, 2: 30-42, 1970.
78. RICH, E. Artificial Intelligence. New York: McGraw-Hill, 1983.
79. ROBIN, J. W.; WATKINS, J.J. Graphs – An Introduction Approach. Canadá: Wiley & Sons, 1990.
80. RÖNNQVIST, M.; TRAGANTALERNGSAK, S.; HOLT, J. A repetead matching heuristic for the single-source capacitated facility location problem. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam, v.116, p.51-68, 1999.
81. SAMPAIO, M. E. C. S. Aplicação de Metaheurísticas ao problema de localização de escolas de ensino fundamental. Curitiba, 1999. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, UFPR.
82. SAVULESCO, S.C. Grafos, dígrafos e redes elétricas – aplicações na Pesquisa Operacional. Editora IBEC, 1980.
83. SBPO - Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Rio de Janeiro, Ago. Lagrangean/Surrogate Heuristics for p-Median Problems. In: SENNE, E.F.; LORENA, L.A.N. Computing Tools for Modeling, Optimization and

Simulation: Interfaces in Computer Science and Operations Research: Kluwer Academic Publishers, New York, pp. 115-130, 1989.

84. SIQING, S. S.; YOUJIANG, L.; YANG, L.; WENQIN, Z. Integrating genetic algorithm with expert system for service restoration in distribution system. In: International Conference on Power System Technology Proceedings POWERCON, p. 265-269, Aug. 1998.
85. SRINIVAS, M.; PATNAIK, L. M. Genetic Algorithms: A Survey. *Computer*, v. 17, n. 6, 1994.
86. SYAM, S. A model for the capacitated p-facility location problem in global environments. *Computers & Operation Research*, London, v.24, p.1005-1016, 1997.
87. TANOMARU, J. Motivação, fundamentação e aplicações de algoritmos genéticos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAIAS, 2; ESCOLA DE REDES NEURAIAS, 3, 1995, Curitiba.
88. TEITZ, M. B.; BART, P. Heuristic methods for estimating the generalized vertex median of weighted graph. *Operations Research*, Operational Research Society, London, v. 16, p. 955-61, 1968.
89. TRAGANTALERNGSAK, S.; HOLT, J. RÖNNQVIST, M. An exact method for the two-echelon, single-source, capacitated facility location problem. *European Journal of Operational Research*, Amsterdam, v.123, p.473-489, 1999.
90. WILSON R., W.J. Graphs. An Introductory Approach, John Wiley and Sons, 1990.

## ANEXOS

Os tópicos tratados aqui visam trazer um melhor entendimento da metodologia atual utilizada pela COPEL para determinação da localização “ótima” de possíveis novas subestações de energia elétrica.

O primeiro tópico trata do algoritmo Ford & Fulkerson, que pode ser encontrado em BODIN (1983) ou em GOLDBARG (2000).

O segundo tópico contém os resultados de algumas das simulações do programa principal utilizado neste trabalho, bem como os relatórios resultantes do MATLAB.

Um terceiro item apresenta informações complementares do trabalho, que incluem os mapas da localização e área de atuação das 30 subestações fixas existentes na região de estudos e um exemplo de mapa gerado pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica da COPEL.

## ANEXO I

### O ALGORITMO DE FORD E FULKERSON

Atualmente, para a definição do local ideal de uma possível nova subestação, o engenheiro responsável pelo Planejamento da Distribuição leva em conta sua própria experiência, estimando, em um processo meramente intuitivo a localização ideal para a subestação. Para tomada de decisão, um critério utilizado é o Algoritmo de Ford e Fulkerson, sobre o qual segue-se um adendo.

#### 1.1 FLUXO EM REDES

Uma rede radial é um grafo dirigido e sem laços que possui exatamente uma raiz e uma anti-raiz. Associando a cada aresta  $a$  da rede um valor  $c(a)$  que corresponde à capacidade da aresta, pode-se definir uma função  $f(a)$  que correspondente ao fluxo da aresta. Esta função satisfaz as seguintes restrições:

Fluxo  $f$ :

1.  $f(a) > 0$ : o fluxo é não negativo em cada arco;
2.  $f(a) < c(a)$ : o fluxo não excede a capacidade do arco ;
3. o fluxo que entra é o mesmo que sai de um vértice;
4. o fluxo que entra na fonte (raiz) é o mesmo que chega ao sumidouro (anti-raiz), que é o fluxo máximo  $f_m$  da rede.

O objetivo é obter o fluxo máximo  $f_m$  da rede.

#### 1.2 O ALGORITMO DE FORD E FULKERSON

O algoritmo de Ford e Fulkerson é descrito em GOLDBARG (2000), através dos seguintes passos:

PASSO 1- Introduz-se um fluxo arbitrário compatível (fluxo de cada arco não exceda a capacidade).

PASSO 2 - Obtém-se um fluxo completo (todos os caminhos contenham pelo menos um arco saturado).

PASSO 3 - Obtém-se o fluxo máximo:

3.1. Marca-se a fonte com sinal +

3.2. Um vértice  $X_i$  estando marcado:

a) marcar com +  $X_i$  todo vértice  $X_j$  não marcado tal que existe um arco  $(X_i, X_j)$  não saturado;

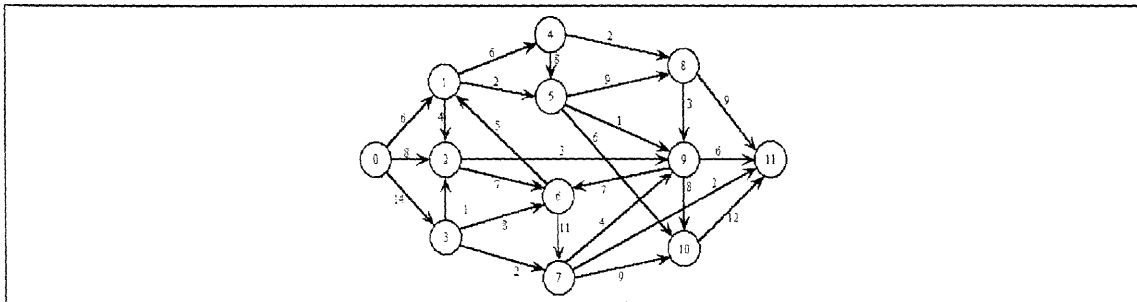
b) marcar com -  $X_i$  todo vértice  $X_j$  não marcado tal que exista um arco  $(X_j, X_i)$  percorrido por um fluxo não nulo;

3.3. Se o fluxo não for máximo, considera-se a seqüência de vértices marcados (+ ou -) indo da fonte ao sumidouro; se um arco desta seqüência é orientado no sentido da seqüência soma-se, em caso contrário subtrai-se unidades ao fluxo desse arco;

3.4. Apagam-se as marcas e retorna-se ao passo 3.1 até que não seja possível marcar o sumidouro (passo 3.3).

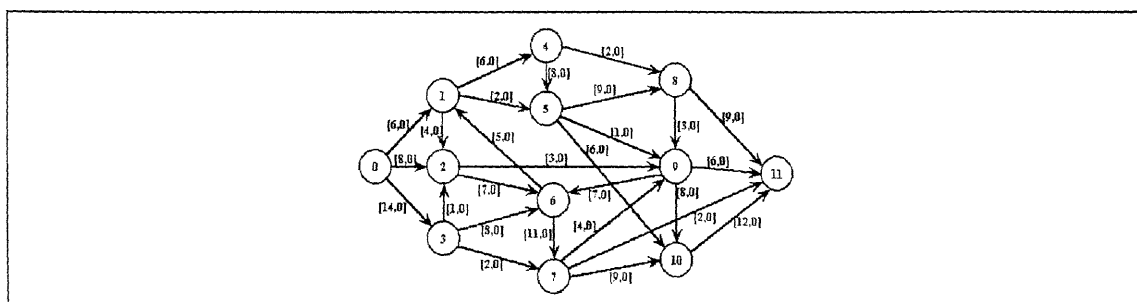
A seguir pode-se verificar o funcionamento do algoritmo em um exemplo numérico. A Figura 1 apresenta uma rede com seus nós. Nela será aplicado passo a passo o algoritmo de Ford e Fulkerson.

FIGURA 1 - REDE PARA APLICAÇÃO DO ALGORITMO FORD E FULKERSON



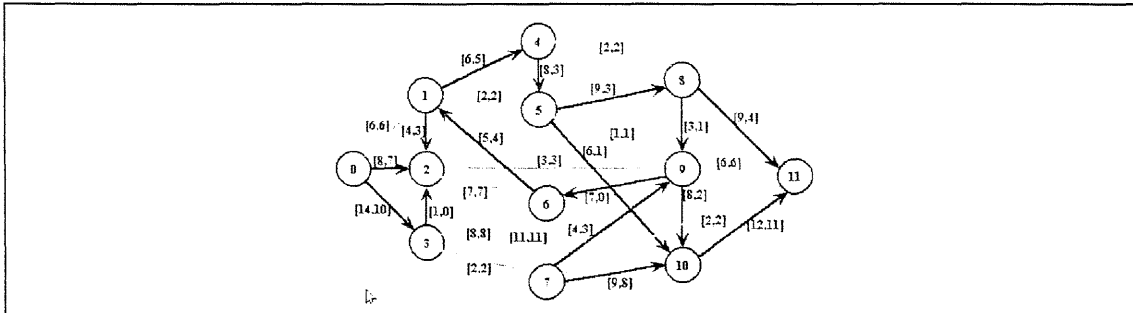
Após a introdução de um fluxo arbitrário compatível (passo 1), a rede fica como representada pela Figura 2:

FIGURA 2 - PASSO 1 DO ALGORITMO FORD e FULKERSON



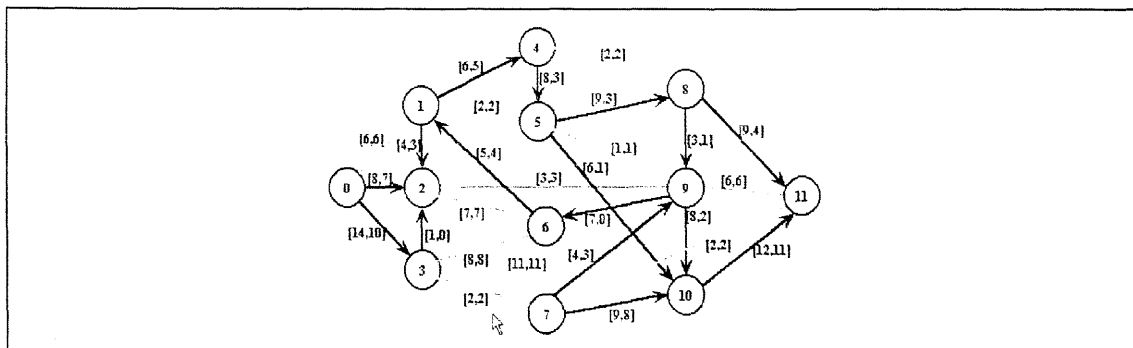
Após computo do fluxo completo (todos os caminhos contêm pelo menos um arco saturado) a rede pode ser representada pela Figura 3 (passo 2):

FIGURA 3 - PASSO 2 DO ALGORITMO FORD e FULKERSON



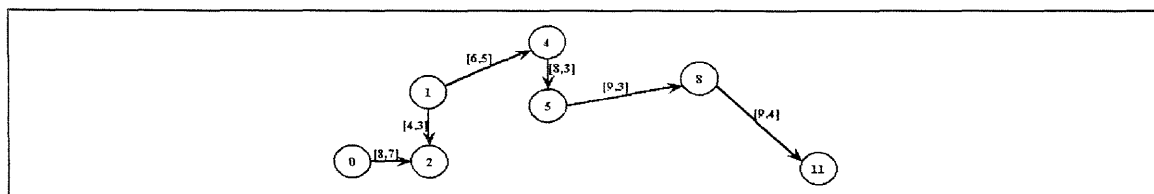
Após marcações (passos 3.1 e 3.2), a rede fica conforme ilustrada na Figura 4:

FIGURA 4 - PASSOS 3.1 e 3.2



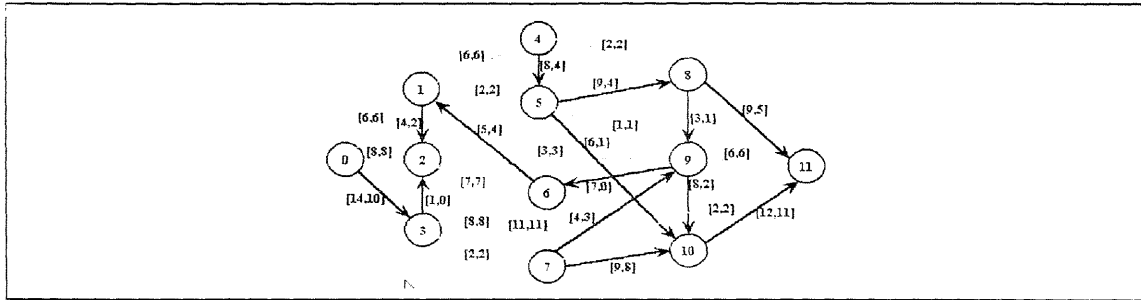
O cômputo da seqüência do caminho que pode ser otimizado (passos 3.3) é representado pela Figura 5:

FIGURA 5 - PASSO 3.3



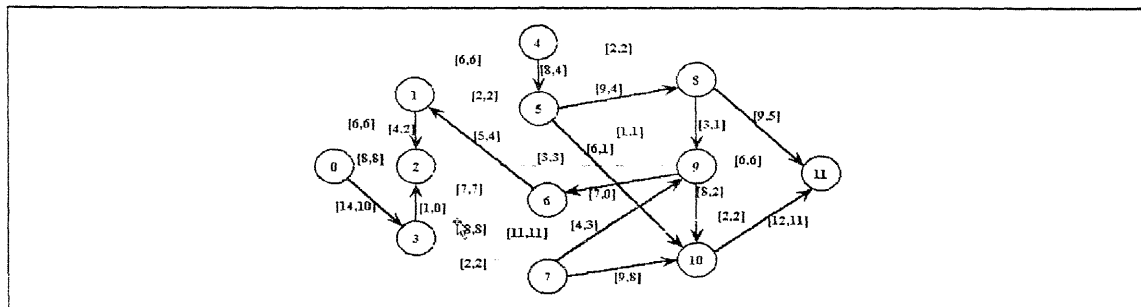
A rede após otimização do caminho anterior (passo 3.3), pode ser representada pela Figura 6:

FIGURA 6 - REDE APÓS PASSO 3.3



A representação da rede após nova tentativa de marcação (passos 3.4, 3.1 e 3.2) está indicada na Figura 7:

FIGURA 7 - NOVA TENTATIVA DE MARCAÇÃO



Como a anti-raiz não foi marcada, o fluxo nesta rede é máximo.

## ANEXO II

### RESULTADOS E RELATÓRIOS DE ALGUMAS SIMULAÇÕES

Os dados da tabela 5.1 foram obtidos de simulações realizadas em quatro estudos de caso distintos. A seguir, é fornecida uma descrição sucinta dos relatórios obtidos.

#### 2.1 PRIMEIRO ESTUDO DE CASO – 2 NOVAS SUBESTAÇÕES

A primeira simulação mostra, por exemplo, que a subestação Batel (BTE), localizada na quadricula 786, cuja capacidade é de 80.000 KVA, atende uma carga de 75.703, 82 KVA, isto é, a subestação utiliza 94, 6 5% de sua capacidade total. Isso é um indicativo de que essa subestação, em breve, precisará de uma expansão ou efetuará 'troca' de cargas com subestações vizinhas. A simulação foi realizada com uma população inicial de 50 cromossomos.

A diferença da segunda simulação com relação à primeira está na quantidade de cromossomos usados na população inicial. Pode-se perceber, pelo relatório, que o efeito do aumento de 40% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,3 % no momento elétrico final. Essa foi a melhor solução para o caso de duas novas subestações.

A terceira simulação foi realizada com uma população inicial de 100 cromossomos. De acordo com os resultados dessa simulação, as duas novas subestações devem estar localizadas nas quadriculas de números 1022 e 1683 para melhor solução.

A quarta simulação, assim como a primeira, foi realizada com 50 cromossomos, porém, os cruzamentos foram de duas partições e aplicou-se o operador genético chamado aqui de multimutação.

A quinta simulação para o caso de duas novas subestações utilizou o critério do fator de multiplicação de cargas diferenciado, e população inicial de 50 cromossomos. Um aumento de 20% no fato de multiplicação de cargas resultou em um aumento de 28% no momento elétrico final, quando comparado à primeira simulação.

## 2.2 SEGUNDO ESTUDO DE CASO – TRÊS NOVAS SUBESTAÇÕES

Neste estudo de caso, a primeira simulação mostra, por exemplo, que a subestação São José dos Pinhais (SJP), localizada na quadricula 1239, cuja capacidade é de 61.680 KVA, atende uma carga de 42.275, 20 KVA, isto é, 68, 5% de sua capacidade total. A simulação foi realizada com uma população inicial de 50 cromossomos.

A diferença da segunda simulação com relação à primeira está na quantidade de cromossomos usados na população inicial. Pode-se perceber, pelo relatório, que o efeito do aumento de 40% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,26 % no momento elétrico final.

A terceira simulação foi realizada com uma população inicial de 100 cromossomos. Um aumento de 100% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,5% no momento elétrico final. Essa foi a melhor solução obtida para o caso de três possíveis novas subestações.

A quarta simulação, assim como a primeira, foi realizada com 50 cromossomos, porém, os cruzamentos foram de duas partições e aplicou-se o operador genético chamado de multimutação.

A quinta simulação para o caso de três novas subestações utilizou o critério do fator de multiplicação de cargas diferenciado, e população inicial de 50 cromossomos. Um aumento de 20% no fato de multiplicação de cargas resultou, tal como no caso de duas possíveis novas subestações, em um aumento de 28% no momento elétrico final, quando comparado à primeira simulação.

## 2.3 TERCEIRO ESTUDO DE CASO – QUATRO NOVAS SUBESTAÇÕES

A primeira simulação mostra, por exemplo, que a subestação Fazenda Rio Grande (FRG), localizada na quadricula 561, cuja capacidade é de 14.000 KVA, atende uma carga de 13.982, 65 KVA, ou seja, 99, 9% de sua capacidade total. Isso é um indicativo de que essa subestação, em breve, precisará de uma expansão ou efetuará 'troca' de cargas com subestações vizinhas. A simulação foi realizada com uma população inicial de 50 cromossomos.

A diferença da segunda simulação com relação à primeira está na quantidade de cromossomos usados na população inicial. Pode-se perceber, pelo relatório, que o efeito

do aumento de 40% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,39 % no momento elétrico final.

A terceira simulação foi realizada com uma população inicial de 100 cromossomos. Um aumento de 100% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,9% no momento elétrico final. Essa foi a melhor solução obtida para o caso de quatro possíveis novas subestações.

A quarta simulação, assim como a primeira, foi realizada com 50 cromossomos, porém, os cruzamentos foram de duas partições e aplicou-se o operador genético chamado de multimutação.

A quinta simulação para o caso de quatro novas subestações utilizou o critério do fator de multiplicação de cargas diferenciado, e população inicial de 50 cromossomos. Um aumento de 20% no fato de multiplicação de cargas resultou em um aumento de 27,5% no momento elétrico final, quando comparado à primeira simulação.

#### 2.4 QUARTO ESTUDO DE CASO – CINCO NOVAS SUBESTAÇÕES

A primeira simulação mostra, por exemplo, que a subestação Mercês (MCS), localizada na quadrícula 739, cuja capacidade é de 83.340 KVA, atende uma carga de 83.222, 90 KVA, ou seja, 99,8% de sua capacidade total. Isso é um indicativo de que essa subestação, em breve, precisará de uma expansão ou efetuará 'troca' de cargas com subestações vizinhas. A simulação foi realizada com uma população inicial de 50 cromossomos.

A diferença da segunda simulação com relação à primeira está na quantidade de cromossomos usados na população inicial. Pode-se perceber, pelo relatório, que o efeito do aumento de 40% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 0,26 % no momento elétrico final.

A terceira simulação foi realizada com uma população inicial de 100 cromossomos. Um aumento de 100% na quantidade de cromossomos da população inicial resultou em uma melhoria de 1% no momento elétrico final. Essa foi a melhor solução obtida para o caso de quatro possíveis novas subestações.

A quarta simulação, assim como a primeira, foi realizada com 50 cromossomos, porém, os cruzamentos foram de duas partições e aplicou-se o operador genético chamado de multimutação.

A quinta simulação para o caso de quatro novas subestações utilizou o critério do fator de multiplicação de cargas diferenciado, e população inicial de 50 cromossomos. Um aumento de 20% no fator de multiplicação de cargas resultou em um aumento de 26,1% no momento elétrico final, quando comparado à primeira simulação.

A seguir, são apresentados os relatórios dos estudos de caso citados, tal qual obtidos a partir do software MATLAB 5. O programa possibilita quatro relatórios, das quatro melhores soluções encontradas pelo algoritmo. Figuram neste anexo apenas os relatórios das primeiras melhores soluções para cada caso, aqui chamados REL(1). Nos cabeçalhos de cada REL(1) são mostrados detalhes da simulação em questão, como por exemplo, quantas subestações foram consideradas, que tipo de seleção foi utilizada para cada operador aplicado, a eficiência (em número e porcentagem) de cada operador no processo de busca, o tempo de processamento, as quadriculas de melhor solução para as novas subestações, e os resultados totais de momento elétrico e carga atendida. Seguem os relatórios da primeira melhor solução em cada estudo de caso.

REL(1)  
 RESULTADOS DO CASO:  
 DUAS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.0 POP:50 MUTAS:10  
 ALTERNATIVA: 1  
 MUTAÇÃO >>> seleção: ordenada tipo: usual  
 CRUZAMENTO >>> seleção: ordenada tipo: uma partição  
 Número de iterações = 660  
 Número de cruzamentos efetivos = 114 eficiência (%) = 20  
 Número de mutações efetivas = 8 eficiência (%) = 8.8889  
 Tempo de processamento (segundos) = 522.78

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1719 1637  
 \*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1197 1637  
 \*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44789.6416	72920	127141.6371	187692.4005	-60550.7634
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	45716.4601	83340	102423.3326	102423.3326	0
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	30889.0208	31250	52700.90007	53288.28009	-587.380017
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	83044.6942	83340	182998.4502	182998.4502	0
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	17037.1417	100000	77172.54158	134216.0959	-57043.5543
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	65557.5644	83340	146987.4776	146987.4776	0
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	83087.3943	83340	227528.3939	198702.932	28825.462
1727	QBR	19441.9575	40830	81128.94256	102695.0919	-21566.1493
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	39109.8321	61680	118150.5216	135414.0284	-17263.5068
1161	TMA	54820.8173	83340	135614.0375	137538.5973	-1924.55975
1113	UBR	48353.187	83340	126501.698	114330.727	12170.9709
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1197	nov	4517.84559	5000	2671.421127	0	2671.42113
1637	nov	9438.32409	10000	25351.63436	0	25351.6344
TOTAL		1074441.4434		2410752.9135		

No relatório acima tem-se, por exemplo, na primeira linha, informações a respeito da SE de Adrianópolis, cuja sigla é ADR, e está localizada na quadricula 995. A demanda de carga que esta SE atende é de 1.95140047 KVA, sendo que sua capacidade (CPCD) é de 1000 KVA (essa é a capacidade mínima para qualquer subestação, segundo a COPEL). O momento elétrico inicial (MEI, anterior à execução dos algoritmos já citados no trabalho) desta subestação é de 15,75683755 KVA/km. O momento elétrico final (MEF, após execução dos algoritmos) não sofreu alteração, devido ao fato da referida SE estar localizada em uma região mais afastada da região de maior concentração de cargas, o que causa maior influência de uma subestação no momento elétrico final. Da mesma forma, tem-se os resultados para as outras 29 SEs fixas da região considerada, bem como para as duas novas SEs cuja localização ideal deve ser nas quadriculas 1197 e 1637, com capacidades de 5000 e 10000 KVA respectivamente. O total de carga atendida nessa simulação é de 1074441,4434 KVA e o momento elétrico total é de 2410752,9135 KVA/km.

REL(1)  
 RESULTADOS DO CASO:  
 DUAS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:70 MUTAS:10  
 ALTERNATIVA: 1  
 MUTAÇÃO >>> seleção: ordenada e usual  
 CRUZAMENTO >>> seleção: ordenada uma partição  
 Número de iterações = 880  
 Número de cruzamentos efetivos = 162 eficiência (%) = 20.5063  
 Número de mutações efetivas = 5 eficiência (%) = 5.5556  
 Tempo de processamento (segundos) = 738.47

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1244 1683  
 \*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1244 1683  
 \*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)	*MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km) *
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44789.6416	72920	127141.6371	187692.4005	-60550.7634
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	83044.6942	83340	182998.4502	182998.4502	0
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	17604.1906	100000	81463.64136	134216.0959	-52752.4545
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	65557.5644	83340	146987.4776	146987.4776	0
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	83310.2663	83340	228447.3188	198702.932	29744.3869
1727	QBR	18117.7094	40830	69718.35515	102695.0919	-32976.7367
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	41473.0784	61680	129916.1409	135414.0284	-5497.88753
1161	TMA	55020.2008	83340	137131.8618	137538.5973	-406.735453
1113	UBR	48030.8065	83340	123053.4816	114330.727	8722.75457
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1244	nov	2671.42113	5000	0	0	0
1683	nov	9996.13978	10000	20011.08382	0	20011.0838
TOTAL		1074441.4434		2404392.7553		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

DUAS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.5 POP:100 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 1210

Número de cruzamentos efetivos = 226 eficiência (%) = 20.1786

Número de mutações efetivas = 4 eficiência (%) = 4.4444

Tempo de processamento (segundos) = 1114.16

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1853 1762

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1022 1683

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km) *	MEF (KVA/km) *	DIFME (KVA/km) *
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44789.6416	72920	127141.6371	187692.4005	-60550.7634
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	45716.4601	83340	102423.3326	102423.3326	0
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	29937.8975	31250	51464.65863	53288.28009	-1823.62146
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	83044.6942	83340	182998.4502	182998.4502	0
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	17604.1906	100000	81463.64136	134216.0959	-52752.4545
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	65557.5644	83340	146987.4776	146987.4776	-2.91038305e-011
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	83310.2663	83340	228447.3188	198702.932	29744.3869
1727	QBR	18117.7094	40830	69718.35515	102695.0919	-32976.7367
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	38391.1398	61680	117343.8828	135414.0284	-18070.1456
1161	TMA	55020.2008	83340	137131.8618	137538.5973	-406.735453
1113	UBR	50107.3869	83340	137641.3682	114330.727	23310.6412
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1022	nov	4210.58932	5000	3551.952773	0	3551.95277
1683	nov	9996.13978	10000	20011.08382	0	20011.0838
TOTAL		1074441.4434		2410706.9461		

REL(1

RESULTADOS DO CASO:

DUAS SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO:1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTACÃO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: multimutação (2 genes)

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: duas partições

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 99 eficiência (%) = 17.3684

Número de mutações efetivas = 14 eficiência (%) = 15.5556

Tempo de processamento (segundos) = 520.42

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 881 1635

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 881 1686

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44789.6416	72920	127141.6371	187692.4005	-60550.7634
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	1.45519152e-011
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	46402.1751	83340	105851.9076	102423.3326	3428.57507
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	30598.8206	31250	53946.93164	53288.28009	658.651548
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82358.9792	83340	180526.0695	182998.4502	-2472.38065
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	20338.4146	100000	102274.8069	134216.0959	-31941.289
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	82368.8366	83340	223346.1526	198702.932	24643.2207
1727	QBR	16540.4678	40830	59253.83673	102695.0919	-43441.2552
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	78914.2629	83340	176657.8405	164752.5296	11905.3109
1239	SJP	38845.1631	61680	119374.3367	135414.0284	-16039.6917
1161	TMA	54987.7483	83340	136897.0213	137538.5973	-641.576024
1113	UBR	49538.6732	83340	129280.9636	114330.727	14950.2365
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
881	nov	4531.74671	5000	2395.025524	0	2395.02552
1686	nov	8871.60983	10000	33700.92657	0	33700.9266
TOTAL		1074441.4434			2426580.7237	

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

DUAS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.2 POP:50 MUTAS: 10

ALTERNATIVA: 1

MUTACÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 124 eficiência (%) = 21.7544

Número de mutações efetivas = 12 eficiência (%) = 13.3333

Tempo de processamento (segundos) = 535.8

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 828 672

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 475 828

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km) *	MEF (KVA/km) *	DIFME (KVA/km) *
995	ADR	2.34168056	1000	18.90820506	18.90820506	0
701	ATM	13171.1818	14000	29326.7004	29326.7004	0
232	ARC	65119.7219	72920	233729.0144	242658.3804	-8929.36602
1167	ABA	54970.8732	83340	148756.4541	148756.4541	0
938	BCH	40748.2625	41670	57360.80062	57360.80062	0
934	CPM	81287.7663	83340	117180.3268	117180.3268	0
477	BGI	81248.1157	83340	242701.4632	245184.0701	-2482.60689
786	BTE	76734.3393	80000	74617.16774	74617.16774	0
1019	BQE	30095.2073	31250	45212.13777	47168.9778	-1956.84003
1893	CGS	1999.79206	2500	6517.883739	6517.883739	0
342	CCO	35333.7298	100000	107661.7611	107661.7611	0
30	CLG	120.370802	83340	420.5596181	420.5596181	-1.13686838e-013
740	CEN	80115.6212	83340	206706.7208	206706.7208	2.91038305e-011
523	CIC	82792.9628	83340	179583.0698	165725.2127	13857.8571
946	COB	237.526116	45830	794.1820494	794.1820494	0
1487	DJP	28645.5755	100000	161059.3151	161059.3151	0
739	MCS	77618.7255	83340	105532.1706	105532.1706	0
886	PRO	81407.7214	83340	168460.4211	158449.879	10010.5421
841	PIL	27001.4063	83340	57042.45821	57042.45821	0
776	PHO	81706.8548	83340	193816.857	201417.0549	-7600.19786
1727	QBR	26156.8454	40830	123234.1103	123234.1103	0
709	RBS	3645.11217	41660	12229.21251	12229.21251	0
634	SQT	80532.8187	83340	145089.6174	164347.6393	-19258.0219
1239	SJP	51013.0181	61680	162496.8341	177434.6453	-14937.8111
1161	TMA	67973.3164	83340	173497.9765	173497.9765	0
1113	UBR	73969.0029	83340	246858.3865	303419.3551	-56560.9687
716	FZI	5690.6126	41670	29862.58632	103048.574	-73185.9877
561	FRG	13999.5419	14000	25258.87612	25258.87612	0
1228	CSO	12558.2532	100000	40099.27826	40099.27826	0
2005	BAM	7.434767	4200	26.28014036	26.28014036	0
475	nov	3695.82948	5000	0	0	0
828	nov	9729.85085	10000	7411.990694	0	7411.99069
TOTAL		1289329.7321		3102563.5211		

A seguir, são apresentados os relatórios dos resultados para o segundo estudo de caso, com três subestações, cujo padrão segue o mesmo apresentado para o primeiro estudo de caso.

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

TRÊS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 181 eficiência (%) = 31.7544

Número de mutações efetivas = 3 eficiência (%) = 3.3333

Tempo de processamento (segundos) = 545.02

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1827 729 517

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1827 1592 517

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	45684.3598	72920	132076.2983	187692.4005	-55616.1023
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	1.8189894e-012
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82175.1397	83340	179379.1711	182998.4502	-3619.27903
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	15666.181	100000	67546.46288	134216.0959	-66669.633
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	77406.9397	83340	209672.9838	198702.932	10970.0519
1727	QBR	16177.2261	40830	53636.43208	102695.0919	-49058.6598
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	54369.0713	83340	132895.9784	137538.5973	-4642.61886
1113	UBR	45897.9535	83340	111930.4841	114330.727	-2400.24293
716	FZI	2855.52108	41670	11617.28487	14514.81462	-2897.52975
561	FRG	13928.8728	14000	35029.212	34886.43769	142.774302
1228	CSO	10449.7566	100000	33263.15308	33416.06522	-152.91214
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1827	nov	4940.10398	5000	10143.95958	0	10143.9596
1592	nov	9998.97735	10000	26738.99935	0	26738.9993
517	nov	14591.5103	15000	28574.9757	0	28574.9757
TOTAL		1074441.4434		2365808.196		

REL(1)  
 RESULTADOS DO CASO:  
 TRÊS SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.0 POP:70 MUTAS:10  
 ALTERNATIVA: 1  
 MUTAÇÃO >>> seleção: ordenada tipo: usual  
 CRUZAMENTO >>> seleção: ordenada tipo: uma partição  
 Número de iterações = 880  
 Número de cruzamentos efetivos = 249 eficiência (%) = 31.519  
 Número de mutações efetivas = 3 eficiência (%) = 3.3333  
 Tempo de processamento (segundos) = 803.17

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1592 779 1826  
 \*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1592 1826 621  
 \*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	45159.5207	72920	128216.7311	187692.4005	-59475.6694
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82179.1101	83340	180574.9736	182998.4502	-2423.47656
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	16533.8667	100000	71895.97463	134216.0959	-62320.1213
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	77361.6603	83340	207728.0656	198702.932	9025.13365
1727	QBR	15936.2536	40830	52210.40665	102695.0919	-50484.6853
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	54811.5647	83340	135541.405	137538.5973	-1997.19224
1113	UBR	46311.2727	83340	114330.727	114330.727	0
716	FZI	2985.20771	41670	12632.93494	14514.81462	-1881.87968
561	FRG	13997.4314	14000	35012.21841	34886.43769	125.780714
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1592	nov	4771.01612	5000	6154.278985	0	6154.27899
1826	nov	8685.53958	10000	27476.68598	0	27476.686
621	nov	14943.9588	15000	21270.90416	0	21270.9042
TOTAL		1074441.4434		2359764.1721		

REL(1)  
 RESULTADOS DO CASO:  
 TRÊS SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO:1.0 POP: 100 MUTAS:10  
 ALTERNATIVA: 1  
 MUTAÇÃO >>> seleção: ordenada tipo: usual  
 CRUZAMENTO >>> seleção: ordenada tipo: uma partição  
 Número de iterações = 1210  
 Número de cruzamentos efetivos = 397 eficiência (%) = 35.4464  
 Número de mutações efetivas = 7 eficiência (%) = 7.7778  
 Tempo de processamento (segundos) = 1129.26

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 731 1683 517  
 \*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1794 1640 731  
 \*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44619.8084	72920	126382.1201	187692.4005	-61310.2805
1167	ABA	44718.1469	83340	120686.9368	120694.2318	-7.29505089
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	44942.0939	83340	98291.72797	102423.3326	-4131.6046
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	29387.3103	31250	48591.89826	53288.28009	-4696.38183
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	1.8189894e-012
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	80997.6369	83340	180115.5255	182998.4502	-2882.92462
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	16377.4529	100000	71222.09917	134216.0959	-62993.9967
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	66264.451	83340	151650.1725	146987.4776	4662.69493
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	82715.8717	83340	221798.9498	198702.932	23096.0178
1727	QBR	15435.3546	40830	49330.05786	102695.0919	-53365.034
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	67879.2786	83340	128819.1096	164752.5296	-35933.42
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	54415.7957	83340	133129.404	137538.5973	-4409.19329
1113	UBR	47662.1342	83340	120761.6615	114330.727	6430.93448
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1794	nov	4996.36566	5000	9907.494859	0	9907.49486
1640	nov	9823.91943	10000	27105.8647	0	27105.8647
731	nov	14715.7944	15000	13061.75585	0	13061.7559
TOTAL		1074441.4434		2353716.7041		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

TRÊS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: multimutação

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: duas partições

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 156 eficiência (%) = 27.3684

Número de mutações efetivas = 5 eficiência (%) = 5.5556

Tempo de processamento (segundos) = 545.68

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1198 680 1721

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 591 1721 680

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10809.6682	14000	23524.38525	24438.917	-914.531748
232	ARC	44619.8084	72920	126382.1201	187692.4005	-61310.2805
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	44309.6613	83340	94243.17521	102423.3326	-8180.15735
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	27817.2687	100000	79879.83007	89718.13427	-9838.3042
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	32620.4716	83340	63524.79929	72982.16013	-9457.36084
523	CIC	79378.3786	83340	176494.7538	182998.4502	-6503.69636
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	17887.2827	100000	83639.01666	134216.0959	-50577.0792
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	67952.59	83340	159199.7595	146987.4776	12212.2819
841	PIL	20233.974	83340	40521.04276	44784.62143	-4263.57867
776	PHO	81717.2863	83340	218984.5053	198702.932	20281.5733
1727	QBR	18131.1278	40830	69842.59034	102695.0919	-32852.5016
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	70420.4264	83340	137981.3483	164752.5296	-26771.1813
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	55069.5565	83340	137538.5973	137538.5973	0
1113	UBR	46311.2727	83340	114330.727	114330.727	0
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
591	nov	4669.57041	5000	10769.97105	0	10769.9711
1721	nov	9650.27363	10000	21398.49495	0	21398.4949
680	nov	13736.7841	15000	14078.08265	0	14078.0827
TOTAL		1074441.4434			2367253.8042	

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

TRÊS SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.2 POP:50 MUTAS: 10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 178 eficiência (%) = 31.2281

Número de mutações efetivas = 5 eficiência (%) = 5.5556

Tempo de processamento (segundos) = 564.91

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 630 1545 876

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 876 630 1545

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DI FME (KVA/km)*
995	ADR	2.34168056	1000	18.90820506	18.90820506	0
701	ATM	13171.1818	14000	29326.7004	29326.7004	0
232	ARC	66876.8155	72920	242658.3804	242658.3804	0
1167	ABA	54970.8732	83340	148756.4541	148756.4541	-5.820766091e-011
938	BCH	40748.2625	41670	57360.80062	57360.80062	0
934	CPM	81287.7663	83340	117180.3268	117180.3268	0
477	BGI	80961.7915	83340	242271.2917	245184.0701	-2912.778382
786	BTE	76734.3393	80000	74617.16774	74617.16774	0
1019	BQE	29742.9812	31250	46371.23894	47168.9778	-797.7388556
1893	CGS	1999.79206	2500	6517.883739	6517.883739	0
342	CCO	35333.7298	100000	107661.7611	107661.7611	0
30	CLG	120.370802	83340	420.5596181	420.5596181	0
740	CEN	80115.6212	83340	206706.7208	206706.7208	2.910383046e-011
523	CIC	82860.3184	83340	174654.3622	165725.2127	8929.149489
946	COB	237.526116	45830	794.1820494	794.1820494	0
1487	DJP	19691.3683	100000	89408.26172	161059.3151	-71651.05335
739	MCS	77618.7255	83340	105532.1706	105532.1706	0
886	PRO	81904.7952	83340	171766.7782	158449.879	13316.89926
841	PIL	27001.4063	83340	57042.45821	57042.45821	0
776	PHO	83140.3523	83340	204618.4722	201417.0549	3201.417367
1727	QBR	21735.7236	40830	83844.64684	123234.1103	-39389.46344
709	RBS	3645.11217	41660	12229.21251	12229.21251	0
634	SQT	82661.2778	83340	149101.4669	164347.6393	-15246.17234
1239	SJP	52553.9551	61680	172671.9208	177434.6453	-4762.724516
1161	TMA	67132.7342	83340	167926.8339	173497.9765	-5571.142635
1113	UBR	65575.5363	83340	200180.1514	303419.3551	-103239.2037
716	FZI	6414.55485	41670	34119.65666	103048.574	-68928.91737
561	FRG	13999.5419	14000	25258.87612	25258.87612	0
1228	CSO	12558.2532	100000	40099.27826	40099.27826	0
2005	BAM	7.434767	4200	26.28014036	26.28014036	0
876	nov	4675.84351	5000	2663.33796	0	2663.33796
630	nov	9262.02243	10000	6803.983905	0	6803.983905
1545	nov	14587.3835	15000	49563.75021	0	49563.75021
TOTAL		1289329.7321		3028174.275		

A seguir são apresentados os relatórios dos resultados para o segundo estudo de caso, com quatro subestações, cujo padrão segue o mesmo apresentado para o primeiro estudo de caso.

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

QUATRO SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS: 1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 227 eficiência (%) = 39.8246

Número de mutações efetivas = 1 eficiência (%) = 1.1111

Tempo de processamento (segundos) = 584.9

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 537 1828 590 1300

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1828 537 1594 577

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	-3.63797881e-012
232	ARC	44619.8084	72920	126382.1201	187692.4005	-61310.2805
1167	ABA	44718.1469	83340	120686.9368	120694.2318	-7.29505089
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	41060.1722	83340	91221.77679	102423.3326	-11201.5558
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	3.63797881e-012
342	CCO	24745.5499	100000	67315.78233	89718.13427	-22402.3519
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	29234.3776	83340	50186.63282	72982.16013	-22795.5273
523	CIC	79445.6755	83340	194132.5848	182998.4502	11134.1347
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	16177.0984	100000	70351.34798	134216.0959	-63864.7479
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21256.3453	83340	44682.07783	44784.62143	-102.543603
776	PHO	83020.9618	83340	220584.4414	198702.932	21881.5094
1727	QBR	15468.1674	40830	49496.66004	102695.0919	-53198.4319
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	71033.5156	83340	143470.6739	164752.5296	-21281.8557
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	54079.6539	83340	131426.5478	137538.5973	-6112.04953
1113	UBR	46001.7125	83340	112459.5529	114330.727	-1871.17412
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	0
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1828	nov	4532.10283	5000	9746.231379	0	9746.23138
537	nov	9938.69525	10000	13650.87781	0	13650.8778
1594	nov	10791.8658	15000	31502.57853	0	31502.5785
577	nov	19533.9584	20000	19066.6094	0	19066.6094
TOTAL		1074441.4434			2331332.5941P	

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

QUATRO SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS 1.0 POP:70 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:uma partição

Número de iterações = 880

Número de cruzamentos efetivos = 260 eficiência (%) = 32.9114

Número de mutações efetivas = 5 eficiência (%) = 5.5556

Tempo de processamento (segundos) = 790.76

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 572 779 1794 1388

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1591 1794 923 572

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	44591.5125	72920	126237.8386	187692.4005	-61454.562
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	30770.3571	31250	61249.28475	53288.28009	7961.00466
1893	CGS	1666.09129	2500	5428.642507	5431.569783	-2.92727629
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	80842.5432	83340	197968.4967	182998.4502	14970.0466
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	16182.5704	100000	70162.50428	134216.0959	64053.5916
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	69424.6231	83340	186087.7455	198702.932	12615.1865
1727	QBR	15670.3804	40830	50756.2339	102695.0919	-51938.858
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	34940.2092	61680	100753.3589	135414.0284	34660.6696
1161	TMA	54777.5638	83340	135305.4504	137538.5973	2233.14691
1113	UBR	44935.5754	83340	109618.673	114330.727	4712.05398
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	-3.6397881e-012
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1591	nov	4973.88028	5000	9284.656162	0	9284.65616
1794	nov	9134.24775	10000	26607.61454	0	26607.6145
923	nov	13923.4473	15000	12931.58233	0	12931.5823
572	nov	19526.1262	20000	6428.733722	0	6428.73372
TOTAL		1074441.4434			2322294.322	

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

QUATRO SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:100 MUTAS 10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 1210

Número de cruzamentos efetivos = 481 eficiência (%) = 42.9464

Número de mutações efetivas = 4 eficiência (%) = 4.4444

Tempo de processamento (segundos) = 1162.45

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 588 1593 468 781

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1593 1758 928 468

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km) *	MEF (KVA/km) *	DIFME*KVA/km) *
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	41355.05	72920	109687.343	187692.4005	-78005.0575
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31203.408	31250	55156.10629	53288.28009	1867.8262
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82076.3239	83340	179022.8856	182998.4502	-3975.56453
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	16661.2057	100000	72686.16885	134216.0959	-61529.927
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	51850.5684	83340	97447.83566	146987.4776	-49539.6419
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	75623.7384	83340	205273.6229	198702.932	6570.69091
1727	QBR	15825.313	40830	51540.52125	102695.0919	-51154.5707
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	38845.1631	61680	119374.3367	135414.0284	-16039.6917
1161	TMA	54777.5638	83340	135305.4504	137538.5973	-2233.14691
1113	UBR	46916.531	83340	118145.9599	114330.727	3815.23289
716	FZI	3309.2709	41670	14379.9791	14514.81462	-134.835523
561	FRG	13997.4314	14000	35012.21841	34886.43769	125.780714
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1593	nov	4651.10324	5000	5569.592682	0	5569.59268
1758	nov	8823.05488	10000	23919.14326	0	23919.1433
928	nov	14529.1955	15000	12112.21939	0	12112.2194
468	nov	19975.2591	20000	31773.54472	0	31773.5447
TOTAL		1074441.4434		2309606.8806		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

QUATRO SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: multimutação

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo: duas partições

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 212 eficiência (%) = 37.193

Número de mutações efetivas = 2 eficiência (%) = 2.2222

Tempo de processamento (segundos) = 575.45

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 681 1637 1591 519

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 681 1637 519 1294

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	42730.3079	72920	116785.8232	187692.4005	-70906.5773
1167	ABA	44719.2343	83340	120694.2318	120694.2318	0
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	29369.3091	31250	48253.01127	53288.28009	-5035.26882
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82230.4344	83340	179250.0689	182998.4502	-3748.38125
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	8967.7706	100000	39252.11624	134216.0959	-94963.9796
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	79590.5253	83340	215842.4847	198702.932	17139.5528
1727	QBR	18603.652	40830	73584.75394	102695.0919	-29110.338
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	72899.8564	83340	149069.6964	164752.5296	-15682.8332
1239	SJP	39603.7814	61680	120569.6561	135414.0284	-14844.3723
1161	TMA	55020.2008	83340	137131.8618	137538.5973	-406.735453
1113	UBR	39939.867	83340	86210.81624	114330.727	-28119.9108
716	FZI	3309.2709	41670	14379.9791	14514.81462	-134.835523
561	FRG	13997.4314	14000	35012.21841	34886.43769	125.780714
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
681	nov	3803.64576	5000	0	0	0
1637	nov	9931.59827	10000	28567.83887	0	28567.8389
519	nov	14768.9191	15000	16415.66303	0	16415.663
1294	nov	18936.2687	20000	35399.90317	0	35399.9032
TOTAL		1074441.4434		2310477.186		

REL(1)  
 RESULTADOS DO CASO:  
 QUATRO SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO:1.2 POP:50 MUTAS:10  
 ALTERNATIVA: 1  
 MUTAÇÃO >>> seleção: ordenada tipo:usual  
 CRUZAMENTO >>> seleção: ordenada tipo:uma partição  
 Número de iterações = 660  
 Volume de abrangência dos cruzamentos = 10000  
 Número de cruzamentos efetivos = 218 eficiência (%) = 38.2456  
 Número de mutações efetivas = 3 eficiência (%) = 3.3333  
 Tempo de processamento (segundos) = 575.56

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 465 631 778 1684  
 \*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1638 631 485 778  
 \*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km) *	MEF (KVA/km) *	DIFME (KVA/km) *
995	ADR	2.34168056	1000	18.90820506	18.90820506	0
701	ATM	13171.1818	14000	29326.7004	29326.7004	0
232	ARC	66876.8155	72920	242658.3804	242658.3804	0
1167	ABA	54970.8732	83340	148756.4541	148756.4541	0
938	BCH	40748.2625	41670	57360.80062	57360.80062	0
934	CPM	81287.7663	83340	117180.3268	117180.3268	0
477	BGI	73749.5114	83340	220475.1129	245184.0701	-24708.95721
786	BTE	76734.3393	80000	74617.16774	74617.16774	0
1019	BQE	30867.5445	31250	49214.81591	47168.9778	2045.838113
1893	CGS	1999.79206	2500	6517.883739	6517.883739	0
342	CCO	26418.4994	100000	69635.61084	107661.7611	-38026.15029
30	CLG	120.370802	83340	420.5596181	420.5596181	0
740	CEN	76326.1005	83340	189246.0226	206706.7208	-17460.69818
523	CIC	82057.784	83340	164120.625	165725.2127	-1604.587689
946	COB	237.526116	45830	794.1820494	794.1820494	0
1487	DJP	23774.2404	100000	122565.8708	161059.3151	-38493.44428
739	MCS	76557.2512	83340	101708.5922	105532.1706	-3823.57838
886	PRO	81904.7952	83340	171766.7782	158449.879	13316.89926
841	PIL	27001.4063	83340	57042.45821	57042.45821	7.275957614e-012
776	PHO	83213.1793	83340	214403.6774	201417.0549	12986.62255
1727	QBR	26156.8454	40830	123234.1103	123234.1103	1.455191523e-011
709	RBS	3645.11217	41660	12229.21251	12229.21251	0
634	SQT	81900.3957	83340	146358.0674	164347.6393	-17989.57184
1239	SJP	51013.0181	61680	162496.8341	177434.6453	-14937.81114
1161	TMA	67973.3164	83340	173497.9765	173497.9765	0
1113	UBR	61405.1818	83340	169323.3036	303419.3551	-134096.0516
716	FZI	5690.6126	41670	29862.58632	103048.574	-73185.98772
561	FRG	13999.5419	14000	25258.87612	25258.87612	0
1228	CSO	12558.2532	100000	40099.27826	40099.27826	0
2005	BAM	7.434767	4200	26.28014036	26.28014036	0
1638	nov	4871.33514	5000	2449.561369	0	2449.561369
631	nov	9562.35643	10000	7322.747444	0	7322.747444
485	nov	14527.1074	15000	18451.42508	0	18451.42508
778	nov	17999.6398	20000	24119.77096	0	24119.77096
TOTAL		1289329.7321		2972560.9579		

A seguir são apresentados os relatórios dos resultados para o quarto estudo de caso, com cinco subestações, cujo padrão segue o mesmo apresentado para o primeiro estudo de caso.

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

CINCO SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 202 eficiência (%) = 35.4386

Número de mutações efetivas = 4 eficiência (%) = 4.4444

Tempo de processamento (segundos) = 588.36

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1195 826 467 1793 928

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1643 1719 928 467 1195

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km) *	MEF (KVA/km) *	DIFME (KVA/km) *
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	0
232	ARC	40930.48	72920	108038.8631	187692.4005	-79653.5375
1167	ABA	44467.5895	83340	119152.4575	120694.2318	-1541.77426
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	42690.4029	83340	88219.27945	102423.3326	-14204.0531
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	30821.9427	31250	52185.13754	53288.28009	-1103.14255
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	29444.7749	100000	89718.13427	89718.13427	0
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	34459.1988	83340	72982.16013	72982.16013	0
523	CIC	82175.1397	83340	179379.1711	182998.4502	-3619.27903
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	15188.0512	100000	66754.70192	134216.0959	-67461.394
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	51850.5684	83340	97447.83566	146987.4776	-49539.6419
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	0
776	PHO	73727.7783	83340	201198.3185	198702.932	2495.38651
1727	QBR	15306.9922	40830	51266.33424	102695.0919	-51428.7577
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	25802.5303	61680	73567.64222	135414.0284	-61846.3862
1161	TMA	54327.5614	83340	132776.6287	137538.5973	-4761.96859
1113	UBR	41838.6375	83340	97839.42809	114330.727	-16491.2989
716	FZI	2822.70306	41670	11710.98891	14514.81462	-2803.82571
561	FRG	13871.6528	14000	34550.08307	34886.43769	-336.35462
1228	CSO	10460.7578	100000	33373.1646	33416.06522	-42.900611
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1643	nov	4926.69984	5000	17377.1641	0	17377.1641
1719	nov	9781.12253	10000	25590.67834	0	25590.6783
928	nov	14529.1955	15000	12112.21939	0	12112.2194
467	nov	19424.4269	20000	36831.89211	0	36831.8921
1195	nov	23350.7959	25000	41365.73805	0	41365.738
TOTAL		1074441.4434		2281608.1026		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

CINCO SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO: 1.0 POP:70 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 880

Número de cruzamentos efetivos = 292 eficiência (%) = 36.962

Número de mutações efetivas = 7 eficiência (%) = 7.7778

Tempo de processamento (segundos) = 830.63

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 439 1757 1452 1450 1793

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 439 469 1450 1757 680

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10831.8888	14000	23415.96522	24438.917	-1022.95177
232	ARC	43107.7726	72920	118888.5386	187692.4005	-68803.8619
1167	ABA	38681.8165	83340	89265.51543	120694.2318	-31428.7164
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	40642.0375	83340	80833.79285	102423.3326	-21589.5397
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	26176.7414	100000	70969.07581	89718.13427	-18749.0585
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	33095.6457	83340	65390.92286	72982.16013	-7591.23727
523	CIC	83128.9899	83340	182704.8762	182998.4502	-293.57391
946	COB	197.353694	45830	655.9710112	661.8183745	-5.84736329
1487	DJP	16563.5937	100000	72059.42428	134216.0959	-62156.6716
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	61732.7043	83340	128754.2847	146987.4776	-18233.1929
841	PIL	21114.8111	83340	43909.65544	44784.62143	-874.965989
776	PHO	72780.3138	83340	195652.9181	198702.932	-3050.01389
1727	QBR	10291.5717	40830	24363.02738	102695.0919	-78332.0645
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	67879.2786	83340	128819.1096	164752.5296	-35933.42
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	54635.2261	83340	134510.7271	137538.5973	-3027.87022
1113	UBR	46311.2727	83340	114330.727	114330.727	0
716	FZI	3324.0545	41670	14514.81462	14514.81462	-1.8189894e-012
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
439	nov	4931.86588	5000	11533.88273	0	11533.8827
469	nov	8484.2181	10000	6345.142728	0	6345.14273
1450	nov	11799.0328	15000	30284.64567	0	30284.6457
1757	nov	13486.8187	20000	45479.14304	0	45479.143
680	nov	24379.6202	25000	33772.46354	0	33772.4635
TOTAL		1074441.4434		2275504.3639		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

CINCO SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:100 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo: uma partição

Número de iterações = 1210

Volume de abrangência dos cruzamentos = 50000

Número de cruzamentos efetivos = 502 eficiência (%) = 44.8214

Número de mutações efetivas = 6 eficiência (%) = 6.6667

Tempo de processamento (segundos) = 1208.59

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 1790 1342 1244 485 569

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 1790 485 1244 1342 1105

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUA.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10975.9848	14000	24438.917	24438.917	3.63797881e-012
232	ARC	44789.6416	72920	127141.6371	187692.4005	-60550.7634
1167	ABA	44665.2804	83340	120378.6751	120694.2318	-315.556708
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	45716.4601	83340	102423.3326	102423.3326	0
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31088.4331	31250	55047.78103	53288.28009	1759.50094
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	23450.1946	100000	62708.80211	89718.13427	-27009.3322
30	CLG	100.309001	83340	350.4663484	350.4663484	0
740	CEN	30949.3328	83340	57318.67119	72982.16013	-15663.4889
523	CIC	83044.6942	83340	182998.4502	182998.4502	0
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	14324.5927	100000	74460.94244	134216.0959	-59755.1534
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	-1.45519152e-011
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21270.9944	83340	44784.62143	44784.62143	7.27595761e-012
776	PHO	83050.8014	83340	227351.7882	198702.932	28648.8562
1727	QBR	19312.4477	40830	79600.35834	102695.0919	-23094.7336
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	19762.7605	61680	46483.24055	135414.0284	-88930.7879
1161	TMA	38067.1414	83340	71735.14259	137538.5973	-65803.4547
1113	UBR	39132.223	83340	81449.41295	114330.727	-32881.3141
716	FZI	3298.42629	41670	14350.71402	14514.81462	-164.100595
561	FRG	13982.6478	14000	34886.43769	34886.43769	0
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
1790	nov	4965.33154	5000	13554.85087	0	13554.8509
485	nov	9504.44621	10000	10406.8211	0	10406.8211
1244	nov	14981.5421	15000	16495.07723	0	16495.0772
1342	nov	19891.8508	20000	32296.91061	0	32296.9106
1105	nov	24334.6996	25000	40572.2481	0	40572.2481
TOTAL		1074441.4434		2259551.3123		

REL(1)

RESULTADOS DO CASO:

CINCO SEs FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.0 POP:50 MULTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo:multimutação

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: aleatória tipo:duas partições

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 195 eficiência (%) = 34.2105

Número de mutações efetivas = 3 eficiência (%) = 3.3333

Tempo de processamento (segundos) = 596.27

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 378 392 1342 1337 674

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 392 378 621 1342 1639

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadrículas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	1.95140047	1000	15.75683755	15.75683755	0
701	ATM	10968.3613	14000	24383.46296	24438.917	-55.4540385
232	ARC	45113.2977	72920	127992.6288	187692.4005	-59699.7717
1167	ABA	44665.2804	83340	120378.6751	120694.2318	-315.556708
938	BCH	38158.2194	41670	57550.29884	57550.29884	0
934	CPM	81196.5388	83340	127024.3541	127024.3541	0
477	BGI	41655.0238	83340	84721.05909	102423.3326	-17702.2735
786	BTE	75703.82	80000	76808.09851	76808.09851	0
1019	BQE	31047.732	31250	53288.28009	53288.28009	0
1893	CGS	1666.49338	2500	5431.569783	5431.569783	0
342	CCO	24958.8584	100000	66261.6922	89718.13427	-23456.4421
30	CLG	81.1169604	83340	251.2672448	350.4663484	-99.1991036
740	CEN	34149.8073	83340	71001.08778	72982.16013	-1981.07235
523	CIC	79636.1026	83340	169532.6508	182998.4502	-13465.7993
946	COB	197.93843	45830	661.8183745	661.8183745	0
1487	DJP	15695.6605	100000	67545.06793	134216.0959	-66671.028
739	MCS	83222.9004	83340	126138.7402	126138.7402	0
886	PRO	63420.8433	83340	136303.8717	146987.4776	-10683.6059
841	PIL	21256.3453	83340	44682.07783	44784.62143	-102.543603
776	PHO	71983.8432	83340	188072.8433	198702.932	-10630.0887
1727	QBR	15888.1023	40830	51904.77221	102695.0919	-50790.3197
709	RBS	3037.59348	41660	10191.01043	10191.01043	0
634	SQT	76703.5022	83340	164752.5296	164752.5296	0
1239	SJP	42275.2025	61680	133926.7618	135414.0284	-1487.26668
1161	TMA	38066.4137	83340	71731.88826	137538.5973	-65806.709
1113	UBR	44683.3869	83340	106654.339	114330.727	-7676.38799
716	FZI	2985.20771	41670	12632.93494	14514.81462	-1881.87968
561	FRG	13997.4314	14000	35012.21841	34886.43769	125.780714
1228	CSO	10465.211	100000	33416.06522	33416.06522	0
2005	BAM	6.19563917	4200	21.90011697	21.90011697	0
392	nov	4817.5806	5000	6609.925323	0	6609.92532
378	nov	9021.61883	10000	12368.6219	0	12368.6219
621	nov	14943.9588	15000	21270.90416	0	21270.9042
1342	nov	19291.0469	20000	29663.87745	0	29663.8775
1639	nov	13478.8569	25000	42407.96182	0	42407.9618
TOTAL		1074441.4434			2280611.0121	

REL(1

RESULTADOS DO CASO:

CINCO SES FATOR DE MULTIPLICAÇÃO DE CARGAS:1.2 POP:50 MUTAS:10

ALTERNATIVA: 1

MUTAÇÃO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:usual

CRUZAMENTO &gt;&gt;&gt; seleção: ordenada tipo:uma partição

Número de iterações = 660

Número de cruzamentos efetivos = 222 eficiência (%) = 38.9474

Número de mutações efetivas = 11 eficiência (%) = 12.2222

Tempo de processamento (segundos) = 609.02

\*\*\*\*SOLUÇÃO: 1 \*\*\*\*

indivíduos de frequência máxima: 723 1720 779 1335 783

\*\*\*\*subestações novas da melhor solução: 331 723 1720 1150 779

\*\*\*\*distribuição das cargas das quadriculas\*\*\*\*

QUAD.*	SGL.*	CARGA*	CPCD.*	MEI (KVA/km)*	MEF (KVA/km)*	DIFME (KVA/km)*
995	ADR	2.34168056	1000	18.90820506	18.90820506	0
701	ATM	13171.1818	14000	29326.7004	29326.7004	0
232	ARC	57314.0165	72920	180341.978	242658.3804	-62316.40249
1167	ABA	54970.8732	83340	148756.4541	148756.4541	0
938	BCH	40748.2625	41670	57360.80062	57360.80062	0
934	CPM	81287.7663	83340	117180.3268	117180.3268	0
477	BGI	74927.0629	83340	219909.9088	245184.0701	-25274.16124
786	BTE	76734.3393	80000	74617.16774	74617.16774	0
1019	BQE	30038.2381	31250	45453.18313	47168.9778	-1715.794672
1893	CGS	1999.79206	2500	6517.883739	6517.883739	0
342	CCO	35333.7298	100000	107661.7611	107661.7611	0
30	CLG	120.370802	83340	420.5596181	420.5596181	-1.136868377e-013
740	CEN	80115.6212	83340	206706.7208	206706.7208	2.910383046e-011
523	CIC	82119.9642	83340	168370.5571	165725.2127	2645.344394
946	COB	237.526116	45830	794.1820494	794.1820494	0
1487	DJP	20400.5789	100000	90413.01414	161059.3151	-70646.30093
739	MCS	77618.7255	83340	105532.1706	105532.1706	0
886	PRO	77641.5232	83340	153481.8032	158449.879	-4968.075762
841	PIL	27001.4063	83340	57042.45821	57042.45821	0
776	PHO	82247.6149	83340	216924.022	201417.0549	15506.96718
1727	QBR	20159.3939	40830	71278.94917	123234.1103	-51955.16111
709	RBS	3645.11217	41660	12229.21251	12229.21251	0
634	SQT	83264.9005	83340	156667.8579	164347.6393	-7679.781395
1239	SJP	37457.0312	61680	113993.5254	177434.6453	-63441.11991
1161	TMA	67666.1883	83340	171119.27	173497.9765	-2378.706514
1113	UBR	59966.9975	83340	161567.236	303419.3551	-141852.1192
716	FZI	5206.82843	41670	27291.59161	103048.574	-75756.98243
561	FRG	13999.5419	14000	25258.87612	25258.87612	0
1228	CSO	12558.2532	100000	40099.27826	40099.27826	0
2005	BAM	7.434767	4200	26.28014036	26.28014036	0
331	nov	4330.72982	5000	4190.111702	0	4190.111702
723	nov	9340.80971	10000	17616.57829	0	17616.57829
1720	nov	14549.5762	15000	37518.07755	0	37518.07755
1150	nov	18431.2691	20000	18772.5907	0	18772.5907
779	nov	24714.7303	25000	32483.62956	0	32483.62956
TOTAL		1289329.7321		2876943.6252		

### ANEXO III

#### INFORMAÇÕES COMPLEMENTARES DO TRABALHO

A seguir são apresentados, nesta ordem, os seguintes mapas:

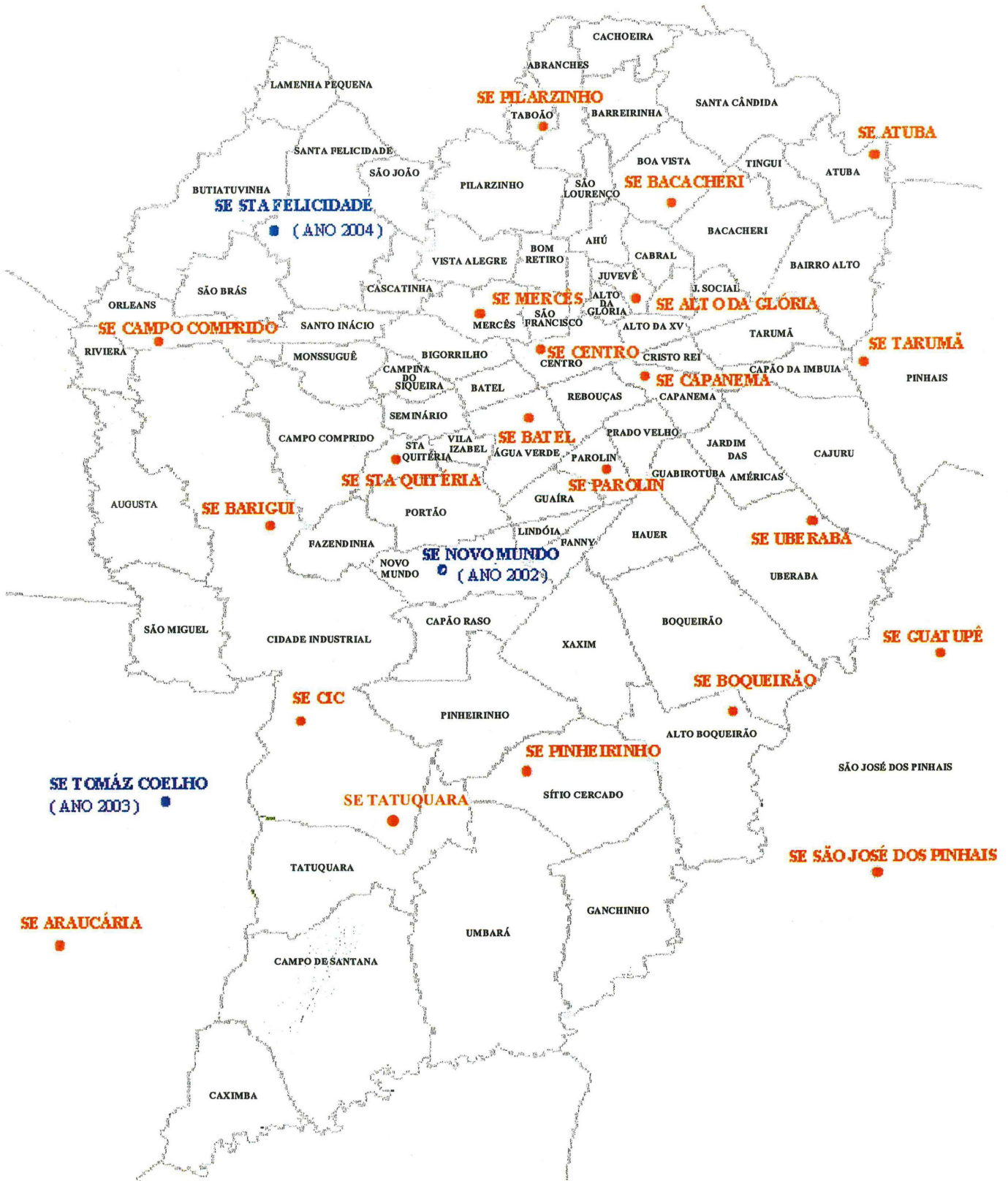
Figura 8: Localização das subestações na Região Metropolitana de Curitiba.

Figura 9: Área de atuação das subestações na Região Metropolitana de Curitiba.

Figura 10: Mapa gerado pelo Planejamento de Distribuição de Energia Elétrica da COPEL, seguido da respectiva legenda (essa previsão foi feita para o ano 2015).

FIGURA 8 - LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES NA RMC

## LOCALIZAÇÃO DAS SUBESTAÇÕES NA REGIÃO METROPOLITANA DE CURITIBA



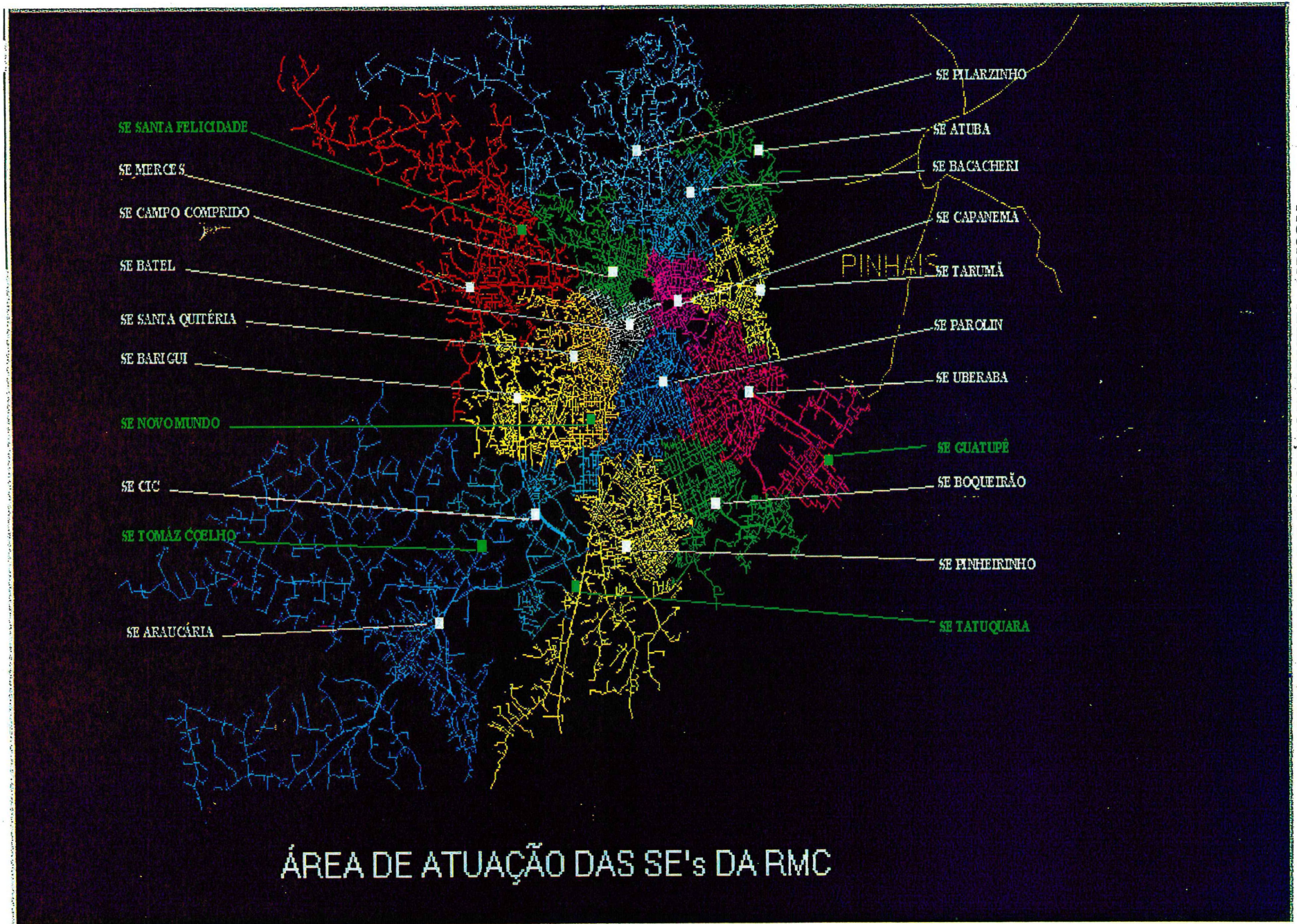
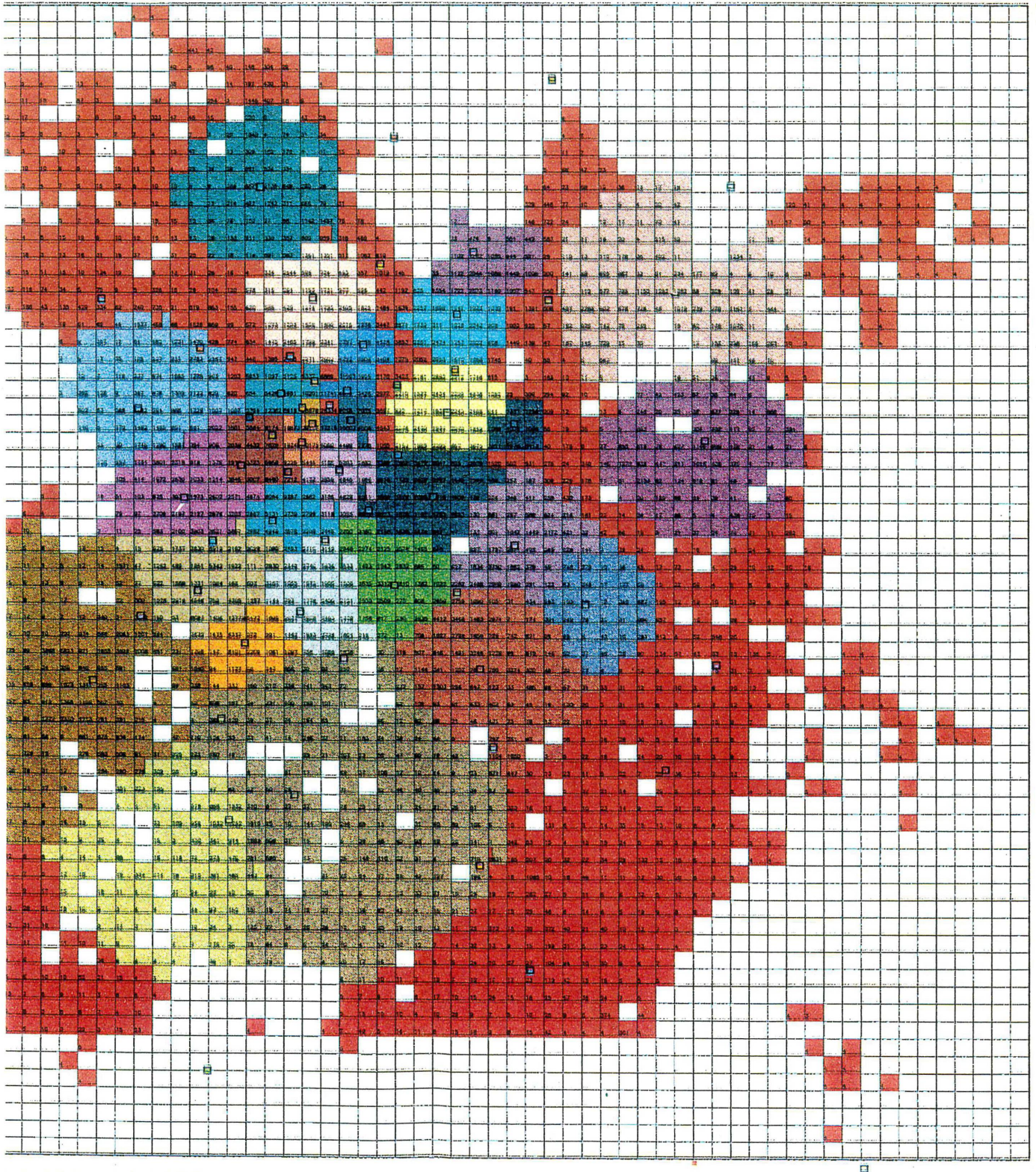


FIGURA 9 - ÁREA DE ATUAÇÃO DAS SEs DE CURITIBA E RMC

FIGURA 10 - MAPA DE UM RELATÓRIO ANUAL DA COPEL, COM LEGENDA DEFINIDA NA PÁGINA SEGUINTE – PREVISÃO PARA O ANO 2015



Planejamento de SE 2 - EMERSON CTA 13072001	
Momento Elétrico Máximo	18000000 kVA.km
Fator de Diversidade	0,84
Custo total do ano 2015	2535015424

CAR 90128	-- SE BAIRRO ALTO	Carga 0 kVA
CAR 90127	-- SE CENTRO CIVICO	Carga 0 kVA
CAR 90126	-- SE SÍTIO CERCADO	Carga 0 kVA
CAR 90125	-- SE GUARAITUBA	Carga 20893 kVA
CAR 90124	-- SE VISTA ALEGRE	Carga 0 kVA
CAR 90123	-- SE MURICY	Carga 0 kVA
CAR 90122	-- SE HAUER	Carga 0 kVA
CAR 90121	-- SE P. DO JAPAO	Carga 0 kVA
CAR 90120	-- SE 7 DE SETEMBRO	Carga 0 kVA
CAR 90119	-- SE PASSEIO PUBLICO	Carga 0 kVA
CAR 90118	-- SE BIGORRILHO	Carga 0 kVA
CAR 90117	-- SE OSVALDO CRUZ	Carga 0 kVA
CAR 90116	-- SE JD DAS AMERICAS	Carga 0 kVA
CAR 90115	-- SE HUGO LANGE	Carga 0 kVA
CAR 90114	-- SE AFONSO PENHA	Carga 0 kVA
CAR 90113	-- SE SERRA DO MAR	Carga 0 kVA
CAR 90112	-- SE CAMPO MAGRO	Carga 0 kVA
CAR 90111	-- SE SANTA CANDIDA	Carga 0 kVA
CAR 90110	-- SE XAXIM	Carga 0 kVA
CAR 90109	-- SE ROCA VELHA	Carga 0 kVA
CAR 90108	-- SE BOCAIUVA	Carga 0 kVA
CAR 90107	-- SE SANTA MONICA	Carga 0 kVA
CAR 90106	-- SE SAO MARCOS	Carga 0 kVA
CAR 90105	-- SE AGUA VERDE	Carga 0 kVA
CAR 90104	-- SE SANTA FELICIDADE	Carga 0 kVA
CAR 90103	-- SE TOMAZ COELHO	Carga 0 kVA
CAR 90102	-- SE PINHAIS	Carga 19938 kVA
CAR 90101	-- SE NOVO MUNDO	Carga 54044 kVA
CAR 90100	-- SE ALTO DA GLORIA	Carga 31025 kVA
CAR 75600	-- SE PIRAQUARA	Carga 18625 kVA
CAR 75341	-- MANDIRITUBA	Carga 0 kVA
CAR 75191	-- FAZENDA RIO GRANDE	Carga 13439 kVA
CAR 75105	-- CAMP GRANDE DO SUI	Carga 0 kVA
CAR 75013	-- almirante tamandare	Carga 18168 kVA
CAR 74880	-- SE PAROLIN	Carga 51835 kVA
CAR 74760	-- SE TATUQUARA	Carga 34485 kVA
CAR 74755	-- SE TARUMA	Carga 56042 kVA
CAR 74745	-- SAO JOSE DOS PINHAIS	Carga 51251 kVA
CAR 74740	-- SE SANTA QUITERIA	Carga 60842 kVA
CAR 74699	-- SE QUATRO BARRAS	Carga 23946 kVA
CAR 74680	-- SE PINHEIRINHO	Carga 53213 kVA
CAR 74520	-- SE MERCES	Carga 66123 kVA
CAR 74346	-- GUATUPE	Carga 35887 kVA
CAR 74246	-- COLOMBO	Carga 0 kVA
CAR 74235	-- SE CIC	Carga 82056 kVA
CAR 74215	-- US Chamine	Carga 0 kVA
CAR 74210	-- SE CENTRO	Carga 47572 kVA
CAR 74200	-- SE CAPANEMA	Carga 49766 kVA
CAR 74145	-- SE BOQUEIRAO	Carga 51977 kVA
CAR 74130	-- SE BATEL	Carga 58139 kVA
CAR 74125	-- SE BARICUI	Carga 62565 kVA
CAR 74110	-- SE BACACHERI	Carga 32627 kVA
CAR 74090	-- SE ATUBA	Carga 34662 kVA
CAR 74050	-- ARAUCARIA	Carga 57871 kVA
CAR 72560	-- FAZENDA IOUACU	Carga 22756 kVA
CAR 71950	-- SE UMBARA	Carga 0 kVA
CAR 71900	-- SE UBERABA	Carga 62255 kVA
CAR 71745	-- SE PILARZINHO	Carga 43072 kVA
CAR 71180	-- RENAULT	Carga 5173 kVA
CAR 71105	-- CAMPO DO ASSOBIO	Carga 0 kVA
CAR 71100	-- SE CAMPO COMPRIDO	Carga 40605 kVA
	Carga nao atendida	Carga 126416 kVA