

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS - UFAL
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
MESTRADO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL DO
CONHECIMENTO

Roberto José Correia da Silva

**UM SISTEMA DE GERENCIAMENTO E CONTROLE OPERACIONAL
DE FLUXO DE POTENCIA UTILIZANDO TÉCNICAS DE
ALGORITMOS GENÉTICOS**

Maceió
2008

Roberto José Correia da Silva

**UM SISTEMA DE GERENCIAMENTO E CONTROLE OPERACIONAL
DE FLUXO DE POTENCIA UTILIZANDO TÉCNICAS DE
ALGORITMOS GENÉTICOS**

Dissertação de Mestrado apresentada à
Coordenação do Programa de Pós-Graduação
em Modelagem Computacional do
Conhecimento do Instituto de Computação da
Universidade Federal de Alagoas em
cumprimento as exigências para obtenção do
Grau de Mestre em Modelagem
Computacional.

Orientador: Prof^ª. ROBERTA VILHENA
VIEIRA LOPES , D.Sc

Co-orientador: Prof. MANOEL
AGAMENNOM LOPES , D.Sc

Maceió
2008

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico
Bibliotecária: Fabiana Camargo dos Santos

S586s Silva, Roberto José Correia da.
Um sistema de gerenciamento e controle operacional de fluxo de
potência utilizando técnicas de algoritmos genéticos / Roberto José
Correia da Silva. – 2008.
128 f. : il.

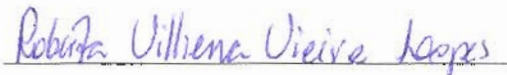
Orientadora: Roberta Vilhena Vieira Lopes.
Co-orientador: Manoel Agamennom Lopes.
Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional do
Conhecimento) – Universidade Federal de Alagoas. Programa de Pós-
Graduação em Modelagem Computacional de Conhecimento. Maceió,
2008.

Bibliografia: f. 97-101.
Apêndices: f. 102-128.

1. Inteligência artificial. 2. Algoritmos genéticos. 3. Fluxo de
potência. 4. Sistema de energia elétrica. I. Título.

CDU: 004.89:621.31

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Modelagem Computacional de Conhecimento pelo Programa Multidisciplinar de Pós-Graduação em Modelagem Computacional de Conhecimento, da Universidade Federal de Alagoas, aprovada pela comissão examinadora que abaixo assina:



Profa. Dra. Roberta Vilhena Vieira Lopes

UFAL – Instituto de Computação

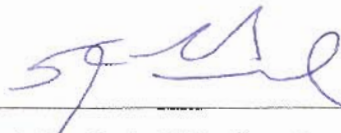
Orientadora



Prof. Dr. Manoel Agamemnon Lopes

UFAL – Centro de Ciências Agrárias

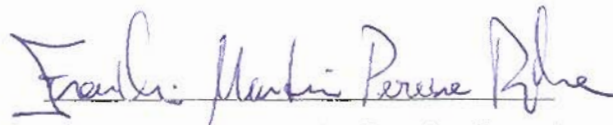
Co-orientador



Prof. Dr. Luis Cláudius Coradine

UFAL – Instituto de Computação

Examinador



Prof. Dr. Franklin Martins Pereira Pamplona

CEFET/PB – Coordenadoria de Eletrotécnica

Examinador

Maceió, dezembro de 2008.

Dedico este trabalho aos meus pais (in memoriam), pelos valores que me foram transmitidos desde cedo, pela fé e pelo amor sempre doado.

A Edinha, minha esposa, pelo incentivo, pelo apoio, pela dedicação e pelo amor extraordinariamente demonstrado no dia-a-dia.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, o Grande Senhor do Universo.

À minha adorável família, pelo apoio que sempre me dedicou ao longo desses anos.

Aos amigos, sempre presentes em nossas histórias, especialmente a Franklin, Marcos, Hilberto, André e Luiz.

Agradeço a UFAL e a CEAL pela oportunidade de realizar este trabalho.

A Prof^ª. Roberta Vilhena Vieira Lopes, por ser uma excelente orientadora, pela sua compreensão, por suas importantes sugestões e valiosas contribuições que foram de grande importância durante o decorrer deste trabalho.

Ao Prof. Manoel Agamennon Lopes, pelo contínuo estímulo, incentivo e confiança em mim depositadas e pelos ensinamentos transmitidos no desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Luis Claudius Coradine pelas sugestões construtivas.

E às pessoas que, de alguma forma, direta ou indiretamente, auxiliaram neste trabalho.

RESUMO

Esta dissertação de mestrado visa desenvolver um sistema computacional, baseado em técnicas de inteligência artificial-IA, para a otimização do gerenciamento e controle fluxo de potencia do sistema de subtransmissão de energia elétrica da CEAL em 69 KV da regional Maceió e diminuição do seu custo operacional. Esta ferramenta computacional, através da utilização dos algoritmos evolucionários, na abordagem de uma variação de algoritmo genético de Holland, apresenta-se como um Framework que tem a capacidade de desenvolvimento da técnica de reuso para a determinação rápida e eficaz das soluções (cromossômicas) factíveis para o problema de balanceamento de tensões nodais e atender as condições operacionais normais e emergenciais do sistema em regime permanente. O preceito será integrado ao sistema VTS da CEAL em uma rede de estações de trabalho nos centros de controle operacionais (COD/COS), para compartilhar o maior número de recursos oferecidos na análise e gerenciamento do sistema elétrico, como também propor um conjunto de ações a serem tomadas, no menor tempo possível.

PALAVRAS-CHAVE: Inteligência Artificial – Algoritmos Genéticos- Fluxo de Potência .

ABSTRACT

This work reports about the development of computational system based in Intelligence Artificial-IA to optimization load flow management and control of electric subtransmission system in 69 KV of Energetic Company of Alagoas – CEAL at minimum cost operational. This computational tool, through the use of evolutionary algorithms, in addressing a range of genetic algorithm of Holland, is a framework that has the ability to reuse the development of technology for the rapid and efficient determination of solutions (chromosome) feasible to the problem of balancing the tension and nodal meet the operating conditions of normal and emergency system on a permanent basis. The provision will be integrated with the CEAL VTS system on a network of workstations in the centers of operational control (COD / COS), to share the greatest number of features offered in analyzing and managing the electrical system, but also propose a set of actions to be taken in the shortest possible time.

KEYWORDS: Intelligence Artificial - Genetic Algorithm -Load Flow .

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Esquema típico de transmissão e distribuição de energia.....	12
Figura 2.2 - Representação grafo Sistema Subtransmissão 69 kV de Maceió	14
Figura 2.3 - Modelagem do método de soma de potência.....	25
Figura 3.1 - Algoritmo genético básico.....	31
Figura 3.2 - Algoritmo genético visto como uma seqüência de mapeamentos.....	32
Figura 3.6 - Exemplo de uma codificação binária.....	36
Figura 3.7 - Representação da função $f(x) = \sin(x) \cdot x$	37
Figura 3.8 - Exemplo de operação do <i>crossover</i> simples.....	38
Figura 3.9 - Resultado da operação	39
Figura 3.10 - Os cromossomos A e B (pais)	39
Figura 3.11 - Operação sorteio	39
Figura 3.12 - Exemplo de operação do <i>crossover</i> Flat.....	39
Figura 3.13 - Pais.....	40
Figura 3.14 - Exemplo de resultado da operação do <i>crossover</i> Aritmético	40
Figura 3.15 - Exemplo de operação do <i>crossover</i> Linear	41
Figura 3.16 - Pais.....	41
Figura 3.17 - Exemplo de operação do <i>crossover</i> Discreto (filhos).....	41
Figura 3.18 - Operador de mutação real.....	41
Figura 3.19 - Estrutura básica de um Algoritmo Genético.....	43
Figura 3.20 - Método de Seleção por Roleta	46
Figura 3.21 - Algoritmo básico do método de seleção por Roleta	46
Figura 3.22 - Algoritmo básico do método de seleção por Torneio.....	47
Figura 3.23 - Método da Amostragem Universal Estocástica.....	49
Figura 3.24 - Algoritmo básico do uso dos operadores.....	52
Figura 3.25 - Cruzamento em um ponto.....	52
Figura 3.26 - Cruzamento em dois pontos	53
Figura 3.27 - Cruzamento uniforme	53
Figura 3.28 - Mutação Simples	54
Figura 3.29 - Exemplo de mutação ($pm = 0.08$).....	54
Figura 4.1 - Diagrama de Classe Algoritmo Genético em Sistema de Potência.....	57

Figura 4.2 - Fluxograma de interface entre os módulos AGH e FP	58
Figura 4.3 - Ambiente de Programação.....	59
Figura 4.4 - Tela principal do programa AGH fluxo de potência.....	62
Figura 4.5 - Operadores de Crossover.....	63
Figura 4.6 - Operadores de Seleção.....	63
Figura 4.7 - Programa Protótipo.....	64
Figura 4.8 - Tela de consulta	64
Figura 4.9 - Tela repositório de consulta.....	65
Figura 4.10 - Tela Tabela da variável de Estado	65
Figura 4.11 - Tela Patamares da Curva Carga.....	66
Figura 4.12 - Interface gráfica.....	66
Figura 4.13 - Diagrama do Sistema de Subtransmissão em 69 Kv –CEAL.....	68
Figura 4.14 – Diagrama equivalente sistema 7 barras 69/13,kV.....	69
Figura 4.15 - A evolução do AG	75
Figura 4.16 - A representação topológica Gerações x Função <i>Fitness</i> do AGH.....	75
Figura 4.17 - Resultado do fluxo de potencia powerworld_09.pwb(caso base)	77
Figura 4.18 - - Resultado do fluxo de potencia powerworld_10.pwb(caso 1)	78
Figura 4.19 – Gráfico comparativo das tensões do sistema para o caso 1	80
Figura 4.20 - Resultado do fluxo de potencia powerworld_11.pwb(caso 2)	80
Figura 4.21 – Gráfico comparativo das tensões do sistema para o caso 2	82
Figura 4.22 - Resultado do fluxo de potencia powerworld_12.pwb(caso 3).....	84
Figura 4.23 – Gráfico comparativo Modulos das tensões sistema para o caso 3	85
Figura 4.24 - Resultado do fluxo de potencia powerworld_12.pwb(caso final)	86
Figura 4.25 – Gráfico comparativo as tensões das barras	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Tipos de barras no fluxo tradicional.....	17
Tabela 3.1 - Exemplo de uma População de Indivíduos com Codificação Binária ...	37
Tabela 3.2 - Tipos de Representação de Cromossomos	42
Tabela 3.3 - Exemplo de Função de Aptidão	44
Tabela 3.4 - Exemplo de Função de Aptidão e Função de Aptidão Relativa.....	46
Tabela 3.5 - Grau de Aptidão para o Método de Seleção por Torneio.....	48
Tabela 4.1 - Variável de estado da Subestação TBM disjuntor 12T1 de 69KV	67
Tabela 4.2 - Cromossomos das subestações sistema Maceió obtidos pelo AGH	70
Tabela 4.3 - Dados das barras do sistema Maceió	73
Tabela 4.4 - Dados de linha do sistema Maceió.....	73
Tabela 4.5 - Limites do reativo do sistema Maceió	74
Tabela 4.6 - Cromossomo subestações do sistema Maceió obtidos pelo AGH	77
Tabela 4.7 - medições coletados do sistema Maceió através do VTS.....	77
Tabela 4.8 - Valores das variáveis (caso base).....	78
Tabela 4.9 - Valores das variáveis com influencia do AGH.....	78
Tabela 4.10 - Comparação do caso 1.	79
Tabela 4.11 - Influência do cromossomo PCA/TDB	99
Tabela 4.12 - Resultado do Fluxo	99
Tabela 4.13 - Comparação do caso 2	99
Tabela 4.14 - Influência do cromossomo PCA/TDB + TBM	100
Tabela 4.15 - Resultado do Fluxo 4	100
Tabela 4.16 - Comparação do caso 3	101
Tabela 4.17 - Gráfico comparativo entre os módulos das tensões nodais.....	101

LISTA DE SÍMBOLOS

V_Q : Barra de referencia

P_Q : Barra de carga

P_V : Barra de tensão controlada.

V^{esp} : módulo de tensão especificada na barra de carga.

P^{esp} : módulo da potência ativa especificada na barra de carga.

Q^{esp} : módulo da potência reativa especificada na barra de carga

ΔP : vetor de potência ativa a ser resolvido no programa fluxo de potência.

ΔQ : vetor de potência reativa a ser resolvido no programa fluxo de potência.

$\Delta V'$: vetor de correção dos módulos das tensões nas barras

$\Delta \theta'$: vetor de correção dos ângulos nas barras

J_v : matriz Jacobiano expandida

V_k : Tensão em um nó genérico k

k_m : trecho genérico de uma linha de transmissão que liga dois nós subsequentes k e m (m à jusante de k)

α_{km} : Abertura angular de linha ou trecho.

P_{km} : Fluxo de Potência Ativa do nó k para o nó adjacente m

Q_{km} : Fluxo de Potência Reativa do nó k para o nó adjacente m

kWh : Unidade de medida de energia elétrica de um sistema elétrico.

R_{km} : Resistência série de um trecho genérico por km.

X_{km} : Reatância série de um trecho genérico por km.

B_{km} : Susceptância série de um trecho genérico por km.

G_{km} : Condutância série de um trecho genérico por km

Y_{km} : Admitância série de um trecho genérico por km

Z_{km} : impedância série de um trecho genérico por km

B_{km} : Susceptância da matriz de admitância nodal por km

$P_i^D (V_i)$: Demandas de potencias ativas na barra i que pode variar com o módulo da tensão da barra

$Q_i^D (V_i)$: Demandas de potencias reativas na barra i que pode variar com o módulo da tensão da barra

SUMÁRIO

Lista de Figuras.....	xii
Lista de Tabelas	xv
Lista de Símbolos.....	xvi
Resumo.....	xvii
Abstract	xviii
1 INTRODUÇÃO.....	01
1.1 Contextualização do Estudo	03
1.2 Motivação da Dissertação	06
1.3 Objetivos da Dissertação	09
1.4 Descrição do Problema.....	09
1.5 Estrutura da Dissertação	11
2 SISTEMA DE ENERGIA ELETRICA.....	12
2.1 Sistema de Geração, Transmissão e Distribuição de Energia	12
2.2 Representação em Grafos de um Sistema de Energia Elétrica.....	13
2.3 O Problema do Fluxo de Potência.....	15
2.4 A Formulação do Problema do Fluxo de Potência.....	18
2.5 A Formulação do Problema de Mínimo Desvio de Tensão	20
2.6 Perspectivas Computacionais do Problema de Fluxo de Potência.....	23
2.6.1 O Método Iterativo de Gauss.....	24
2.6.2 O Método de Gauss-Seidel.....	24
2.6.3 O Método Newton-Raphson.....	24
2.6.4 O Método Soma de Potências	26
2.7 Programas Computacionais	29
3 ALGORITMOS GENÉTICOS (AGs).....	30
3.1 Introdução.....	30
3.2 Características Gerais dos Algoritmos Genéticos	31
3.3 Função de Avaliação	34

3.4 Codificação dos Parâmetros	36
3.4.1 Codificação Clássica ou Binária.....	37
3.4.2 Codificação em Ponto Flutuante ou Números Reais.....	38
3.4.2.1 <i>Crossover</i> Simples	39
3.4.2.2 <i>Crossover</i> Flat	40
3.4.2.3 <i>Crossover</i> Aritimético	41
3.4.2.4 <i>Crossover</i> Linear	41
3.4.2.5 <i>Crossover</i> Discreto	42
3.4.2.6 Operador de Mutação Real.....	43
3.4.3 Codificação Alfanumérica ou Literal	43
3.5 Aspectos Principais dos Algoritmos Genéticos.....	43
3.5.1 População	45
3.5.1.1 Indivíduos.....	45
3.5.2 Avaliação de Aptidão (<i>Fitness</i>).....	46
3.5.3 Seleção.....	47
3.5.3.1 Método da Seleção por Roleta.....	47
3.5.3.2 Método da Seleção por Torneio	49
3.5.3.3 Método da Amostragem Universal Estocástica.....	50
3.5.3.4 Seleção Elitista	51
3.6 Operadores Genéticos.....	51
3.6.1 Operador Cruzamento (<i>Crossover</i>)	53
3.6.1.1 Cruzamento em um ponto	53
3.6.1.2 Cruzamento em dois pontos	54
3.6.1.3 Cruzamento uniforme.....	54
3.6.2 Operador Mutação.....	55
3.6.3 Renovação da População.....	56
3.6.4 Critério de Parada.....	57
4 UMA VARIAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO DE HOLLAND APLICADO A SISTEMA DE POTENCIA DE ENERGIA ELÉTRICA.....	58
4.1 Visão Geral do Software FPAGH	58
4.2 O Módulo do Algoritmo Genético AGH.....	59
4.3 Decodificação e teste do cromossomo	61
4.4 Inserção das variáveis de estado.....	61

4.5 O Módulo do Fluxo de Potência.....	61
4.6 Características do Ambiente de Programação do FPAGH.....	62
4.7 Programação Orientada a Objetos	63
4.8 Filosofia Para Implementação	64
4.9 Recursos Computacionais Utilizados	64
4.10 Localização e Sistema de Arquivos.....	64
4.11 Inicialização.....	65
4.12 Avaliação da População	65
4.13 Reprodução.....	65
4.14 Descrição da interface do AGH.....	65
4.15 Operadores de Crossover.....	67
4.16 Operadores de Seleção	67
4.17 Descrição da interface do programa Protótipo	68
4.17.1 Mineração de dados do VTS para o FPAGH	68
4.17.2 Tela criação de consulta	68
4.17.3 Tela Repositório de Consultas.....	69
4.17.4 Tela Tabela da variável de Estado.....	69
4.17.5 Tela Patamares da Curva Carga	70
4.17.6 Interface gráfica.....	71
4.17.7 Tela de saída dos dados	71
4.18 Estudo de Caso	72
4.18.1 Função Objetivo	74
4.19 Implementação do Programa FPAGH.....	75
4.20 Apresentação e Análise dos Resultados	77
4.20.1 Modelo Formato IEEE	78
4.21 Componentes do Sistema de Subtransmissão- CEAL.....	79
4.22 Análise de Resultados do Balanceamento das Tensões Nodais Referentes a 3 Casos Aplicados ao Sistema de Subtransmissão da Regional Maceió 69 KV	82
4.22.1 Caso Base	82
4.22.1.1 Caso 1	83
4.22.1.2 Caso 2.....	86
4.22.1.3 Caso 3.....	88
4.22.1.4 Análise Final.....	92

5 CONCLUSÃO.....	94
5.1 Limitações do Trabalho	95
5.2 Proposta para Trabalhos Futuros	96
REFERÊNCIAS	97
APÊNDICE A	99
APÊNDICE B.....	103
APÊNDICE C.....	104

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Hoje em dia, o homem necessita e depende cada vez mais da energia elétrica, um bem fundamental. Além de indispensável, face aos imperativos das sociedades contemporâneas, é elemento imprescindível ao processo de desenvolvimento. A energia elétrica participa de todos os aspectos da cadeia produtiva nacional e do bem-estar econômico e social da população. Para atender ao crescente mercado, existe o desafio de se manter e expandir a atual infra-estrutura de serviços de energia elétrica, buscando-se incentivar ações continuadas de atualização tecnológica, mais limpa e eficiente, inclusive aquelas para geração descentralizada. Existe a necessidade de se continuar a desenvolver estudos que garantam à operação, a qualidade da energia, a supervisão, a segurança e a confiabilidade do sistema interligado e seu planejamento.

A energia elétrica, mesmo sendo uma ferramenta necessária e insubstituível para promover o desenvolvimento, constituindo um atributo imperativo, não é o suficiente. Ela encontra-se tão presente no cotidiano que não dá nem para imaginar como seria suportar alguns dias sem ela. A energia começou a ser aproveitada para diminuir ou facilitar o trabalho e alargar o conforto. Por sua natureza, ela é uma fonte energética obtida de recursos escassos e deve ser transportada de modo eficiente desde sua forma primitiva até a sua forma final de utilização. Portanto, tem que ser produzida no tempo em que se almeja consumi-la, carecendo de um fornecimento contínuo e ininterrupto. Esta característica determina as possibilidades tecnológicas para seu fornecimento.

Devido sua importância, procura-se maior eficácia desde sua geração até a utilização, passando pela transmissão e pela distribuição, analisando sua interação harmônica com o meio ambiente, propiciando assim, a racionalização do consumo de energia elétrica, combatendo o desperdício e reduzindo os custos e os investimentos setoriais, aumentando ainda a eficiência energética e o desenvolvimento e aplicação de tecnologias adequadas.

Todas as atividades da sociedade moderna são movidas pela energia elétrica. O seu uso e versatilidade se fazem tanto maior quanto maiores forem os recursos técnicos e financeiros do país. O consumo da energia elétrica constitui-se de um verdadeiro índice

indicativo do desenvolvimento de uma nação. O KWh *per-cápita*, por ano, representa um seguro indicador de análise deste progresso.

Assegura-se que a importância do setor elétrico brasileiro excede seus próprios limites [Plano 2015 – Eletrobrás]¹, querendo-se dizer que sua influência é decisiva em vários outros setores de atividades sócio-econômicas e industriais da nação. As atividades relacionadas ao fornecimento de energia elétrica têm uma importância essencial e ímpar nas atividades econômicas do país. Nenhum plano de desenvolvimento, qualquer nível de incremento industrial, e mesmo a rapidez do dia-a-dia da nação, passam pela atuação e execução do setor elétrico, como ficou bem demonstrado na crise energética antecedente, concluindo-se daí a grande e importante necessidade da formação de engenheiros especializados e de alto nível para o setor.

Os Sistemas Elétricos de Potência, em que se situam o planejamento, a operação e o controle do fornecimento de energia elétrica, têm se tornado mais complexo; necessitando de tecnologias avançadas para fazer frente a uma demanda crescente, a um sistema interligado que abrange praticamente todo o país, com um gerenciamento e domínio cada vez mais sofisticados, fazendo uso de conhecimentos modernos de diversas áreas científicas. As tecnologias modernas aplicadas em computação, em equipamentos médicos, em controles nas mais diversas áreas, apresentam exigências crescentes para o fornecimento de uma energia com qualidade, que implica em ferramentas bastante avançadas, com uso de técnicas matemáticas modernas e recursos computacionais poderosos.

A computação e as técnicas matemáticas constituem ferramentas principais neste campo de atuação. Evidencia também o uso cada vez mais intenso de recursos de automação e de eletrônica de potência, não só na parte dos Sistemas de Potência, como ainda nos Sistemas Industriais, o que traz junto à utilização difundida de técnicas da área de controle. Em geral, o setor elétrico brasileiro vem passando por mudanças radicais na estrutura e objetivos, impetrando uma nova postura perante os diferentes e grandes desafios que estão surgindo.

Um Sistema de Gerenciamento e Controle Operacional de Fluxo de Potência utilizando Técnicas de Algoritmos Genéticos é a proposta da dissertação de mestrado, onde é

¹ EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE (2006). “Plano Decenal de Expansão de Energia Elétrica – PDEE 2006-2015”.

feita uma abordagem da evolução das espécies, segundo Darwin², propondo um modelo heurístico computacional para a resolução de uma configuração apropriada para um sistema de subtransmissão de energia elétrica em 69kV. O sistema computacional decidirá pela seleção do vetor \langle Potência Ativa-P, Potência Reativa-Q, Tensão Nodal do barramento da subestação-V, e o Ângulo do da Tensão Nodal $\theta \rangle$ mais adaptado para cada condição de regime operacional o qual através da simulação do fluxo de potência indicará uma melhor solução para as injeções dos fluxos de potência ativo e reativo na barra em análise, proporcionando o equilíbrio das tensões nas barras adjacentes. Essa indicação garantirá aos operadores do sistema aos procedimentos operacionais tais como: ajustes das derivações (taps) dos reguladores LTC ao longo das linhas e dos taps dos transformadores das subestações, energização dos bancos de capacitores em derivação nas barras das subestações como também as transferências de carga entre barramentos das subestações do sistema através da abertura e fechamento chaves seccionadoras e/ou disjuntores.

1.1 Contextualização do Estudo

Para se realizar um estudo das exposições entre energia elétrica e desenvolvimento, na economia brasileira, pode-se dizer que o desempenho da eletricidade nos processos iniciais de urbanização e industrialização é avaliado como variáveis estratégicas as análises: expansão da produção e consumo de energia elétrica; do desenvolvimento do uso de força motriz na indústria de transformação; e, dos impactos de uso na conformação da urbanização, particularmente na concentração na indústria em cidades. Essas variáveis mostraram-se apropriadas à avaliação do processo, uma vez que, por meio delas, seria provável levar em conta as qualidades que apontaram o estímulo e o aparecimento da eletrificação e que maneira diretamente articulada ao uso e dispersão de energia em suas diversas formas.

Os Sistemas de Energia compreendem no que diz respeito à geração; desde o problema voltado para o abastecimento futuro de energia, com décadas de antecedência, a expansão da geração, seguido do planejamento da operação dos sistemas, que se inicia com o aspecto energético da operação, atravessando alguns anos à frente, até a operação de curto prazo, com a determinação dos geradores que vão entrar em operação.

² **Charles Robert Darwin**, foi um naturalista britânico que alcançou fama ao convencer a comunidade científica da ocorrência da evolução e propor uma teoria para explicar como ela se dá por meio da seleção natural e sexual. Esta teoria se desenvolveu no que é agora considerado o paradigma central para explicação de diversos fenômenos Naturais.

Na parte mais focalizada para a transmissão da energia gerada, de principal importância em um país com dimensões continentais, tem-se ainda um planejamento de desenvolvimento da rede, seguido da operação e controle das linhas de transmissão. Neste aspecto, muitas vezes unido com a geração, se situa ampla parte das atividades dos sistemas de potência, envolvendo a operação elétrica, os fluxos de carga, os estudos das linhas de transmissão, a proteção e ainda indicadores operacionais que determinam a estabilidade dos sistemas.

A distribuição da energia elétrica para os consumidores finais também envolve um planejamento para a expansão dos sistemas. Esta área sofreu grandes avanços nos últimos tempos, procurando-se automatizar e controlar, mesmo à distância, as operações pertinentes, através de estudos apurados e com uso de modernos centros de operação, chegando-se hoje a uma preocupação crescente com o já citado problema da qualidade da energia. Junto com a transmissão, encontram-se tópicos como as subestações, as técnicas de alta tensão e isolamento.

Nas duas pontas deste horizonte compreendido pela ênfase estão as máquinas elétricas, tanto na geração como no consumo da energia elétrica, com seus problemas inerentes, envolvendo mais controle e recursos da eletrônica. Podem ser incluídos os transformadores, presentes também na transmissão e na distribuição.

O adjacente dessas áreas, mencionada de forma bastante sintetizada, forma o campo de atuação principal dos Sistemas de Energia e Automação. Praticamente todas fazem uso intensivo de recursos computacionais avançados, principalmente em softwares, mas também em hardwares, inclusive para o gerenciamento e controle, até em tempo real.

Finalmente, aborda-se ao uso final da energia elétrica, com enfoque principal para fins industriais, incluindo-se aí as instalações elétricas industriais. Nesta esfera, envolvendo a parte de equipamentos, também aconteceram grandes transformações, principalmente no que diz respeito ao controle e automação.

Recursos matemáticos avançados são essenciais para o tratamento e solução dos problemas, muito usados em softwares, aplicados juntamente com técnicas computacionais, tais como métodos de otimização, algoritmos genéticos, ou computação evolucionária de forma geral, incluindo também redes neurais artificiais, técnicas de inteligência artificial, transformadas *Wavelets*, tratamentos estocásticos, e muitos outros.

Outro enfoque importante da energia elétrica é que no Planejamento decenal a expansão do sistema elétrico brasileiro é desenvolvida pela empresa de pesquisa energética estatal, devendo ser estabelecida de forma pujante o suficiente para que os agentes de mercado tenham acesso a este sistema, possibilitando um ambiente propício para a competição na geração e comercialização de energia elétrica. Essa por ser uma fonte de riqueza, desempenha um importante e relevante instrumento de socialização, permitindo a busca na equalização dos preços de energia para as classes menos favorecidas, principalmente aquelas que ainda não foram inseridos no grande projeto de inserção social globalizado para as comunidades brasileiras. Portanto, que sua utilidade agregue a satisfação pessoal e felicidade das pessoas e os benefícios dos investimentos (R\$ 180 milhões) em planos de expansão tipo “Luz para Todos” ciclo 2006-2007 que englobam 64 concessionárias em todo território nacional, traduzam uma forma de desenvolvimento sustentado da nação.

Para projetar a demanda por energia elétrica para o Brasil no período de 2006 a 2015, estas informações apresentam uma grande importância para o planejamento econômico. A demanda por energia elétrica será estimada de duas formas, primeiro, será estimada a elasticidade renda e elasticidade preço da demanda por energia elétrica usando um modelo correção de erros vetoriais – VEC. Em seguida, construir cenários para a economia brasileira, e então, projetar o consumo de energia elétrica. Segundo, estima-se a demanda por energia elétrica utilizando um modelo ARIMA³. Ao final, serão comparadas essas estimativas com as previsões do aumento da capacidade instalada apresentado pela Empresa de Pesquisa em Energia numa lista de usinas previstas para inauguração para os próximos dez anos, com isto será verificado se a energia elétrica será um gargalo ou não para a economia brasileira para o período de análise. Estas informações são relevantes para um planejamento energético, assim como para auxiliar o órgão regulador nas formulações de regras para este setor.

Dentro de uma análise criteriosa feita pela Agencia Nacional de Energia Elétrica – ANEEL- com respeito à expectativa de Perdas⁴ de energia em 28 empresas do setor de energia elétrica vinculadas ao sistema de concessionárias no país, diagnosticou que a parcela 16 empresas de maiores perdas de energia elétrica no país, apresentaram uma média de 29% de perdas de energia, sendo perdas técnicas (14%) e não técnicas de (15%), enquanto as 12

³ Os modelos ARIMA são modelos *iterativos*, que ajustam modelos auto-repressivos integrados de médias móveis, ou modelos ARIMA (p, d, q) ao conjunto de dados.

⁴ Nota técnica n-348/2007 –SER/ANEEL “METODOLOGIA DE TRATAMENTO REGULATORIO PARA PERDAS NÃO TÉCNICAS DE ENERGIA ELÉTRICA,DF 2007

menores perdas de energia apresentaram a média de 6,2%, sendo de perdas técnicas (6%) e não técnicas de (0,2%), com este espectro traçado sobressai-se a visão dos futuros analistas financeiros e visionários empreendedores sobre a repercussão das ações das empresas de energia e seu mercado futuro um custo de energia por perdas não técnicas no Brasil (Set/2007) ser cerca de R\$ 1,2 Bilhões em energia elétrica considerando tarifa média venda (R\$ 269,49/GWh).

Em vistas a estes desafios impostos pelo mercado cada vez mais exigente, as empresas distribuidoras de energia elétrica têm consecutivamente desenvolvido esforços no sentido de melhorar o desempenho das redes de distribuição, buscando adaptar uma melhor e correta utilização de seus recursos e equipamentos, para proporcionar uma resposta mais rápida aos estudos de simulação ou mesmo de respostas a situações reais. O que pode transmitir uma grande agilidade e versatilidade às necessidades das Distribuidoras, que sempre estão às voltas com estudos de viabilidade técnica e econômica.

O consumo de energia elétrica vem apresentando altos índices de expansão, fruto do crescimento populacional concentrado nas zonas urbanas, do esforço de aumento da oferta de energia e da modernização da economia. Assim, as redes de distribuição de energia elétrica construídas originalmente de modo a minimizar as perdas elétricas, são expandidas. Devido à ampliação da rede é interessante proceder a uma configuração da mesma para reduzir as perdas elétricas. A reconfiguração consiste, necessariamente, em transferir pontos de demanda entre alimentadores através da abertura de alguns trechos e fechamento de outros.

Estas tarefas são realizadas de maneira automática, através da utilização de ferramentas computacionais desenvolvidas para análise de sistemas de subtransmissão de energia, permitindo identificar uma variação de tensão além da faixa pré-estabelecida nas barras das subestações, o fluxo de injeção de reativos, motivado pelas transferência e/ou desequilíbrio de cargas. Relacionado a esse cálculo é desenvolvida rotinas operacionais para os procedimentos operacionais anteriormente citados para o balanceamento e controle do sistema operacional.

1.2 Motivação da Dissertação

O gerenciamento e controle no trânsito de potências em sistemas elétricos de energia através de estimação de estado envolvem o uso de probabilidades e estatística. Hoje em dia,

com a evolução da computação evolucionária os centros de operação dos sistemas, tanto da distribuição como da transmissão, são munidos de softwares com aplicações de funções específicas, envolvendo um sistema de aquisição de dados extremamente eficiente e exigindo respostas rápidas. Atualmente utilizam-se as ferramentas clássicas determinísticas de otimização que são confiáveis e possuem aplicações nos mais diferentes campos de engenharia e de outras ciências. Porém, estas técnicas podem apresentar algumas dificuldades numéricas e problemas de robustez relacionados com a falta de continuidade das funções a serem otimizadas ou de suas restrições, funções não convexas, multimodalidade, existência de ruídos nas funções. Além disso, com a otimização do sistema na condução do fluxo de potência em toda a rede elétrica pode-se obter um melhor aproveitamento da energia elétrica gerada e um aumento da qualidade dos serviços fornecidos aos consumidores.

Desta forma pretende-se utilizar nesta dissertação métodos heurísticos com busca randômica controlada por critérios probabilísticos, principalmente pelo fato dos constantes avanços dos recursos computacionais, pois um fator limitante destes métodos é a necessidade de um número elevado de avaliações da função objetivo.

Os algoritmos genéticos por serem mecanismos de busca baseados nos processos de seleção natural e da genética de populações conduzirão a um processo de busca de exploração inteligente, no espaço dos parâmetros codificados juntamente com a aplicação do método convencional de análise de fluxo de potência Newton – Raphson que permite determinar o estado de operação do sistema a partir das informações obtidas do balanceamento das tensões complexas nos barramentos do sistema com os quais se determinam a distribuição de fluxos através das linhas de subtransmissão e as perdas no sistema. Desta forma, estabelecer um melhor controle e gerenciamento do fluxo de potência nas barras nas diversas situações em que o sistema é submetido com solicitações das cargas interligadas a um sistema elétrico de potência.

A finalidade é minimizar a função das perdas de energia de um sistema de subtransmissão de energia elétrica simplificado. O cálculo da perda é simulado pela soma das perdas de energia de todos os caminhos formados pela rede no abastecimento dos pontos de demanda de energia. Supõe-se que a atual configuração da rede esteja próxima da configuração que oferece menor perda de energia. No modelo de otimização procura-se efetuar troca do *status* de alguns trechos. Os trechos escolhidos abertos (sem passagem de corrente) são fechados e outros que se apresentam fechados (há passagem de corrente) são

abertos, atendendo algumas restrições elétricas. Assim que ocorrer transferência da demanda de energia entre as linhas de transmissão, ou mudanças da rota que abastece as barras das subestações modificam-se as perdas elétricas. A cada iteração, executadas pelos métodos de otimização são escolhidas os trechos que serão abertos e os que serão fechados e se ocorrer uma diminuição das perdas, então se tem uma nova configuração da rede. Ao iniciar uma nova iteração tem-se o uso da última configuração aceita e, assim, continua-se a executar o processo de otimização.

O algoritmo genético foi escolhido como ferramenta de otimização, [Goldberg,1989], [Michalewicz,1992], [Gen e CHeng,1996], por constituir-se uma técnica robusta e eficiente utilizada em ambiente de procura irregulares, complexos na busca de espaços e apresentando múltiplas dimensões, e inclui nas suas características principais os seguintes pontos:

- a) Não promover cálculos de derivadas e informação sobre o gradiente da função objetivo;
- b) Trabalhar com a codificação de seu conjunto de parâmetros, e não com os próprios parâmetros (representação binária, representação real ponto flutuante);
- c) Atingir transições probabilísticas, em vez de regras determinísticas;
- d) Precisar apenas da informação sobre o valor da função objetivo para cada indivíduo da população;
- e) Proporcionar simplicidade conceitual; ser pouco afetado, quanto à eficiência, assim como descontinuidades e ruídos estão presentes nos dados do problema.

A apreciação de um sistema elétrico se faz por meio de simulações através de modelos matemáticos que o representam adequadamente por meio de equações. Quando são fornecidos os elementos conhecidos das equações e bem como elas estejam resolvidas, tem-se o resultado para uma condição ponderada de operação. A simulação da rede elétrica representa a principal atividade para o planejamento da expansão e operação a serem realizados. Com o uso de algoritmos genéticos, procura-se amortizar a complexidade dos métodos relacionados para resolver problemas dessa natureza, podendo suprir boas soluções técnicas com um tempo de análise e desenvolvimento menor para a sua implementação.

Com a utilização desta metodologia e dos produtos obtidos através dela, pode-se fornecer uma solução referente à necessidade de simplificar a apresentação dos dados e a análise dos resultados. Visto que os métodos de diagnóstico de sistemas de potência têm sido

aproveitado por uma grande variedade de pessoas que possuem pouco tempo para a preparação e análise dos dados. Uma melhor estruturação dos produtos de saída gerados pelo sistema compõe um ponto forte do sistema escolhido. Deve-se ressaltar que este sistema terá como uma de suas metas a determinação adequada da configuração da topologia e balanceamento das cargas nas barras em que os consumidores estão interligados, de uma forma clara e precisa como ferramenta de interface com o operador de sistema de potência adotar os procedimentos operacionais que resultem em menor tempo de restabelecimento e menores custos operacionais.

1.3 Objetivos da Dissertação

O objetivo geral deste trabalho é analisar e programar um sistema de potência baseado no caso do sistema de subtransmissão em 69KV a partir dos métodos estocásticos, onde os Algoritmos Genéticos (AG) incidem na analogia entre otimização e os mecanismos da genética e a evolução natural das espécies.

Os objetivos específicos são:

- ↳ Solucionar problemas de otimização em sistemas elétricos de potência.
- ↳ Utilizar métodos heurísticos com busca randômica controlada por critérios probabilísticos principalmente pelo fato dos constantes avanços dos recursos computacionais.
- ↳ Atuar como um software para o gerenciamento, controle e análise das condições operacionais do sistema de subtransmissão.
- ↳ Obter um melhor aproveitamento da energia elétrica gerada e um aumento da qualidade dos serviços fornecidos aos consumidores.

1.4 Descrição do Problema

Um Sistema Elétrico de Potência opera em regime permanente com suas variáveis de controle dentro dos intervalos de normalidade. Mas, devido à interferência exterior no sistema, as variáveis de controle sofrem perturbações ocasionando flutuação na demanda, saída das variáveis de controle do seu intervalo de normalidade e superação das variáveis de controle. Após uma perturbação o sistema assume um estado dinâmico transitório, como

sendo o período de vários segundos que se segue a uma perturbação, enquanto um sistema vai de um regime permanente a outro, isto implicará em um novo ponto de operação com tensões e ângulos alterados nos nós da rede. Essas alterações podem levar uma ou mais variáveis de estado para fora de seus limites operacionais. Para obter novamente um ponto operacional será necessário resolver o problema com a perturbação, ou exercer um controle sobre o sistema, atuando nas variáveis de controle. Se este ajuste tiver sucesso, então, as variáveis dependentes voltarão ao estado operacional, isto é, dentro de seus limites.

O problema de fluxo de potência de um sistema elétrico tem o intuito de manter a qualidade da energia igual e balanceada em todos os pontos da rede além de evitar problemas de "*blackout*", que podem ser causados por situações imprevisíveis, tais como, um acidente de trânsito ou surtos atmosféricos incidente na linha de transmissão; ou por situações previsíveis como colapsos de tensão ocasionados principalmente nos horários de pico, ou eventuais desvios do fluxo de energia de uma região para outra. Além disso, é necessário definir um conjunto de ações de controle que eliminem as violações operativas do sistema.

Entre as ações de controle realizadas a partir da simulação do fluxo de potência, pode-se mencionar a atuação sobre a injeção de potência ativa e reativa dos geradores; modificações nas derivações dos transformadores (*taps*); desligamentos forçados de cargas do sistema; redirecionamento de parte do fluxo de energia dos pontos de distribuição que operam no limiar de sua capacidade de distribuição ou em colapso, para outros pontos do sistema de potência, etc.

Diferentemente de um problema clássico de Fluxo de Potência, que necessita da especificação de algumas variáveis, as magnitudes de tensão e potência ativa gerada nas barras de geração (barras *PV*), o Fluxo de Potência proposto trata dessas variáveis como passíveis de ajustes. Para tanto, ele é apresentado como um problema de otimização, pertencente da classe de natureza complexa (referência), onde se procura maximizar ou minimizar um índice de desempenho, atendendo simultaneamente a um conjunto de restrições de igualdade e desigualdade.

Para a rede manter-se estabilizada são necessárias interações não-lineares e interdependentes em cada ponto. Isso tem motivado a substituição das abordagens de otimização baseadas, por exemplo, em programação quadrática [Reid e Hausdorff, 1973], ou métodos dos pontos interiores [Yan e Quintana, 1997]; por abordagens baseadas em computação inteligente [Silva e outros 2001]; [Cavati e Bastos, 1998]; [Takahashi, 2004].

Dentre os métodos de computação inteligente os que têm apresentado bons resultados são os baseados em Algoritmos Genéticos, o que já era de alguma forma esperado por serem esses concebidos exatamente para solucionar problemas adaptativos complexos [Holland, 1995].

1.5 Estrutura da Dissertação

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. Um abreviado resumo de cada capítulo a seguir:

No capítulo 1 apresenta uma introdução ao tema desta dissertação, com a contextualização do estudo, bem como os objetivos, a descrição do problema e a estrutura da dissertação.

No capítulo 2 descreve-se a parte de conceitos preliminares do sistema de energia elétrica e sua composição em subsistemas de Geração, Transmissão e Distribuição com a modelagem de seus componentes ativos que formam a malha elétrica com suas interligações para atender aos seus consumidores finais.

No capítulo 3 aborda-se a técnica de otimização utilizada neste trabalho, os algoritmos genéticos. É feita uma explanação sobre esses algoritmos como: as características gerais, a função de avaliação, a codificação dos parâmetros, a avaliação da população, os aspectos principais, os operadores genéticos, a renovação da população e o critério de parada.

No capítulo 4 descreve-se a utilização os algoritmos genéticos como técnica de busca aplicada ao gerenciamento do fluxo de potência em sistemas de energia elétrica, destacando as potencialidades frente às técnicas determinísticas apresentando os resultados e analisando até então adotadas utilizando um estudo de caso para o sistema de subtransmissão de 69 KV da CEAL.

No capítulo 5 expõe sobre conclusões obtidas por meio do trabalho realizado e os benefícios para o planejamento operacional do estudo de caso da do regional Maceió do sistema de subtransmissão de 69 KV da CEAL. Indicando propostas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

Este capítulo aborda as informações necessárias sobre o ambiente de estudo tratado nesta dissertação, como também fornecer os conhecimentos sobre engenharia elétrica e gerenciamento de sistema de potência para um bom entendimento do trabalho como um todo.

Serão expostos os conceitos de engenharia elétrica ao ambiente abordado, que consiste em um sistema composto pela geração, transmissão e distribuição de energia elétrica, como também o ambiente computacional (Virtual Tag System-VTS)⁵ que é responsável pela aquisição de dados e controle do sistema elétrico da Companhia Energética de Alagoas – CEAL.

2.1 Sistemas de Geração, Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica.

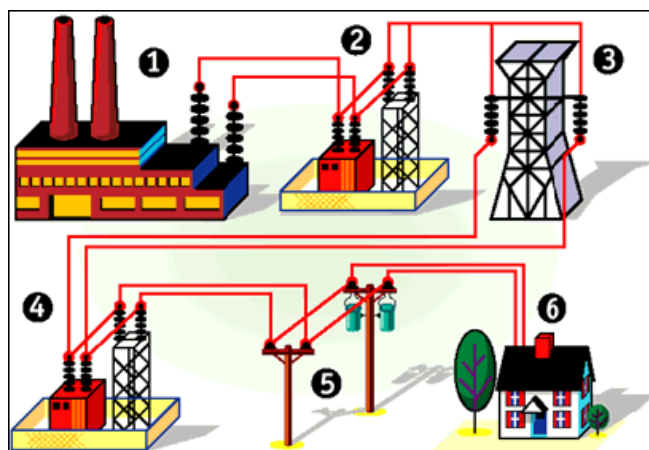


Figura 2.1 – Esquema típico de transmissão e distribuição de energia

É possível destacar um esboço de um sistema de energia elétrica o qual se processa as fases de produção de energia na usina de geração através da figura 2.1. As grandezas observadas são: geração, transmissão e distribuição, consumo e conservação de energia elétrica. Esses aspectos estão diretamente relacionados com a disponibilidade da energia para

⁵ O sistema VTS é um aplicativo composto por um conjunto de componentes eficientes responsáveis pela monitoração do sistema Supervisório de Controle e Aquisição de Dados (SCADA) que possui a responsabilidade de controlar fisicamente os equipamentos da malha elétrica do sistema de subtransmissão de 69 KV da CEAL.

a utilização do ser humano, dessa forma podem ser consideradas como as causas dessa grandeza física.

A transmissão de energia elétrica é realizada por meio de linhas de alta tensão e de extra-alta tensão, para minimizar as perdas de energia em transmissões de longa distância, até as subestações de transformação. Estas que reduzem a tensão das linhas para transmissão de curtas e médias distâncias. A partir desta fase a energia chega aos consumidores industriais de grande porte, que possuem suas próprias subestações, e as subestações de distribuição onde novamente a energia tem sua tensão é reduzida e enviada aos consumidores Industriais de pequeno porte e para as subestações abaixadoras do sistema de distribuição chegando aos consumidores residenciais e comerciais.

Para se conduzir à energia em diversos níveis de tensão, partindo da geração até os consumidores finais, é necessário que todos os equipamentos do sistema estejam disponíveis para que se processem as manobras no sistema.

Enfatiza-se pela importância na interação do processo às linhas de transmissão, que são o meio físico empregado para o transporte de energia. As chaves seccionadoras com a função de alterar as conexões de um circuito ou isolar um circuito de sua fonte de energia. Os disjuntores que são dispositivos mecânicos capazes de interromper a passagem da corrente em circuito energizado e proteger o sistema nas eventuais falhas do sistema. Os barramentos das subestações utilizadas para interconectar as diversas linhas de transmissão que trazem a energia para a subestação. Os transformadores que são utilizados em pontos de transição de tensão no sistema e os reguladores de tensão que tem a função de estabilizar a tensão em pontos estratégicos onde requeira níveis de tensão adequados.

2.2 Representação em Grafos dos Sistemas de Energia Elétrica

Para a representação do sistema de energia com seus componentes mais relevantes, para fins de análise de gerenciamento e controle operacional do sistema definido, foi adotado o modelo na forma de um hipergrafo $G=[V,A]$, onde o conjunto indexado é não vazio relaciona dois conjuntos de vértices, ou seja, $\exists a=(v_1,v_2)\in A$ cardinalidade $(v_1)\geq 2$ ou cardinalidade $(v_2)\geq 2$.

Por exemplo, um grafo $G=(V,A)$, com $V=\{b \mid b \text{ é uma barra}\}$ e $A=\{a=(v_1,v_2) \mid \langle v_1 \text{ são conectados a } v_2 \rangle\}$, note que se $\langle v_1 \text{ nós conectados } v_2 \rangle$, então $\langle v_2 \text{ conectados a } v_1 \rangle$.

Onde V representa o conjunto de nós (que serão os barramentos das subestações e os blocos de cargas onde estarão conectados os consumidores) e A representa a matriz de incidência nó-arco (chaves seccionadoras do sistema) associada ao grafo G [Ahuja et al,1993].

No esboço de um sistema de distribuição de energia elétrica, o modelo grafo deverá proporcionar algumas características importantes. Precisa representar exatamente a topologia do sistema elétrico tendo a conexidade dos nós que estão recebendo energia da fonte.

A malha elétrica do sistema e subtransmissão da regional de Maceió conforme figura 2.2 representada, os conjuntos de nós representam as barras das subestações supridas nos dois níveis de tensão, o lado de alta tensão em (69kV) e o lado de baixa tensão (13,8 kV) para demandas supridas a partir destas barras, e as arestas representados pelas linhas de transmissão que interligam-se as barras, conseqüentemente a incidência dos vértices as arestas representará a conectividade dinâmica destes nó, podendo estar em um certo tempo t_1 , conectado (fechado) ou desconectando (aberto) em relação aos ramos do sistema conforme as contingências do sistema básico.

Segundo Civaniar et al.[1988], em sistemas de grandes dimensões, o número de probabilidade de configurações é muito grande, o que se faz necessária à utilização de modelos que facilitem a identificação de uma boa configuração.

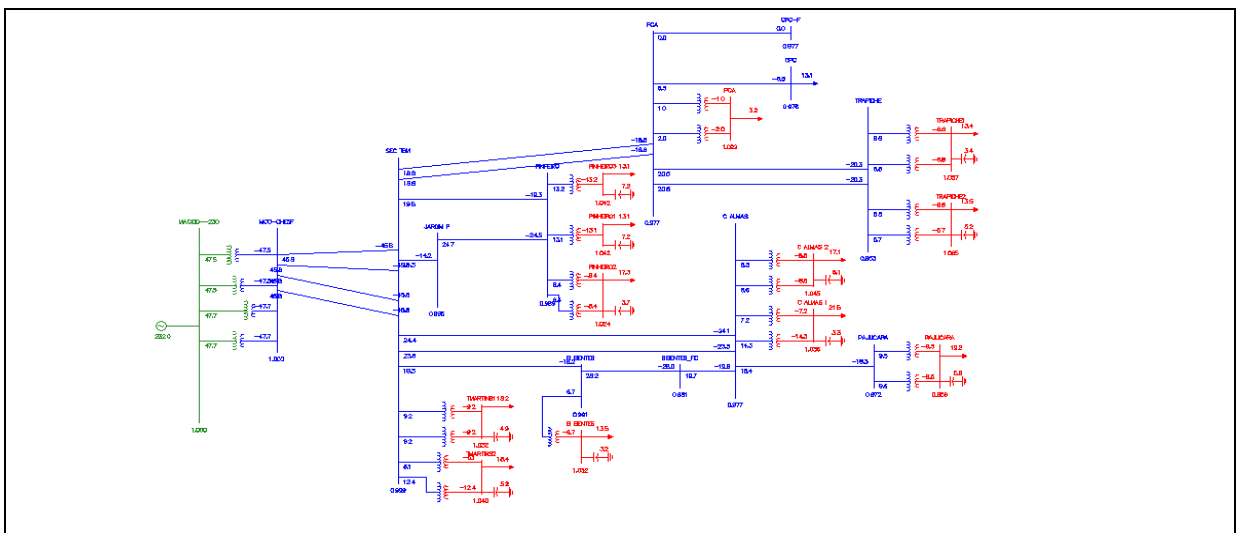


Figura 2.2 - Representação em grafo de energia elétrica de Maceió em 69 kV em grafo.

2.3 O Problema do Fluxo de Potência

O objetivo essencial do problema de fluxo de potência incide em determinar os módulos e ângulos das tensões dos nós do sistema elétrico. Depois de calculadas as magnitudes das tensões nodais e os ângulos de todos os nós do sistema, pode-se calcular qualquer outra variável de estado como, a potência ativa e reativa de qualquer nó ou injeções das potências ativas e reativas na linhas de transmissão e transformadores como também as perdas ativas e reativas totais da transmissão de energia do sistema.

Um problema de otimização não linear de fluxo de potência pode ser formulado matematicamente como um problema do tipo complexo o qual deve satisfazer a certas condições operativas que pode ser expressa por um conjunto de restrições, que devem atender as demandas das cargas agregadas aos nós do sistema, como também atender aos limites operacionais dos equipamentos dos sistemas.

Minimize $f(\mathbf{x})$

Sujeito a: $g_i(\mathbf{x}) = 0, i = 1, 2, \dots, l$

$h_i(\mathbf{x}) \leq 0, I = l + 1, \dots, m$

$\mathbf{x}_{\min} < \mathbf{x} < \mathbf{x}_{\max}$

Onde:

- $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ é um vetor com as variáveis de decisão explícitas, incluindo as variáveis de controle (tensões na barra de geração, taps dos transformadores, compensação de reativo em paralelo, potência ativa dos geradores, etc.) e as variáveis dependentes que não são funções (ângulo de fase das tensões, tensões das barras de carga, potência reativa dos geradores, etc.);
- $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ é a função escalar que representa um dado objetivo de otimização da operação ou do planejamento do sistema elétrico de potencia, tal como o custo da geração, perdas de potência no sistema de transmissão, corte de carga para tornar operativo um sistema não operativo, etc;

• $g : R_n \rightarrow R_m$ é um vetor não-linear cujas equações usuais de balanço de potência nas barras, ocasionalmente aumentado por algumas restrições especiais de igualdades, tal como fluxo de potência estabelecido em um determinado valor etc.

Na formulação básica do problema do fluxo de potência em sistema elétrico são associados a cada nó da rede (que representa um nó do circuito elétrico equivalente):

V_k – Magnitude da tensão nodal da barra k

θ_k – Magnitude do fasor da tensão nodal da barra k

P_k - Injeção líquida (geração menos carga) de potência ativa da barra k

Q_k - Injeção líquida (geração menos carga) de potência reativa da barra k

O fluxo de potência convencional determina três tipos de barras em função das variáveis de estado conhecidas (dados do problema e incógnitas).

Tabela 2.1 Tipos de barras no fluxo convencional

Tipos de Barras	Notação	Dados	Incógnitas
Barra de carga	PQ	P_k e Q_k	V_k e θ_k
Tensão controlada	PV	P_k e V_k	Q_k e θ_k
Referencia	$V\theta$	V_k e θ_k	P_k e Q_k

Habitualmente na maioria dos casos as barras de carga deparam-se em maior número e representam as barras das subestações nas quais as cargas elétricas dos consumidores estão conectados. Posteriormente, aparecem as barras com tensão controlada as quais representam às instalações dos consumidores que possuem geradores que podem realizar o controle de sua tensão terminal (por intermédio de seu controle de excitação) e a barra de referencia a única imprescindível na formulação do problema devido a dois fatores:

↳ Necessidade matemática de estipular um ângulo de referencia normalmente assume o valor zero.

↳ Para fechar o balanço de potência da rede, pois as perdas na transmissão não são conhecidas a priori, ou seja, não é possível fazer a injeção de potência e a injeção do fluxo de potência sem antes conhecer as perdas que são funções das perdas do sistema.

A solução computacional do problema de fluxo de potência pode ser exposta em 4 estágios:

1 - Definição da topologia (conexões da malha) e impedâncias conforme formato padrão AIEE⁶ com a lista dos parâmetros da malha: A definição do nó básico (*swing*) para formar a descrição matemática da malha, como também e as relações dos transformadores com seus referidos (*taps*). A primeira parte é feito manualmente tal como nomear o diagrama listando impedâncias e formando a matriz de conexão dos nós. A maior parte da computação numérica pode se mecanizada pelo computador.

2 - Resoluções iterativas das tensões dos nós as quais atendem as condições nodais pré-estabelecidas, estas podem ser automatizadas de modo que o computador resolva com grau de precisão predefinida. Nesta parte do procedimento conforme tipo de nó do sistema, devem ser manipulados diferentemente, para os nós de cargas PQ as quantidades apreciadas são Potência Ativa e Potência Reativa P e Q, enquanto para nós de geração PV as quantidades conhecidas são magnitude de tensão nodal e Potencia Ativa V e P.

3 - Computação de completa das variáveis de estado do sistema, Potência ativa e reativa, módulo de tensão e o ângulo de fase da tensão nodal. (P, Q, V, Θ).

4 - Computação do individual linha de fluxo. No fato em que uma solução para perdas é tudo que é desejado, este último estágio pode ser omitido para com a precisão provida pela solução digital das perdas, podendo ser avaliada apuradamente pelas injeções das potências ativas e reativas nas barras.

2.4 A Formulação do Problema do Fluxo de Potência

A modelagem matemática do problema de Fluxo de Potência⁷ para o gerenciamento e controle do balanceamento das tensões nodais da malha elétrica faz uso das equações de

⁶ Paper 56-164 ,recomendado pela AIEE-System Engeneerig and Computing Devices Commitees and aproved by the AIEE Commitee on tecnicl Operations for presentations at the AIEE Winter General Meeting ,New York,N.Y january 30 February 3,1956.

⁷ MONTICELLI, A. J. **Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica**. São Paulo: Edgard Blücher, 1983. 164 p.

balanço de potência ativa e potência reativa nas barras do sistema. Uma vez que a variável complexa potência aparente \mathbf{S} é constituída pelas componentes real (injeções líquidas potência ativa) e i imaginária (injeções líquidas potência reativa) $\square \mathbf{S} = P + jQ$ e suas componentes expressas abaixo:

$$P_i = V_i \sum_{j \in I} V_j (G_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) + B_{ij} \text{sen}(\theta_i - \theta_j)) \quad (2.4.1)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in I} V_j (G_{ij} \text{sen}(\theta_i - \theta_j) - B_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j)) \quad (2.4.2)$$

Onde:

I é o conjunto das barras adjacentes a barra i incluindo a própria barra i ,

V_i, V_j , θ_i , θ_j são, respectivamente, a magnitude e o ângulo de fase da tensão complexa da barra i e barra j .

G_{ij} é o elemento ij da matriz condutância de barra G , B_{ij} é o elemento ij da matriz susceptância de barra B . Os taps de transformadores estão presentes implicitamente em elementos das matrizes G e B .

Do mesmo modo os fluxos de potência ativa e de potência reativa no sentido da barra i para a barra j , são calculados por:

$$S_{ij} = P_{ij} + jQ_{ij} \quad (2.4.3)$$

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j g_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) - V_i V_j b_{ij} \text{sen}(\theta_i - \theta_j) \quad (2.4.4)$$

$$Q_{ij} = -V_i^2 (b_{ij} + b_{ij}^{sh}) + V_i V_j b_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) - V_i V_j g_{ij} \text{sen}(\theta_i - \theta_j) \quad (2.4.5)$$

E no sentido da barra j para a barra i , por:

$$P_{ji} = V_j^2 g_{ij} - V_i V_j g_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) + V_i V_j b_{ij} \text{sen}(\theta_i - \theta_j) \quad (2.4.6)$$

$$Q_{ji} = -V_j^2(b_{ij} + b_{ij}^{sh}) + V_i V_j b_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) + V_i V_j g_{ij} \sin(\theta_i - \theta_j) \quad (2.4.7)$$

Onde g_{ij} , b_{ij} e $b_{sh\ ij}$ são, respectivamente, a condutância série, a susceptância série e a susceptância em paralelo do circuito. A partir dos fluxos de potência ativa descritos nas equações acima, em sentidos opostos, calcula-se a perda de potência ativa no circuito ij como:

$$P_{ij} + P_{ji} = g_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\theta_i - \theta_j)) \quad (2.4.8)$$

As perdas ativas globais do sistema de transmissão, P_{perdas} , são calculadas como a soma das perdas ativas em todos os circuitos do sistema, ou seja,

$$P_{perdas} = \sum_{(i,j) \in I} g_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\theta_i - \theta_j)) \quad (2.4.9)$$

As equações apresentadas anteriormente formam a base para o desenvolvimento da modelagem para os sistemas elétricos de potência com um balanceamento de tensões nodais e injeções de potências ativas e reativas com avaliação das perdas de um sistema elétrico de energia.

2.5 Formulação do Problema de Mínimo Desvio de Tensão

O problema de balanceamento das tensões nodais do sistema com a minimização de desvio de tensões no sistema de subtransmissão de potência da CEAL apresenta as seguintes restrições:

- ↪ As equações básicas de balanço de potência ativa e de potência reativa nas barras do sistema;
- ↪ Os limites de operação em relação aos níveis de tensões nas barras do sistema (barras de carga e barras de tensão controlada);
- ↪ Os limites físicos dos taps dos transformadores com LTC (comutação de tape sob carga);
- ↪ Os limites físicos das susceptâncias das fontes de reativo controláveis em paralelo;
- ↪ Os limites máximos de carregamento no conjunto dos circuitos mais carregados;

↪ Os limites de operação em relação às injeções/absorções de reativos pelos geradores.

As variáveis de decisão do problema de otimização incluem as variáveis de controle e as variáveis de estado. As variáveis e controle são aquelas que podem ser diretamente manipuladas pelo operador de sistema, como:

- As magnitudes das tensões terminais dos geradores ($V_i, i \in G$), ou seja, as tensões das barras PV e das barras de conexão com o sistema de transmissão (barra de referência). Denominamos G como o conjunto de barras de geração;
- As fontes de reativos controláveis em paralelo ($b_i^{zh}, i \in C$). Denominamos C como o conjunto das barras de carga como fontes de reativo em paralelo controlável, e F como o conjunto das barras de carga com compensação de reativo fixa ou nula;
- Os taps dos transformadores com LTC ($ij_t, i, j \in T$). Denomina-se T como o conjunto das barras terminais dos transformadores com LTC.

As variáveis de estado ou dependentes são aquelas que o operador não pode manipular, como:

- ↪ As magnitudes das tensões nas barras de carga ($V_i, i \in F \cap C$). Denomina-se F como o conjunto de todas as barras de carga com fontes de reativos em paralelo fixa.
- ↪ Os ângulos de fase das tensões complexas das barras, θ_i , exceto o ângulo de fase da barra de referência cujo valor é fixo;
- ↪ As potências reativas dos geradores ($Q_i, i \in G$).

De forma geral, o problema de minimização de desvio de tensões nodais nas barras do sistema de subtransmissão da CEAL pode ser matematicamente expresso na formulação abaixo :

$$\text{Minimize } f = 1/2 \sum_{i \in I} \rho (V_i - \overline{V}_i)^2 \quad (2.5.1)$$

Onde:

I - conjunto de barras do sistema

ρ - peso associado ao desvio de tensão

V_i - tensão da barra i

\overline{V}_i - tensão inicial da barra i

Esta função objetivo reflete o perfil de tensão do sistema, o qual é extremamente dependente do valor especificado da tensão. Pela necessidade operacional e de segurança, é desejável que o sistema opere próximo dos valores nominais de tensão e do *tap* dos equipamentos. Em alguns casos, o sistema poderá suportar melhor as contingências que possam vir a acontecer nestas condições além de melhorar a distribuição de fluxo de potência reativa no sistema. No presente estudo estabeleceu-se os valores das tensões nominais das barras das subestações (TBM;PCA/TDB) do regional de Maceió em relação ao fluxo de potencia do Caso Base (1.0 pu) utilizados para \overline{V}_i . Deste modo, obteve-se outros valores especificados, como o de qualquer ponto factível que se deseje ter um menor desvio de tensão. Este pode ser o perfil de tensão do mínimo custo do sistema, ou do ponto de mínima geração de potência reativa.

Restrições:

Grupo de Igualdade

$$1) P_i(V, \theta, t) + P_i^D(V_i) - P_i^G = 0, \quad I \in N \quad (2.5.2)$$

$$2) Q_i(V, \theta, t) + Q_i^D(V_i) - Q_i^G = 0, \quad I \in G \quad (2.5.3)$$

$$3) Q_i(V, \theta, t) + Q_i^D(V_i) - Q_i^G = 0, \quad I \in F \quad (2.5.4)$$

$$4) Q_i(V, \theta, t) + Q_i^D(V_i) - b_i^sh V_i^2 = 0, \quad I \in C \quad (2.5.5)$$

$$5) F_{ij}(V, \theta, t) - F_{ij} = 0, \quad I \in B \quad (2.5.6)$$

Grupo de Desigualdade

$$1) V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max}, \quad i \in N \quad (2.5.7)$$

$$2) t_{ij}^{\min} \leq t_{ij} \leq t_{ij}^{\max}, \quad ij \in T \quad (2.5.8)$$

$$3) P_i^{\min} \leq P_i^G \leq P_i^{\max}, \quad \text{para } i \in G \quad (2.5.9)$$

$$4) Q_{ij}^{\min} \leq Q_{ij}^G \leq Q_{ij}^{\max}, \quad \text{para } ij \in G \quad (2.5.10)$$

$$5) b_i^{\min} \leq b_i^{sh} \leq b_i^{\max}, \quad \text{para } i \in C \quad (2.5.11)$$

$$6) F_{ij}^{\min} \leq F_{ij} \leq F_{ij}^{\max}, \quad \text{para } ij \in B \quad (2.5.12)$$

Onde:

$P_{perdas}(V, \Theta, t)$, $P_i(V, \Theta, t)$, $Q_i(V, \Theta, t)$ são as funções perdas elétricas, injeção líquida de potência ativa e injeção de potência reativa.

$P_i^D(V_i)$ e $Q_i^D(V_i)$ são as demandas de potências ativa e reativa na barra i , respectivamente, as quais podem variar com o módulo da tensão na barra.

F_{ij} representa o fluxo no ramo ij , seja de potência aparente, potência ativa, potência reativa ou de corrente.

O primeiro grupo de restrições de igualdades equações (2.5.2 a 2.5.6) refere-se ao balanço de potência ativa nas barras do sistema.

O segundo, terceiro, e quarto grupos impõem o balanço de potência reativa nas barras de carga com reativo fixo, nas barras de geração, e nas barras de carga com reativo controlável, respectivamente.

A quinta restrição de igualdade, juntamente com o último conjunto de restrições de desigualdades, impõe os limites de carregamento nos circuitos selecionados.

2.6 Perspectivas Computacionais do Problema de Fluxo de Potência.

Os métodos computacionais mais utilizados para a solução do problema do fluxo de potência, devido a sua alta complexidade, não terão uma solução analítica exata. Esses métodos são os métodos iterativos, o qual possibilita a obtenção de uma solução numérica suficientemente precisa.

De uma forma geral, os métodos iterativos possuem um algoritmo para a solução do problema da seguinte maneira:

- a) É estimada uma solução inicial.

b) Essa solução é usada em conjunto com a equação $f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$, na qual x representa as variáveis complexas desconhecidas, para calcular uma segunda estimativa, melhor que a primeira.

c) A segunda estimativa é usada para determinar uma terceira etc.

Cada método tem um algoritmo diferente, e a qualidade desses algoritmos deve ser julgada pela velocidade de convergência. Em geral, alcança um aumento na velocidade de convergência à custa da complexidade.

Atualmente, nos métodos computacionais iterativos mais usuais para solução do problema de fluxo de carga como, por exemplo, o ANAREDE, destaca-se:

2.6.1 O método iterativo de Gauss.

2.6.2 O método de Gauss-Seidel.

2.6.3 O método de Newton-Raphson.

2.6.4 O método da Soma de Potências

Neste trabalho serão focalizados os métodos 2.6.3 e 2.6.4, por serem mais aplicados ultimamente nos programas que calculam fluxo de potência.

2.6.1 O Método Iterativo de Gauss

É um método iterativo para resolução de sistemas de equações lineares, e condição suficiente de convergência que a matriz seja estritamente dominante.

Seja os Sistema Linear $A\underline{x} = \underline{b}$ onde:

A matriz de coeficientes $n \times n$

\underline{x} vetor de variáveis $n \times 1$

\underline{b} vetor independente (constantes) $n \times 1$

2.6.2 O Método de Gauss-Seidel

Assim como no Método de Gauss-Jacobi o sistema linear $A\underline{x} = \underline{b}$ é escrito na forma equivalente: $\underline{x} = \underline{C}\underline{x} + \underline{g}$ (2.6.2 .1)

Como no Método Gauss-Jacobi, é realizada uma separação diagonal, e o processo iterativo de atualização é seqüencial, componente por componente. A diferença é que, no momento de realizar-se a atualização das componentes do vetor numa determinada iteração, a formulação utiliza as componentes da iteração já atualizadas na iteração atual, com as restantes não atualizadas da iteração anterior. Por exemplo, ao se calcular a componente $x_j^{(k+1)}$ da iteração (k+1), utiliza-se no cálculo as componentes já atualizadas $x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, \dots, x_{j-1}^{(k+1)}$ com as componentes ainda não atualizadas da iteração anterior $x_{j+1}^{(k)}, x_{j+2}^{(k)}, \dots, x_n^{(k)}$.

2.6.3 Método de Newton Raphson

O método de Newton-Raphson se baseia em séries de potências:

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n (x - x_0)^n = C_0 + C_1 \Delta x + C_2 \Delta x^2 + \dots + C_n \Delta x^n \quad (2.6.3.2)$$

Quando os coeficientes C_n assumem os valores da série abaixo, a série de potências conhecida como Série de Taylor:

$$C_0 = f(x_0); C_1 = \frac{f'(x_0)}{1!}; C_2 = \frac{f''(x_0)}{2!}; \dots; C_n = \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} \quad (2.6.3.3)$$

Ou seja:

$$f(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0)}{1!} \Delta x + \frac{f''(x_0)}{2!} \Delta x^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(x_0)}{n!} \Delta x^n + R_n(x), \quad (2.6.3.4)$$

Para a aplicação em fluxo de potência, os termos de equação acima de ordem superior a um podem ser desprezados sem perda significativa, pois possuem valores próximos a zero.

Assim, a equação pode ser reescrita da seguinte forma:

$$y = f(x) = f(x_0) + f'(x_0) \Delta x \quad (2.6.3.5)$$

A resolução deste problema é feita por um método iterativo, onde o resultado de cada iteração será o dado de entrada para a próxima iteração.

Assim, a equação acima pode ser reescrita na forma matricial para a primeira iteração como:

$$y - f(x) = J(x_0)\Delta x^0 \quad (2.6.3.6)$$

Onde $J(x)$ é a matriz Jacobiana.

Analogamente, para a iteração v tem-se:

$$y - f(x^v) = J(x^v).\Delta x^v \quad (2.6.3.7)$$

Finalmente, a solução do problema pode ser resumida como:

$$\begin{cases} \Delta x^v = [J(x^v)]^{-1} [y - f(x^v)] \\ x^{v+1} = x^v + \Delta x^v \end{cases} \quad (2.6.3.8)$$

Para o problema de fluxo de potência, tem-se que:

$$[y - f(x)] = \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P^{esp} - P^{calc} \\ Q^{esp} - Q^{calc} \end{bmatrix} \quad (2.6.3.9)$$

$$\Delta x^v = \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (2.6.3.10)$$

Onde:

Pesp e Qesp vetores das potências ativa e reativa líquidas especificadas no problema, respectivamente Pcalc e Qcalc vetores das potências ativa e reativa líquida calculada por meio das equações acima θ e V vetores dos ângulos e tensões nas barras do sistema, respectivamente.

Este método é muito proveitoso, pois além de, na maioria dos casos, não oferecer riscos de divergências, a convergência por ele proporcionada é muito mais rápida do que nos processos precedentes.

2.6.4 Método da Soma de Potências

O método da soma de potências⁸ é um método iterativo composto basicamente pelas seguintes etapas:

↪ Cálculo das potências equivalentes em cada barra, no sentido das barras terminais para a barra fonte;

⁸ Monticelli, A. e Garcia, A., **Introdução a Sistemas de Energia Elétrica**, UNICAMP, 1997, 192p.

↪ Cálculo das tensões nodais em cada barra, no sentido da barra fonte para as barras terminais (a tensão da barra fonte é conhecida);

↪ Verificação da convergência: módulo da diferença entre tensões em iterações sucessivas menores que tolerância especificada;

↪ Se não houver convergência, cálculo das perdas nos ramos, no sentido das barras terminais para a barra fonte. Retorne à etapa 1.

O cálculo das potências equivalentes em cada barra k é realizado através das equações:

$$P_k^{eq} = P_k + \sum P_j + \sum PL_{kj} \quad (2.6.4.1)$$

$$Q_k^{eq} = Q_k + \sum Q_j + \sum QL_{kj} + Q_k^{sh} \quad (2.6.4.2)$$

Onde, na equação de potência ativa:

P_k^{eq} – Potência Ativa equivalente da barra k

P_k – Carga ativa da barra k

$\sum P_j$ – Somatório das potencias equivalentes das barras j diretamente conectados após a barra k

$\sum PL_{kj}$ – Somatório das perdas ativa nos amos conectados entre a barra k e as barras j .

Na equação de potência reativa, o significado é equivalente, a mais de:

Q_k^{sh} – Potência reativa injetada na barra k (capacitiva: negativa; indutiva: positiva)

Na equação de potência reativa, o significado dos termos é equivalente, a mais de:

Na primeira iteração, pode-se considerar que as perdas são nulas.

O cálculo das tensões nodais em cada barra k é realizado considerando , dada a figura 2.3:

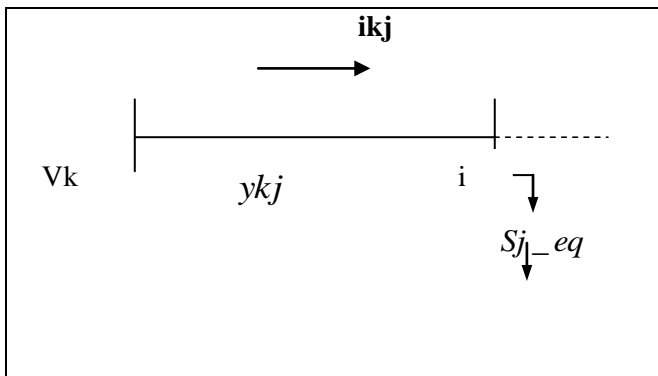


Figura 2.3 Modelagem do método de soma de potência

$$S_j^{eg} = P_j^{eg} + jQ_j^{eg} = -V_j I_{jk}^* \quad (2.6.4.3)$$

$$I_{jk} = y_{kj}(V_j - V_k) \quad (2.6.4.4)$$

$$S_j^{eg} = -V_j [y_{kj}(V_j - V_k)]^* \quad (2.6.4.5)$$

Separando-se a parte real e imaginária, isolando-se os termos em seno e cosseno e aplicando-se a relação trigonométrica $\text{sen}^2(x) + \text{cos}^2 = 1$, chega-se à seguinte equação biquadrada:

$$A[V_j]^4 + B[V_j]^2 - C = 0 \quad (2.6.4.6)$$

$$A = g_{kj}^2 + b_{kj}^2 \quad (2.6.4.7)$$

$$B = (P_j^{eg} g_{kj} - Q_j^{eg} b_{kj}) - y_{kj}^2 [V_k]^2 \quad (2.6.4.8)$$

$$C = 2(P_j^{eg})^2 + (Q_j^{eg})^2 \quad (2.6.4.9)$$

O módulo da tensão na barra j é obtido pela solução da equação biquadrada. A fase da tensão na barra j é obtida por:

$$\theta_j = \theta_k + \theta_{kj} + \arctan \left[\frac{Q_j^{eg} - b_{kj} |V_j|^2}{P_j^{eg} + g_{kj} |V_j|^2} \right] \quad (2.6.4.10)$$

Sendo :

$$y_{kj} = g_{kj} + j b_{kj} = |y_{kj}| \angle \phi_{kj} \quad (2.6.4.11)$$

$$V_j = |V_j| \angle \theta_j \quad \text{e} \quad V_k = |V_k| \angle \theta_k \quad (2.6.4.12)$$

O cálculo das perdas nos ramos ligados entre as barras k e j é realizado através das equações:

$$PL_{kj} = |I_{kj}|^2 r_{kj} = \left[\frac{|S_j^{eq}|}{|V_j|} \right]^2 r_{kj} \quad (2.6.4.13)$$

$$QL_{kj} = |I_{kj}|^2 x_{kj} = \left[\frac{|S_j^{eq}|}{|V_j|} \right]^2 x_{kj} \quad (2.6.4.14)$$

2.7 Programas Computacionais

A plataforma de para o cálculo de fluxo de potência disponível no mercado é bastante extensa, dentre os mais utilizados, são os programas abaixo relacionados:

- A) Programa de Análise de Redes (ANAREDE). Criado pelo CEPREL (Centro de Pesquisas de Energia Elétrica). Disponíveis as empresas do setor às novas técnicas, algoritmos e métodos eficientes, adequados à realização de estudos nas áreas de operação e de planejamento de sistemas elétricos de potência.
- B) O programa plataforma FREE POWERWORLD desenvolvido por Thomas J. Overbye, da Universidade de *Illions*, é um tipo simulador que trabalha em ambiente Windows é bastante interativo e dinâmico, possui interface gráfica que permite visualizar o comportamento do sistema de potência.
- C) O Programa plataforma FREE MATPOWER foi desenvolvido por *Ray D. Zimmerman, Carlos E. Murillo-Sánchez and Deqiang Gan de PSERC at Cornell University* (<http://www.pserc.cornell.edu/>) sobre a direção de Robert Thomas, desenvolvido na linguagem de *MATLAB*, para cálculo de fluxo de potência ótimo com requisitos computacionais do projeto *PowerWeb*.

CAPÍTULO 3

ALGORITMOS GENÉTICOS (AGs)

3.1 Introdução

Compreende-se como algoritmos um conjunto predeterminado e bem definido de regras e processos com operações finitas, destinados à solução de um problema com um número finito de etapas e, como genético, um termo relativo à genética, a qual é um ramo da biologia que estuda as leis da transmissão dos caracteres hereditários nos indivíduos, e os mecanismos que asseguram essa transmissão [Ferreira, 2004]. Portanto, uma definição de algoritmos genéticos poderia ser: um conjunto predeterminado e bem definido de regras e processos com operações finitas, que simulam as leis biológicas da transmissão dos caracteres hereditários nos indivíduos e os mecanismos que asseguram essa transmissão.

O primeiro algoritmo genético registrado em textos acadêmicos foi o de John Holland. A idéia principal de [Holland, 1975], era resolver problemas reais, em especial, problemas complexos de otimização, através de sistemas inspirados na natureza, simulando os processos naturais. Os fenômenos gerados por sistemas adaptativos complexos são aqueles cujo(s) resultado(s) depende(m) das interações não lineares entre vários agentes adaptativos. Por exemplo, o gerenciamento e controle operacional de um sistema de potência elétrico brasileiro é um fenômeno desse tipo.

No decorrer do seu trabalho, Holland percebeu que existia uma nítida semelhança entre os fenômenos que estudava e o processo de evolução das espécies, pois assim como a interação entre os agentes adaptativos determinava o resultado dos fenômenos investigados por ele, a interação entre os fatores ambientais determinava a próxima população de uma determinada região. Essa constatação levou Holland a desenvolver um método computacional que simulasse o processo de evolução das espécies, denominado Planos Genéticos e que posteriormente passou a se chamar de algoritmos genéticos.

Os algoritmos genéticos são destinados à busca estocástica polarizada da solução de um problema, com um número finito de etapas. Apesar do caráter estocástico ou aleatório dos algoritmos genéticos, eles são capazes de explorar espaços de busca grandes onde os métodos convencionais se demonstram ineficientes, através da polarização na busca por regiões promissoras no espaço de soluções candidatas [Goldberg, 1989].

Resumidamente, os algoritmos genéticos manipulam uma população de indivíduos, possíveis soluções do problema. Os indivíduos promissores desta população segundo um dado critério heurístico (adaptação), tem seu material genético combinado (*crossover*) uns com os outros, produzindo filhos que podem sofrer ou não alteração em seu material genético (mutação). Os indivíduos promissores da população atual junto com os novos indivíduos gerados formam a nova população formando o que se chama uma nova geração. Desta forma, as populações evoluem através de sucessivas gerações até encontrar a população satisfatória.

3.2 Características Gerais dos Algoritmos Genéticos

Os indivíduos de um algoritmo genético são usualmente implementados na forma de vetores de atributos, onde cada elemento do vetor é denominado gene. Os possíveis valores que um determinado gene pode assumir são denominados alelos. O processo de evolução executado por um algoritmo genético corresponde a um processo de busca em um espaço de soluções potenciais para o problema.

Os algoritmos genéticos utilizam uma terminologia trazida da teoria da evolução natural e da genética. Um sujeito da população é representado por um único cromossomo, o qual contém a codificação (genótipo) de uma possível solução do problema (fenótipo). Cromossomos são habitualmente implementados na forma de vetores de atributos, onde cada elemento do vetor é designado gene. Os prováveis valores que um determinado gene pode adquirir são chamados alelos.

Algoritmos genéticos constituem uma classe de métodos de busca de propósito geral que combinam as vantagens do aproveitamento de melhores soluções e da exploração do espaço de busca.

Outra propriedade importante dos algoritmos genéticos é que eles mantêm uma população de soluções candidatas, na forma de indivíduos. Enquanto que métodos alternativos, como *simulated annealing*⁹ [AARTS, 1989] consideram um único ponto no espaço de busca a cada iteração. O processo de busca realizado pelos algoritmos genéticos é multi-direcional, através da manutenção de várias soluções candidatas em cada iteração, o que encoraja a troca de informação entre as várias direções apontadas pelas soluções candidatas.

⁹ *simulated annealing* é uma metaheurística para otimização que consiste numa técnica de busca local probabilística, e se fundamenta numa analogia com a termodinâmica

A cada geração, indivíduos mais "adaptados" se reproduzem com maior frequência, que indivíduos relativamente poucos "adaptados". Para calcular os graus de adaptação dos indivíduos na população é empregada uma função objetivo (de avaliação ou de adaptabilidade). Esta função simula o papel da pressão sexual exercida pelo ambiente sobre o indivíduo em sistemas naturais.

A estrutura de um algoritmo genético é mostrada na Figura 3.1.

Procedimento Algoritmo Genético	
Início	(1)
t = 0;	(2)
inicializar P(t);	(3)
avaliar P(t);	(4)
enquanto não atingir condição de parada, faça :	(5)
Início	(6)
t = t + 1;	(7)
selecionar C(t) a partir de P(t - 1);	(8)
reproduzir C(t), formando C'(t);	(9)
avaliar C'(t);	(10)
substituir em P(t) indivíduos escolhidos de C'(t) e P(t - 1);	(11)
Fim	(12)
Fim	(13)

Figura 3.1. Algoritmo genético básico

Observando a Figura 3.1, percebe que inicialmente uma população de indivíduos é gerada $P(0)$ (geralmente de forma aleatória) (linha três). Após a geração da população $p(0)$, todos os seus indivíduos são avaliados (linha quatro). Então, usa-se uma heurística (denominada de adaptação) para selecionar alguns indivíduos de $P(0)$ para compor o conjunto $C(t)$ (linha oito). A seleção é probabilística, associando a cada indivíduo uma probabilidade proporcional ao seu valor de adaptação. Assim, indivíduos mais adaptados possuem maior chance de serem selecionados. Uma vez selecionados esses indivíduos são recombinados, segundo uma taxa de recombinação, gerando um novo conjunto $C'(t)$ de novos indivíduos, ou indivíduos filhos (linha nove). Depois da geração e avaliação (linhas nove e dez respectivamente), os indivíduos filhos ($C'(t)$) competem com os seus pais ($P(t-1)$) para criar a população ($P(t)$) (linha onze). Este processo se repete até que um número pré-determinado de iterações seja atingido ou até que o nível de adaptação desejada seja alcançado por um ou mais indivíduos da população $P(t)$.

Outra forma de descrever o algoritmo do processo de evolução é apresentada por Atmar [1994]; [Fogel1999], um algoritmo genético pode ser visto como uma seqüência de mapeamentos, semelhante a um processo evolutivo natural, como mostra a Figura 3.2.

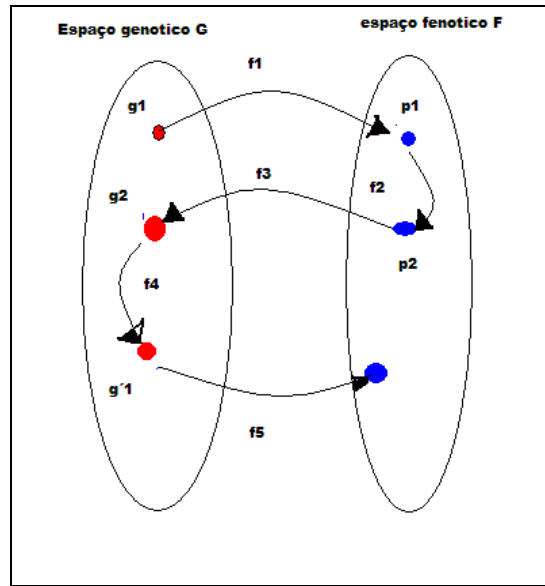


Figura 3.2. Algoritmo genético visto como uma seqüência de mapeamentos

Na figura acima, pode-se distinguir dois espaços distintos: o espaço genotípico G (referente à codificação, onde se aplicam os operadores de recombinação, mutação, etc) e o espaço fenotípico F (referente ao comportamento, onde os indivíduos são avaliados e selecionados). Considere também um alfabeto composto de símbolos provenientes do ambiente I . As etapas do processo de evolução são representadas pelas quatro equações de mapeamentos atuando nesse processo:

$$f1 : I \times G \rightarrow F \quad g1 \text{ em } p1 \quad 3.2.1$$

$$f2 : F \rightarrow F \quad p1 \text{ em } p2 \quad 3.2.2$$

$$f3 : F \rightarrow G \quad p2 \text{ em } g2 \quad 3.2.3$$

$$f4 : G \rightarrow G \quad g2 \text{ em } g'1 \quad 3.2.4$$

O mapeamento $f1$ da equação 3.2.1 mapeia os dos indivíduos da população $g1 \in G$ em uma coleção particular de fenótipos $p1$ do espaço fenotípico F cujo desenvolvimento é modificado por seu ambiente, um conjunto de símbolos $\{i1, \dots, ik\} \in I$. Este mapeamento é inerentemente muito para um uma infinidade de genótipos para um fenótipo. Esse

mapeamento é inerentemente do tipo "muitos-para-um", pois pode existir uma infinidade de genótipos que acaba resultando em um mesmo fenótipo: um conjunto de códigos não expressos (não participantes na produção do fenótipo) pode existir em g_1 .

O mapeamento f_2 , denominado seleção, mapeia fenótipos p_1 em p_2 . Esse mapeamento descreve os processos de seleção, imigração e emigração, além de outras influências do meio, na população de indivíduos. Esse processo é o equivalente à linha oito do algoritmo genético encontrado na Figura 3.1. É interessante observar que a seleção natural atua apenas no espaço fenotípico.

Enfatiza que a seleção atua apenas no sentido de eliminar as expressões comportamentais menos apropriadas do excesso da população, já que se assume aqui que os recursos provenientes do ambiente são limitados, exigindo a competição dos indivíduos pela sobrevivência. Neste processo de competição, a seleção nunca opera sobre uma característica simples isoladamente do conjunto comportamental.

O mapeamento f_3 , denominado de representação [Atmar 1994], ou sobrevivência genotípica [Fogel1999], descreve dos processos de seleção e migração em G.

O mapeamento f_4 (mutação e recombinação), mapeia genótipos g_2 em novos genótipos g'_1 . Esse processo é o equivalente à linha nove do algoritmo genético encontrado na Figura 3.1. Esse mapeamento descreve as operações de recombinação e sobrevivência genotípica mutação, abrangendo todas as alterações genéticas. Com a criação da nova população de genótipos g'_1 , uma geração do processo evolutivo está completa, de tal forma que a adaptação evolutiva ocorre em sucessivas iterações desses mapeamentos.

3.3 Função de Avaliação

Os algoritmos genéticos requerem uma forma de mapear a representação do indivíduo (genótipo) em um valor numérico associado ao nível de adaptação (*fitness*). Este mapeamento pode ou não requerer a produção explícita do fenótipo do indivíduo. Os operadores de recombinação (cruzamento e mutação) trabalham diretamente na representação (genótipo) e não no fenótipo (veja equação 3.4). Para formalizar este conceito, suponha que a função objetivo seja dada na forma:

$$F1 : F \rightarrow R \quad 3.3.1$$

A função objetivo representa um mapeamento do espaço fenotípico F para o eixo dos reais.

Detalhadamente, a função de avaliação, ou *fitness*, pode ser vista como mostrada a seguir:

$$Fitness : G^d \rightarrow F^f \rightarrow R^s \rightarrow R_+ \quad 3.3.2$$

Nesse caso, G representa o espaço genotípico, F representa o espaço fenotípico, d é uma função de decodificação, f é a função objetivo e s é uma função de normalização. A função de normalização é freqüentemente utilizada em combinação com "seleção proporcional", de modo a garantir que os valores de *fitness* serão sempre de mesmo sinal e também para garantir a maximização do *fitness*. Contudo, algumas funções de avaliação não requerem funções de decodificação d . Algumas ainda não precisam da função de normalização s . Dessa forma, a função de avaliação se resume na própria função objetivo, definida na equação 3.3.2.

No entanto, a determinação absoluta e precisa da função de avaliação (*fitness*) pode não ser elementar. A dificuldade vem da objetividade da função de avaliação, a qual freqüentemente é criada somente quando se possui conhecimento significativo sobre o espaço de busca [Angel, 1993]. Para eliminar a dependência de funções de avaliação objetivas, é introduzida uma competição. Função de avaliação competitiva é um método para calcular *fitness* que é dependente da população atual, enquanto que as funções de avaliação padrões retornam o mesmo valor de *fitness* para um indivíduo independente dos outros membros dessa população. A vantagem da competição é que os algoritmos genéticos não necessitam de valores precisos de *fitness*, já que os operadores de seleção trabalham apenas comparando os valores de *fitness*. Em outras palavras, não é necessário o valor absoluto do *fitness*, mas sua medida relativa deve ser derivada sempre que um indivíduo é confrontado com outros indivíduos. Este método mostra-se bastante adequado para implementações usando paralelismo [Bremer, 1997].

A função de avaliação é a maneira utilizada pelos AGs para determinar a qualidade de um indivíduo como solução do problema em questão. Ela será usada para a escolha dos indivíduos pelo operador de seleção de pais. Sendo também a forma de diferenciar entre as

boas e as más soluções para um problema. Dada a generalidade dos AGs, a função de avaliação, em muitos casos, é a única ligação verdadeira do programa com o problema real. Mesmo AG pode ser usado para descobrir o máximo de toda e qualquer função de n variáveis sem nenhuma alteração das estruturas de dados e dos procedimentos adotados, alterando-se, apenas, a função de avaliação.

A função de avaliação deve, portanto ser escolhida com grande cuidado. Deve embutir todo o conhecimento que se possui sobre o problema a ser resolvido, tanto suas restrições quanto seus objetivos de qualidade. Quanto mais conhecimento embutirmos em um AG, menos serão válidas as críticas sobre eles serem algoritmos genéricos.

3.4 Codificação dos Parâmetros

A codificação é uma etapa preliminar e essencial à resolução do problema por AG. Esta define a representação genética das soluções nos cromossomos, ou seja, simular o conjunto de parâmetros da função objetivo cuja resposta será maximizada ou minimizada. A codificação escolhida influencia o desempenho de todas as etapas do algoritmo. O ideal é a utilização de representações compactas, completas e estáveis. Uma representação compacta deve se valer do menor número possível de variáveis para representar de forma unívoca uma solução. Representações completas devem ser capazes de representar todas as possíveis soluções do problema inclusive a ótima, ou pelo menos toda a região de interesse. Uma representação estável tem como característica que pequenas mudanças no cromossomo levam a alterações também pequenas da adaptabilidade.

Muitas vezes é complicado desenvolver uma representação satisfatória. Os principais tipos de representação são: *binária ou clássica, números reais ou Ponto Flutuante, inteiros e alfanumérica*.

A solução de um problema pode ser representada por um conjunto de parâmetros (genes), unidos para formar uma cadeia de valores (cromossomo); a este processo chama-se codificação. As soluções (cromossomos) são codificadas através de uma seqüência formada por símbolos de um sistema alfabético.

A codificação clássica, ou seja, a binária, utiliza valores de 1's e 0's para representar os cromossomos. Mas, com a necessidade de maior precisão as *strings* se tornam muito grandes, o que necessita de um esforço computacional maior, acarretando em um gasto maior de tempo

devido a necessidade de se calcular o valor decimal da cadeia binária, além da necessidade de conversão de binário para decimal em muitos casos. Devido a este problema foi proposta uma solução que utiliza números reais, conhecida como Codificação Real. O uso de parâmetros reais torna possível cobrir um domínio bastante abrangente. Também é boa a capacidade de explorar gradualmente as funções com variáveis contínuas. Para outras situações, usa-se a codificação inteira/alfanumérica.

No entanto, o tipo de codificação depende muito da abordagem proposta para a resolução do problema, ou seja, não podemos afirmar que a codificação binária é pior que a real ou inteira, ou vice versa.

3.4.1 Codificação Clássica ou Binária

Conforme figura 3.3 abaixo, o indivíduo ou “cromossomo”, tem a representação clássica de algoritmos genéticos de Holland. Ele é codificado como um vetor de caracteres de tamanho fixo, formado pela concatenação dos caracteres “0” e “1” do alfabeto binário {0,1} (representação binária).

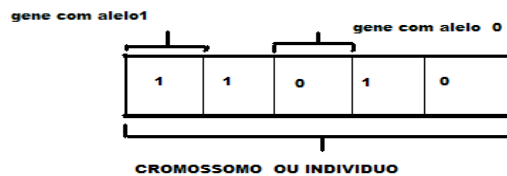


Figura 3.3. Exemplo de uma codificação binária de um indivíduo representada por seu cromossomo.

Nesta representação, a codificação é direta quando as possíveis soluções já são de natureza binária. Caso contrário, procura-se transformar as possíveis soluções para o problema em um número binário ou em uma seqüência de números binários.

Como exemplo, temos o problema de maximização ação da função $f(x) = \sin(x)$ $\times x$, representada graficamente na Figura 3.4, a seguir, onde x assume valores inteiros no intervalo [0,15]. Cada indivíduo representa a codificação binária de um valor inteiro da variável x no intervalo considerado. Como seus valores devem variar entre 0 e 15, cada indivíduo candidato à solução) deverá possuir 4 bits. Em virtude da natureza do problema, a própria função $f(x)$ pode ser utilizada a como função de *fitness* neste problema particular.

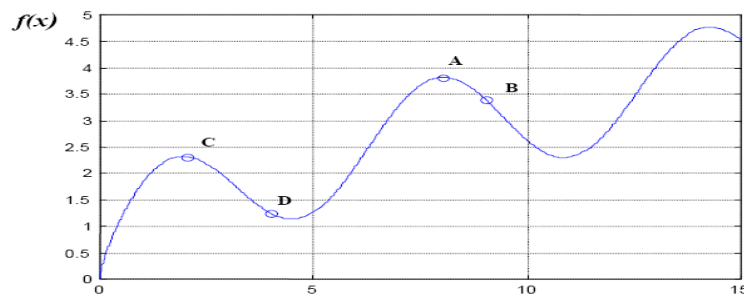


Figura 3.4. Representação da função $f(x) = \text{sen}(x)\sqrt{x}$,

Observe na Tabela 3.1, uma população inicial gerada aleatoriamente para este problema de otimização, com 4 indivíduos.

Tabela 3.1.Exemplo de uma População de Indivíduos com Codificação Binária

Candidato à solução	Codificação(Genótipo)	x(fenótipo)	Fitness=(f(x))
A	1 0 0 0	8	3,8178
B	1 0 0 1	9	3,4121
C	0 01 0	2	2,3235
D	0 10 0	4	1,2432

A partir desta população inicial (2ª coluna da Tabela 3.1), com base nos valores de *fitness* calculados para cada indivíduo (4ª coluna da Tabela 3.1), a aplicação repetida dos passos apresentados na Figura 3.4 vai permitir evoluir a população, de geração em geração, até se atender o critério de parada. O melhor indivíduo que pode ser obtido neste caso é 1110, que corresponde a $x = 14$ e $f(x) = 4,7323$.

3.4.2 Codificação em Ponto Flutuante ou Números Reais

Na representação em ponto flutuante cada cromossomo é um vetor de tamanho fixo formado pela concatenação de números do conjunto dos números reais. Dependendo do problema, a representação em ponto flutuante apresenta uma série de vantagens em relação à representação binária. Entre elas pode-se mencionar:

↳ O tamanho menor do cromossomo a ser considerado, reduzindo o consumo de CPU e memória no processamento computacional;

↳ A simplicidade da representação, tornando desnecessária a decodificação;

↳ Maior controle sobre o efeito da perturbação causada pela aplicação do operador de mutação (preservação de critérios de vizinhança).

No entanto, a representação em ponto flutuante não permite o uso direto do conceito de blocos construtivos (*building blocks*) [Holland, 1975], conceito normalmente utilizado para demonstração de convergência do processo evolutivo. Esta representação adotada para a otimização do problema de fluxo de potência do sistema de subtransmissão da CEAL consistem no seguinte processo:

↳ Seja uma função $R^N \mapsto R_+^N$ onde o cromossomo, o genótipo e o fenótipo todos pertencente ao conjunto R^N .

↳ Seja o conjunto de cromossomos constituídos por uma lista de números reais onde cada individuo j , que busca otimizar o valor de K parâmetros representada pela lista abaixo:

$$\text{Seja } C = \{c_{1j}, c_{2j}, \dots, c_{kj}, \dots\},$$

Onde:

J - representa o índice do pai $j = \{1, 2, \dots, n\}$

K - representa a posição do valor dentro do cromossomo $k = \{1, 2, \dots, k\}$

3.4.2.1 *Crossover* Simple

Consiste em definir um ponto de corte e tomar os valores de um pai a esquerda do ponto de corte e valores de outro pai a direita do ponto de corte. A única diferença do *crossover* simples para o *crossover* de um ponto é o fato de que no *crossover* simples todos os pontos de corte estão localizados entre os valores reais (que representam os genes), nunca podendo acontecer no meio de um número, como no caso do binário.

Como exemplo:

Sejam os cromossomos dos pais e um ponto de corte foi escolhido de forma aleatória e os elementos foram copiados para os filhos de forma similar ao *crossover* de um ponto.

19,5	12,6	1,014	-4,555
20,7	13,4	1,005	-4,807

Figura 3.5. Exemplo de operação do *crossover* simples onde há um ponto de corte

Os filhos gerados destes pais serão:

19,5	12,6	1,014	-4,807
20,7	13,4	1,005	-4,555

Figura 3.6. Resultado da operação

3.4.2.2 *Crossover Flat*

Consiste em estabelecer intervalo fechado para cada par de valores no cromossomo, do menor valor armazenado do nó de referencia ao maior valor armazenado e escolher um valor aleatório pertencente a este intervalo. Neste *crossover* os dois filhos podem ser bastante diferentes de ambos os pais, especialmente se os valores armazenados nestes definirem um amplo intervalo para o sorteio

Sejam os pais os cromossomos A e B a seguir:

Pais

A	19,5	12,5	1,014	-4,807
B	20,7	13,4	1,005	-4,555

Figura 3.7. Os cromossomos A e B (pais)

O *crossover* realiza-se pelo sorteio:

Intervalo	Sorteio	
[19,5; 20,7]	19,7	20,2
[12,6;13,4]	12,7	13,3
[1,014;1,005]	1,013	1,005
[-4,555;-4,807]	-4,555	-4,707

Figura 3.8. Operação sorteio

Os Filhos gerados:

C	19,7	12,7	1,013	-4,555
D	20,2	13,3	1,005	-4,707

Figura 3.9. Exemplo de operação do *crossover* Flat.

Uma escolha completamente aleatória é feita para os valores de cada filho, os intervalos de cada escolha limitados pelos valores máximo e mínimo de cada pai. Observe que este operador é extensível para o caso de múltiplos pais, só precisando determinar o máximo e o mínimo de um grupo de n elementos $n > 2$.

3.4.2.3 Crossover Aritimético

Consiste em definir um parâmetro $\lambda \in [0,1]$, e calculam-se cada posição do primeiro filho através da formula $c_i^{filho1} = \lambda c_i^1 + (1 - \lambda)c_i^2$

Onde l é o índice de posição que varia de a k .

Pais

A	19,7	12,7	1,013	-4,555
B	20,2	13,3	1,005	-4,707

Figura 3.10. Pais

Estabelecer o valor de intervalo $\lambda = 0,3$ e calculam-se os filhos:

$0,3*19,7+0,7*20,2$	$0,3*12,7+0,7*13,3$	$0,3*1,013+0,7*1,005$	$0,3*-4,555+0,7*-4,707$
$0,7*19,7+0,3*20,2$	$0,7*12,7+0,3*13,3$	$0,7*1,013+0,3*1,005$	$0,7*-4,555+0,3*-4,707$

Figura 3.11. Exemplo de resultado da operação do *crossover* Aritmético

Definindo o parâmetro λ de forma arbitraria com valor 0,3.

3.4.2.4 Crossover Linear

Consiste em uma variante do *crossover* aritmético onde o valor de λ é definido como sendo $\frac{1}{2}$ (como no caso padrão como os dois filhos seriam iguais), e modifica-se o operador de forma que sejam gerados então três filhos de acordo com as fórmulas:

$$\begin{aligned} c_i^{filho1} &= 1/2c_i^1 + 1/2c_i^2 \\ c_i^{filho2} &= 3/2c_i^1 - 1/2c_i^2 \\ c_i^{filho3} &= -1/2c_i^1 + 3/2c_i^2 \end{aligned}$$

Figura 3.12. Exemplo de operação do *crossover* Linear modificando o operador e gerando três filhos

Para manter o tamanho da população todos são avaliados e o pior descartado.

3.4.2.5 Crossover Discreto

Consiste em um sorteio para escolher em cada posição l um elemento pertencente ao conjunto dado por $\{c_l^1, c_l^2\}$ e o segundo filho recebe o elemento não sorteado para o primeiro.

Pais

A	19,7	12,7	1,013	-4,555
B	20,2	13,3	1,005	-4,707

Figura 3.13. Pais

String de Seleção 0 1 0 0

Filhos

C	19,7	13,3	1,013	-4,555
D	20,2	12,7	1,005	-4,707

Figura 3.14. Exemplo de operação do *crossover* Discreto (filhos).

Ao sortear o valor 0 usa-se no primeiro filho a coordenada do primeiro pai e ao sortear o valor 1 usa-se a coordenada do segundo filho linear modificando o operador e gerando três filhos.

3.4.2.6 Operador de Mutação Real

O primeiro operador chama-se de mutação aleatório. Neste caso um valor qualquer do intervalo fechado, do menor valor daquela coordenada até o maior valor, e escolhido de forma aleatória.

Os limites para o sorteio devem ser conhecidos a priori, representam o espaço de busca para aquela posição no caso do exemplo abaixo é parecido com o crossover flat ,só que atuando numa única posição (2) do cromossomo.

Pai	19,7	13,3	1,013	-4,555
Filho	19,7	12,5	1,013	-4,555

Figura 3.15. Operador de mutação real

3.4.3 Codificação Alfanumérica ou Literal

São formadas por cadeias de caracteres alfabéticos, numéricos e/ou especiais. Também chamada de cadeia de caracteres ou *strings*. Para esse caso de representação, devem-se respeitar os princípios da simplicidade, colocando diretamente o valor dentro das posições respectivas, exemplo: Numa seqüência de base de DNA, para resolver algum problema o cromossomo seria dado por (A C T C G A A A).

3.5 Aspectos Principais dos Algoritmos Genéticos

Como primeiro aspecto considerado, tem-se a representação do problema, de maneira que os algoritmos genéticos possam trabalhar adequadamente sobre eles. Podem-se representar as possíveis soluções de um problema no formato de um código genético, que irá definir a estrutura do cromossomo a ser manipulado pelo algoritmo.

Essa representação do cromossomo depende do tipo de problema e do que, essencialmente, se deseja manipular geneticamente. Os principais tipos de representação e os problemas aos quais são tipicamente aplicados são mostrados na Tabela 3.2:

Tabela 3.2. Tipos de Representação de Cromossomos.

Representação	Problemas
Binária	Numéricos, Inteiros
Números Reais	Numéricos
Permutação de Símbolos	Baseados em Ordem
Símbolos repetidos	Grupamento

Fonte: PACHECO (1999)

Tradicionalmente, os indivíduos são representados genotipicamente por vetores binários, nos quais cada elemento de um vetor denota a presença de (1) ou ausência (0) de uma determinada característica, ou seja, o seu genótipo. Definida a representação do problema, a execução do algoritmo pode ser resumida nos seguintes passos:

- ↳ Escolhe-se uma população inicial, normalmente formada por indivíduos criados aleatoriamente;
- ↳ Avalia-se toda a população de indivíduos segundo algum critério, determinado por uma função, que avalia a qualidade do indivíduo (função de aptidão ou "*fitness*");
- ↳ Em seguida, através do operador de seleção, são escolhidos os indivíduos de melhor valor (dado pela função de aptidão) como base para a criação de um novo conjunto de possíveis soluções, chamado de nova geração;
- ↳ Esta nova geração é obtida pela aplicação, sobre os indivíduos selecionados, de operações que misturem suas características (genes), através dos operadores de cruzamento (*crossover*) e mutação;

Estes passos são repetidos até que uma solução aceitável seja encontrada ou até que o número predeterminado de passos seja atingido ou, então, até que o algoritmo não consiga mais melhorar a solução já encontrada.

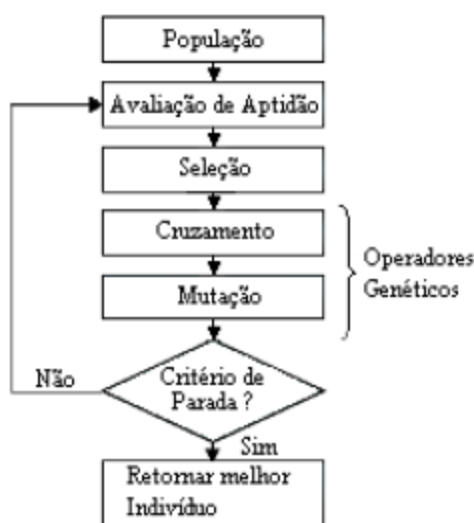


Figura 3.16. Estrutura b sica de um Algoritmo Gen tico.

A estrutura funcional do algoritmo est  representada na figura 3.16, sendo descrita, em maiores detalhes, a seguir.

3.5.1. Popula o

A popula o de um algoritmo gen tico   o conjunto de indiv duos que est o sendo cogitados como solu o e que ser o usados para criar o novo conjunto de indiv duos para an lise. O tamanho da popula o pode afetar o desempenho global e a efici ncia dos algoritmos gen ticos. Por exemplo, popula es que s o muito pequenas t m grandes chances de perder a diversidade necess ria para convergir a uma boa solu o, pois fornecem uma pequena cobertura do espa o de busca do problema. Por outro lado, uma grande varredura do espa o de solu es gera uma grande popula o, que pode prejudicar a comportamento computacional do problema.

3.5.1.1 Indiv duos

Uma das principais formas de representa o de problemas   fazer com que cada atributo seja uma seq ncia de bits e o indiv duo seja a concatena o das seq ncias de bits de todos os seus atributos. A codifica o para representar um indiv duo, usando o pr prio alfabeto do atributo que se quer representar (letras, c digos, n meros reais, etc.), tamb m  

muito utilizada. Diversas outras formas são possíveis, mas, normalmente, a forma mais propiciada está fortemente ligada ao tipo de problema.

Como exemplos, na literatura são descritas as seguintes formas:

↳ Vetores de números inteiros ou de números reais (2,345; 4,3454; 5,1; 3,4);

↳ Cadeias de bits (111011011).

3.5.2 Avaliação de Aptidão (*Fitness*)

Neste componente é calculado, por intermédio de uma determinada função, o valor de aptidão de cada indivíduo da população. Cada indivíduo é uma entrada para uma ferramenta de análise de desempenho, cuja saída fornece medidas que permitem ao algoritmo genético o cálculo da aptidão desse indivíduo. Ainda nessa fase, os indivíduos são ordenados conforme a sua aptidão. Este é o componente mais importante de qualquer algoritmo genético. É através desta função que se mede quão próximo um indivíduo está da solução desejada ou quão boa é esta solução.

A avaliação é feita através de uma função que melhor representa o problema e tem, por objetivo, fornecer uma medida de aptidão de cada indivíduo na população corrente, que irá dirigir o espaço de busca. A função de avaliação é desse modo, específica para cada problema. No exemplo a seguir, a função matemática $f(x) = x^2$ mede a aptidão de cada indivíduo. Na Tabela 3.3, C1 é um indivíduo mais apto que C2.

Tabela 3.3. Exemplo de Função de Aptidão

Indivíduo	Cromossomo	x	$f(x)$
C1	001001	9	81
C2	000100	4	16

A função de aptidão pode ser facilmente encontrada em alguns casos, mas pode ser de difícil definição quando existem fatores de restrições e penalidades internos, ou uma combinação de diferentes objetivos na mesma função.

Tabela 3.4. Exemplo de Função de Aptidão e Função de Aptidão Relativa

Indivíduo	Aptidão (f_{apt})	Aptidão Relativa (f_{rel})
1	1	0,025
2	3	0,075
3	4	0,100
4	6	0,150
5	7	0,175
6	9	0,225
7	10	0,250

Para alguns métodos de seleção, é desejável que o valor de aptidão de cada indivíduo seja menor que 1 e que a soma de todos os valores de aptidão seja igual a 1 ($f_{apt} < 1$ e $S(f_{apt}) = 1$). Portanto, para cada indivíduo, é calculada a aptidão relativa (f_{rel}). A aptidão relativa para um dado indivíduo é obtida dividindo-se o valor de sua aptidão pela soma dos valores de aptidão de todos os indivíduos da população, conforme mostrado na Tabela 3.4.

É essencial que a função de aptidão seja muito representativa e diferencie, na proporção correta, as “más” soluções das “boas” soluções. Se houver pouca precisão na avaliação, uma ótima solução pode ser posta de lado durante a execução do algoritmo, além de desperdiçar recursos computacionais em um espaço de busca pouco promissor.

3.5.3 Seleção

Dada uma população em que a cada indivíduo foi atribuído um valor de aptidão, o processo de seleção escolhe, então, um subconjunto de indivíduos da população atual, gerando uma população intermediária.

Na prática computacional, esta população temporária não é literalmente formada, isto é, os indivíduos já são diretamente selecionados da população aos pares para a reprodução, sendo seus herdeiros implantados na próxima geração. Existem vários métodos para selecionar os indivíduos sobre os quais serão aplicados os operadores genéticos.

Dentre eles, serão descritos o método de seleção por Roleta; o método de seleção por Torneio; o método da Amostragem Universal Estocástica e o método da seleção Elitista.

3.5.3.1 Método da Seleção por Roleta

Este é o esquema original de seleção proposto por Holland, por esta razão, ele é ainda hoje muito utilizado nas implementações, apesar de apresentar algumas falhas relevantes de funcionamento que serão comentadas adiante.

No método de seleção por Roleta, que é muito utilizado, indivíduos de uma geração (ou população) são escolhidos para fazer parte da próxima geração, através de um sorteio de roleta. Cada indivíduo da população é representado, na roleta, proporcionalmente ao seu índice de aptidão. Dessa forma, para indivíduos com alta aptidão, é dada uma porção maior da roleta, enquanto aos indivíduos de aptidão mais baixa é dada uma porção relativamente menor.

A roleta é girada um determinado número de vezes, dependente do tamanho da população. A cada giro da roleta, um indivíduo é apontado pela seta e selecionado. Aqueles indivíduos sorteados na roleta são escolhidos como indivíduos que participarão da próxima geração e são inseridos na população intermediária. A figura 3.20 ilustra esse método.

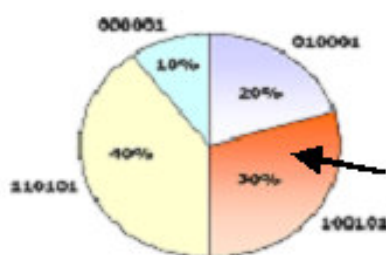


Figura 3.17. Método de Seleção por Roleta

Um exemplo da implementação deste método é mostrado na figura 3.18.

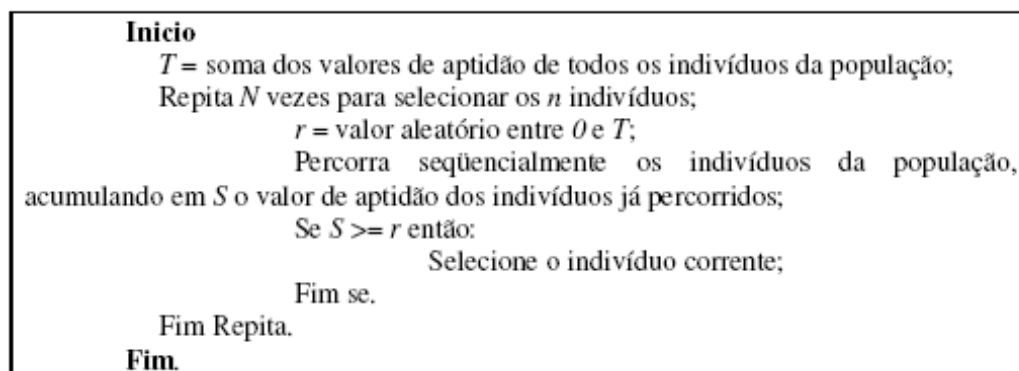


Figura 3.18. Algoritmo básico do método de seleção por Roleta.

O método da roleta tem a desvantagem de possuir uma alta variância, podendo levar a um grande número de cópias de um bom cromossomo, diminuindo a variabilidade da

população. Esta falha pode ocasionar uma convergência prematura do algoritmo para uma solução não almejada. Por outro lado, quando a evolução está avançada, onde as aptidões não diferem muito entre si, observa-se uma estagnação do algoritmo, isto é, uma baixa pressão de seleção entre aptidões parecidas. Uma alternativa seria utilizar somente a posição (“*ranking*”) de cada indivíduo na população. Mantendo a população ordenada por valores decrescentes da aptidão, a probabilidade de seleção de um indivíduo para a etapa de recombinação cresce com o seu “*ranking*”, ou seja, o primeiro do “*ranking*” tem maior probabilidade de seleção.

3.5.3.2 Método da Seleção por Torneio

Este é um dos modelos mais simples para implementação computacional com bons resultados encontrados, na qual um número n de indivíduos da população é escolhido aleatoriamente para formar uma sub-população temporária. Desse grupo, o indivíduo selecionado dependerá de uma probabilidade k , definida previamente.

O cromossomo com maior aptidão dentre estes n cromossomos é selecionado para a população intermediária. O processo se repete até que a população intermediária seja preenchida.

Um exemplo básico da implementação deste algoritmo é mostrado na figura 3.19, para $n = 2$:

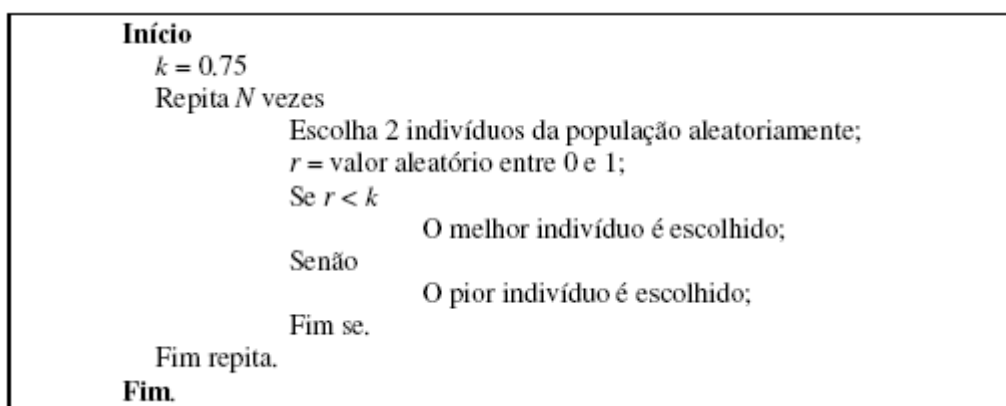


Figura 3.19. Algoritmo básico do método de seleção por Torneio.

Este método é o mais utilizado, pois oferece a vantagem de não exigir que a comparação seja feita entre todos os indivíduos da população. A Tabela 3.4 mostra um exemplo de utilização do método de seleção por torneio.

Tabela 3.5. Grau de Aptidão para o Método de Seleção por Torneio

Indivíduo	$f(x)$
1	169
2	576
3	64
4	361

Baseado na Tabela 3.5, suponha que sejam sorteados os indivíduos 1 e 2.

Nesse caso, quem vence o torneio é o indivíduo 2, pois seu grau de aptidão é o maior.

Devido a esse fato, este indivíduo é selecionado para cruzamento. O método possui a grande vantagem da não-geração de super-indivíduos, pois a chance do indivíduo com maior grau de aptidão ser selecionado é a mesma, independentemente de seu grau de aptidão ser alto. No exemplo ilustrado na Tabela 3.5, a chance do indivíduo 2 ser selecionado é $1/4$, pois, se for sorteado, independentemente de quem seja seu rival, ele vencerá o torneio. Se o grau de aptidão fosse 3000 ao invés de 576, as chances de seleção continuariam as mesmas, para esse método. Já no método da roleta, ao contrário, o intervalo de seleção iria aumentar muito e por isso a chance do indivíduo ser selecionado também iria ser bem maior.

Dentre suas vantagens citam-se: não acarreta convergência prematura; combate à estagnação; nenhum esforço computacional extra é necessário, tal como ordenamentos; aptidão explícita é desnecessária e inspiração biológica do processo.

3.5.3.3 Método da Amostragem Universal Estocástica

O método da Amostragem Universal Estocástica ou *SUS* (*Stochastic Universal Sampling*) pode ser considerado como uma variação do método da roleta, na qual, ao invés de uma única agulha, são colocadas n agulhas igualmente espaçadas, sendo n o número de indivíduos a serem selecionados para a próxima geração. Dessa forma, a roleta é girada uma única vez, ao invés de n vezes, selecionando assim os indivíduos.

Evidentemente, os indivíduos cujas regiões possuem uma maior área terão maior probabilidade de serem selecionados por várias vezes. Conseqüentemente, a seleção de indivíduos pode conter várias cópias de um mesmo indivíduo, enquanto outros podem desaparecer.

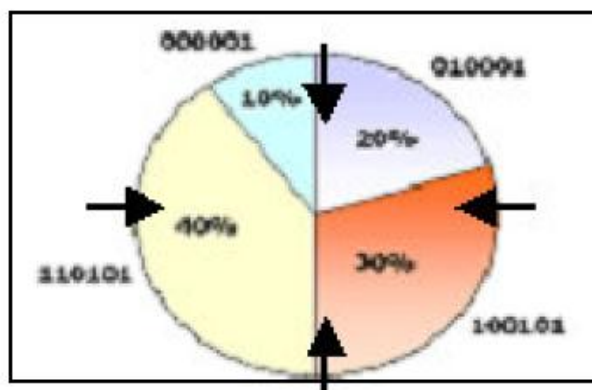


Figura 3.20. Método da Amostragem Universal Estocástica .

3.5.3.4 Seleção Elitista

O modelo de seleção elitista normalmente é acoplado a outros métodos de seleção, na tentativa de se aumentar a velocidade de convergência do algoritmo, bem como em aplicações nas quais possa ser necessário o seu emprego isoladamente. Esta técnica consiste em substituir o(s) pior(es) cromossomo(s) da nova geração pelo(s) melhor(es) da antiga.

O processo simplesmente copia os n ($n=1$) melhores indivíduos da população corrente para a próxima geração, garantindo que estes cromossomos não sejam destruídos nas etapas de recombinação e mutação. Na maioria das implementações normalmente, pelo menos o elitismo do melhor indivíduo é utilizado. O método mais utilizado é monitorar apenas um único cromossomo, que melhora muito o desempenho.

A principal vantagem do elitismo é garantir que não se perca o melhor indivíduo durante o processo evolutivo e, com isto, gerar uma seqüência na qual o resultado não piora. Sua desvantagem é a possibilidade de forçar a busca, pela presença de mais uma cópia do melhor indivíduo, na direção de algum ponto ótimo local que tenha sido descoberto antes do global, embora um algoritmo genético possa escapar de tais armadilhas.

Uma alternativa é guardar separadamente a melhor solução encontrada durante a evolução, para, no final da execução, designá-la como o indivíduo ótimo encontrado, mesmo que ele não esteja presente na última geração da execução.

3.6 Operadores Genéticos

A reprodução é uma etapa inspirada na natureza e tem, por objetivo, criar novas soluções na população. São utilizados operadores advindos da reprodução humana, tais como os operadores de recombinação e mutação.

O princípio básico dos operadores genéticos é transformar a população através de sucessivas gerações, estendendo a busca até chegar a um resultado satisfatório. Os operadores genéticos são necessários para que a população se diversifique e mantenha características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores.

Durante a fase de reprodução de um algoritmo genético, selecionam-se indivíduos da população que serão recombinados para formar descendentes, que, por sua vez, constituirão a geração seguinte. Os pares são selecionados aleatoriamente, usando-se um método que favoreça os indivíduos melhor adaptados. Logo que forem escolhidos os pares, seus cromossomos se mesclam e se combinam, usando os operadores de cruzamento (*crossover*) e mutação. Eles são utilizados para assegurar que a nova geração seja totalmente nova, porém, mantendo características de adaptação adquiridas pelas populações anteriores.

Os operadores de cruzamento e de mutação têm um papel fundamental em um algoritmo genético. Na figura 3.21, é mostrado um exemplo de algoritmo genético.

Durante esse processo, os melhores indivíduos podem ser coletados e armazenados para avaliação. Nesse algoritmo, as seguintes variáveis são utilizadas:

↪ t : tempo atual;

↪ d : tempo determinado para finalizar o algoritmo;

↪ P : população.

```

Procedimento AG
{
   $t = 0$ ;
  inicia_população ( $P, t$ );
  avaliação ( $P, t$ );
  repita até ( $t = d$ )
  {
     $t = t + 1$ ;
    seleção_dos_pais ( $P, t$ );
    recombinação ( $P, t$ );
    mutação ( $P, t$ );
    avaliação ( $P, t$ );
    sobrevivem ( $P, t$ ); }
}

```

Figura 3.21. Algoritmo básico do uso dos operadores.

As sub-seções a seguir discorrem a respeito dos operadores cruzamento (*Crossover*) e mutação. Os operadores genéticos mais frequentemente utilizados são o *crossover* e a mutação.

3.6.1 Operador Cruzamento (*Crossover*)

Este operador é utilizado após a seleção do indivíduo. Esta fase é marcada pela troca de segmentos entre "casais" de cromossomos, selecionados para dar origem a novos indivíduos, que formarão a população da próxima geração. Esta mistura é feita tentando imitar a reprodução de genes em células. Trechos das características de um indivíduo são trocados pelo trecho equivalente do outro. O resultado desta operação um indivíduo que, potencialmente, combine as melhores características dos indivíduos usados como base.

A combinação dos genes responsáveis pelas características do pai e da mãe possibilita o surgimento de infinitas possibilidades de tipos diferentes, fornecendo um vasto campo de ação para a seleção e aumentando a velocidade do processo evolutivo.

O *crossover* consiste em dividir aleatoriamente os cromossomos, produzindo segmentos anteriores e posteriores que realizam um intercâmbio para obter novos cromossomos (descendentes).

As três formas mais comuns de reprodução em algoritmos genéticos são o cruzamento em um ponto, o cruzamento em dois pontos e o cruzamento uniforme, que serão detalhados a seguir.

3.6.1.1 Cruzamento em um ponto

Com um ponto de cruzamento (*single-point crossover*), seleciona-se aleatoriamente um ponto de corte do cromossomo e, a partir desse ponto, se realiza a troca de material cromossômico entre os dois indivíduos. Sendo aplicado esse cruzamento, os pais trocam suas caldas, gerando dois filhos; caso contrário, os dois filhos serão cópias exatas dos pais.

Cada um dos dois descendentes recebe informação genética de cada um dos pais. Um exemplo nesse sentido pode ser observado na figura 3.22, utilizando cromossomos de 8 bits. A partir de um número aleatório, divide-se o cromossomo.

Uma observação importante a respeito do cruzamento é que podem ser gerados filhos completamente diferentes dos pais e, mesmo assim, contendo diversas características em comum. Outra questão é que o cruzamento não modifica um bit na posição em que os pais têm o mesmo valor, considerada uma característica cada vez mais importante com o passar das gerações.

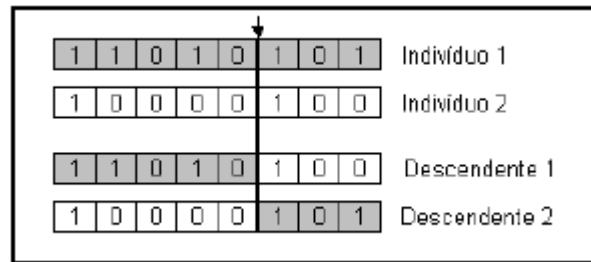


Figura 3.22. Cruzamento em um ponto.

3.6.1.2 Cruzamento em dois pontos

Com dois pontos de cruzamento (*two-point crossover*), procede-se de maneira similar ao cruzamento de um ponto. Um dos descendentes fica com a parte central de um dos pais e as partes extremas do outro pai e vice versa, como representado na figura 3.23.

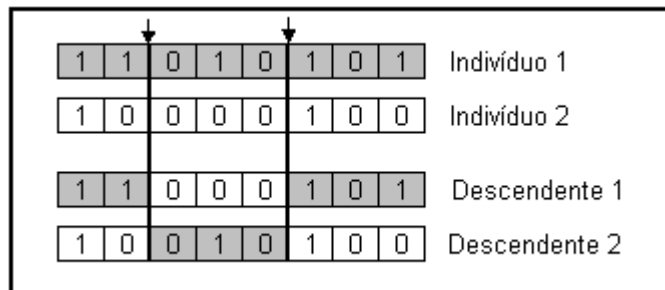


Figura 3.23. Cruzamento em dois pontos.

3.6.1.3 Cruzamento uniforme

O cruzamento uniforme (*uniform crossover*) é significativamente diferente dos outros dois cruzamentos apresentados anteriormente. Conforme ilustrado na figura 3.23, primeiramente é criada uma máscara de cruzamento de forma aleatória; posteriormente, cada gene do descendente é criado, copiando-se o gene correspondente de um dos pais, que é escolhido de acordo com a máscara de cruzamento, de modo que, se um certo bit da máscara de cruzamento for 1, o gene correspondente será copiado do primeiro pai; se um certo bit da

máscara de cruzamento for 0, será copiado do segundo pai. O processo é repetido com os pais trocados, para produzir o segundo descendente. Uma nova máscara de cruzamento é criada para cada par de pais.

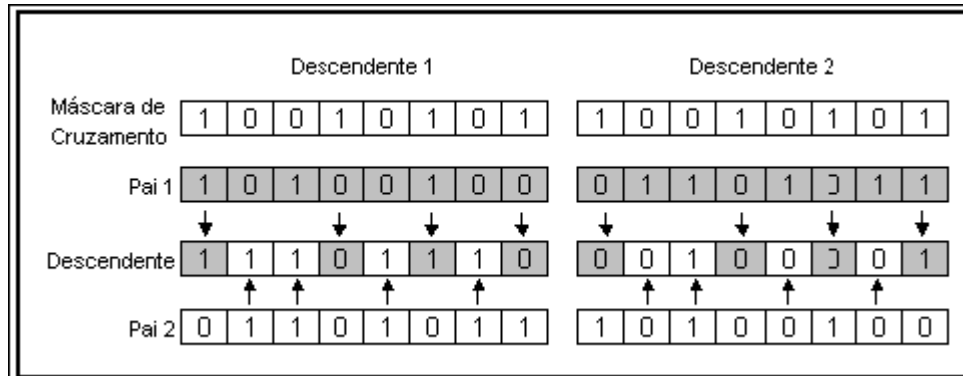


Figura 3.24. Cruzamento uniforme

3.6.2 Operador Mutação

A hereditariedade possibilita a estabilidade em sistemas biológicos. Porém, nenhum mecanismo composto de moléculas e sujeito ao impacto do mundo físico podem ser perfeitos. Podem ocorrer erros na cópia, que produzem seqüências alteradas de DNA, ou seja, mutações que são perpetuadas. Mutação pode ser definida como uma mudança na seqüência de pares de base de um gene, mas, às vezes, o termo é usado de maneira mais ampla, de modo a incluir mudanças no número e estrutura dos cromossomos. Pode-se dizer que o cruzamento difere da mutação, porque o cruzamento é, usualmente, uma troca recíproca de estruturas de DNA (genes) que, em si mesma, não são alteradas. Contudo, o cruzamento não é sempre recíproco e pode ocorrer dentro dos limites de um gene e, assim, alterar a seqüência de pares de base. Desse modo, alguns eventos são, na realidade, mutações. A mutação representa a matéria-prima da evolução. Pode-se dizer que, sem esse fator, a vida nunca passaria além de uma bactéria.

A mutação é geralmente vista como um operador de "*background*", responsável pela introdução e manutenção da diversidade genética na população. Esta operação simplesmente modifica aleatoriamente alguma característica de um ou mais genes do cromossomo sobre o qual é aplicada. Esta troca é importante, pois acaba por criar novos valores de características que não existiam, ou apareciam em pequena quantidade na população em análise. Ela trabalha alterando arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida entre a

descendência, logo após o cruzamento, fornecendo, dessa forma, meios para a introdução de novos elementos na população.

Quando se emprega uma representação binária, um bit é substituído por seu complemento (um 0 é substituído por 1 e vice-versa). Este operador é responsável pela introdução de um novo material genético na população de cromossomos, tal como acontece com seus equivalentes biológicos. A figura 3.25 representa a troca de bits, de 1 para 0, como aconteceria no caso de uma representação binária.

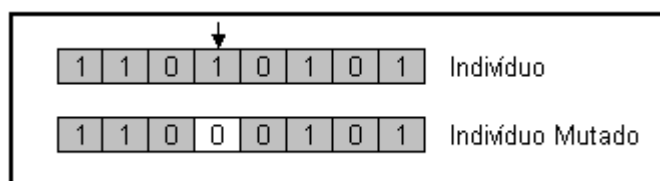


Figura 3.25. Mutação Simples.

O operador de mutação percorre todos os bits do cromossomo e, para cada bit, gera um evento com probabilidade pm ; se este evento ocorrer, o valor do bit é trocado. Como a probabilidade pm é muito baixa ($0 \leq pm \leq 1$), poucos cromossomos são afetados por ela. Um exemplo de mutação é mostrado na figura 3.26, no qual apenas foi alterado o valor do terceiro bit do segundo cromossomo.

Número	Cromossomo antigo	Número Aleatório	Novo cromossomo
1	0 1 0 1	0,12; 0,70; 0,45; 0,92	0 1 0 1
2	1 1 0 1	0,92; 0,13; 0,06; 0,23	1 1 1 1

Figura 3.26. Exemplo de mutação ($pm = 0.08$)

3.6.3 Renovação da População

A renovação consiste em formar uma nova geração, substituindo indivíduos antigos (pais), pelos novos indivíduos (filhos) gerados no processo de reprodução. A forma como é feita a renovação pode variar, especialmente no que diz respeito à porcentagem de pais a ser substituída.

Os AG mais simples eliminam 100% dos pais, não havendo assim superposição entre as gerações. Alguns AG usam, no entanto, uma taxa de renovação que varia de 30 a 70%.

Outro ponto bastante importante na etapa de renovação é conhecido por **Elitismo**. Para que não se perca durante o processo boas soluções, uma vez em que no AG sempre teremos envolvido um certo grau de aleatoriedade, a pior solução de uma população é

automaticamente substituída pela melhor solução da população de descendentes desta população.

3.6.4 Critérios de Parada

Diferentes critérios podem ser utilizados para terminar a execução de um algoritmo genético. Como exemplos podem ser citados os seguintes:

- ↳ Após um dado número de gerações (avaliações), ou seja, um total de ciclos de evolução de um algoritmo genético;
- ↳ Quando a aptidão média ou do melhor indivíduo não melhorar mais;
- ↳ Quando as aptidões dos indivíduos de uma população se tornarem parecidas;
- ↳ Ao conhecer a resposta máxima da função-objetivo;
- ↳ No caso de perda de diversidade da população.

CAPÍTULO 4

UMA VARIAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO DE HOLLAND APLICADO A SISTEMA DE POTENCIA DE ENERGIA ELÉTRICA

Este capítulo descreve a interface applicativa de uma variação do algoritmo genético de Holland, conjuntamente com o software de fluxo de potência Powerworld para o gerenciamento controle e balanceamento em sistema de subtransmissão 69KV de energia elétrica, onde se utiliza um framework para diversos tipos de operadores cuja função é a avaliação das diversas gerações dos cromossomos que serão gerados através dos cruzamentos e seleção, as quais servirão de parâmetros de entrada para as variáveis de estado (P, θ , V, Q) que suprirão o programa para a simulação de fluxo de potência que disponibilizará as variáveis candidatas potenciais à solução do problema de balanceamento de tensões nas barras do sistema de subtransmissão como também a avaliação das perdas ativas, identificação da necessidade de regulação de tensão e determinação de estratégias ótimas de compensação reativa, subsidiando o planejamento operacional do sistema de subtransmissão e em estudos de prevenção contra colapso de tensão em sistemas de potencia críticos (muito extensos e carregados).

4.1 Visão Geral do Software FPAGH

A ferramenta computacional implementada conta com um módulo orientado a objetos, denominado AGH para gerenciamento, manipulação e utilização de Algoritmos genéticos. Este módulo é capaz de ajustarem-se automaticamente as características e particularidades dos problemas de otimização em sistemas elétricos de potência pelo motivo da representação das variáveis ser em números reais ou ponto flutuante onde cada cromossomo é um vetor de tamanho fixo facilitando nas modelagens das variáveis de estado do sistema de potencia entre elas podemos citar: a simplicidade na representação, o tamanho menor do cromossomo a ser considerado reduzindo o consumo da CPU e memória de processamento computacional, maior controle sobre o efeito de perturbação causada pela aplicação do operador de mutação preservando neste operador o critério de vizinhança.

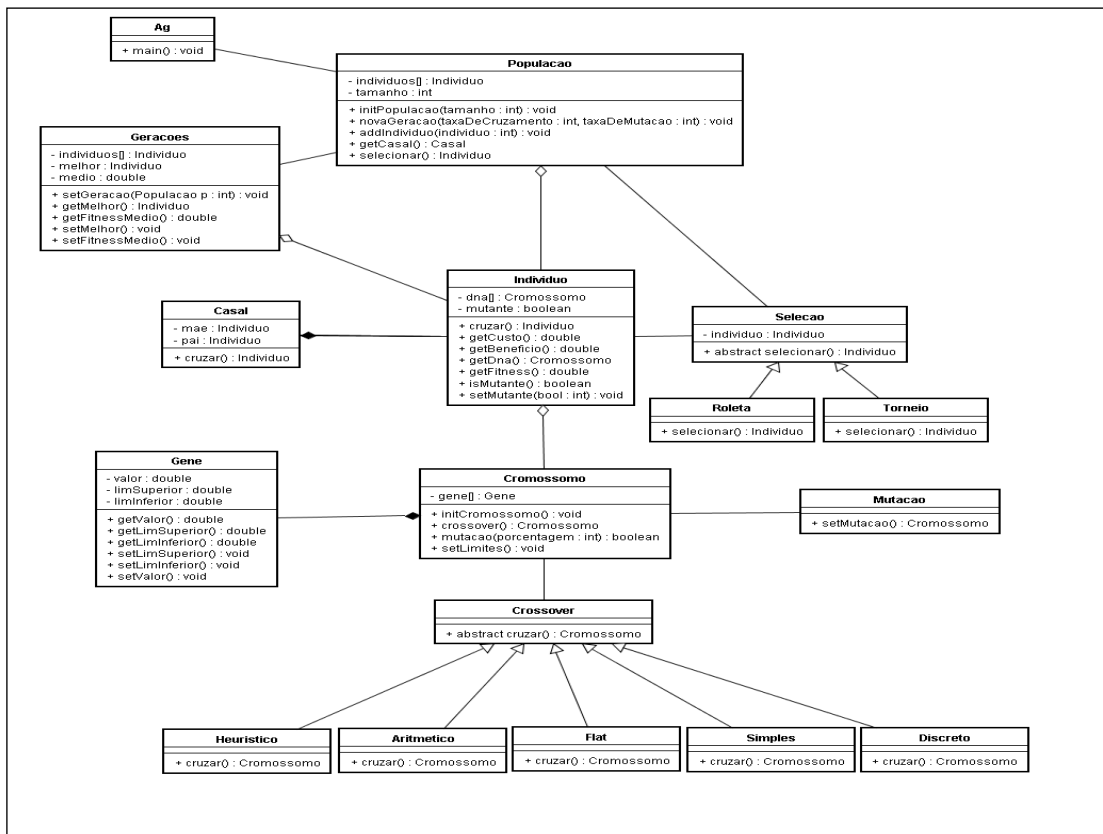
O módulo de fluxo de potencia utiliza o método iterativo de Soma de Potencias que se constitui das etapas:

- 1- Calculo das potências equivalentes sentido barras subestações para fonte;
- 2- Calculo das tensões nodais em cada barra no sentido da barra fonte para as barras terminais;
- 3- Verificação da convergência: modulo da diferença entre tensões em interações sucessiva menor que a tolerância especificada;
- 4- Se não houver convergência, calculo das perdas nos ramos, no sentido barras terminais para a fonte. Retornar a etapa1.

4.2 O Módulo do Algoritmo Genético AGH

É um modelo orientado a objeto escrito em linguagem JAVA 6.0, cujo diagrama de classe está indicado na figura 4.1, os quais recebem os cromossomos (variáveis de entrada) através da mineração dos dados dessas variáveis: Ângulo de Tensão de barra (θ), Tensão da barra Nodal (V), Potência ativa da barra de carga (P) e a Potência Reativa da barra de carga (Q).

O modelo orientado a objetos adotado para o módulo AGH busca imitar os arranjos e estruturas conceituais que compõem o AG de Holland. Assim cada elemento conceitual de um AG (população, indivíduo, cromossomo, genes, bem com as informações codificadas nos cromossomos) possui uma estrutura computacional similar no modelo orientado a objetos (classe). A hierarquia de classes bem como as relações existentes entre estas classes determinam o modelo orientado a objetos do AGH conforme mostra o diagrama de classes da figura 4.1.



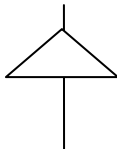
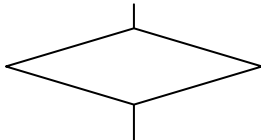
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center; width: fit-content; margin: 0 auto;">CLASSE</div>	<p>Classes: Representam as estruturas lógicas do programa. Nestas estruturas estão contidos os dados descritivos e funcionais, e as funções que manipulam estes dados. Uma classe relaciona-se e interage com as demais classes do programa para realizar uma ou mais tarefas, estes relacionamentos são representados por linhas.</p>
	<p>Herança: relação entre classes que indica especialização, ou seja, uma classe filha (lado base da seta) possui todas as características da classe mãe (dados e funções) mais características específicas que a definem</p>
	<p>Agregador: relação de agregação ou composição entre classes. Uma classe é definida através da composição de duas ou mais classes para realizar determinadas funções.</p>

Figura 4.1 . Diagrama de Classe do Módulo AGH

4.3 Decodificação e Teste do Cromossomo

Este componente tem a função de escolher a população inicial dos cromossomos representada pela *String* [Ângulo de Tensão de barra (θ), Tensão da barra Nodal (V), Potência ativa da barra de carga (P) e a Potência Reativa da barra de carga (Q)], os quais serão testados como aqueles que possuem melhor *fitness* que representará a população inicial

4.4 Inserção das Variáveis de Estado no Sistema

Este componente tem a função de introduzir os vetores das variáveis de estado através do processo de elitização a *String* [Ângulo de Tensão de barra (θ), Tensão da barra Nodal (V), Potência ativa da barra de carga (P) e a Potência Reativa da barra de carga (Q)] os quais deverão atender as condições da função objetivo do problema de Fluxo de Potência.

4.5 O Módulo do Fluxo de Potência

Este módulo é onde se processa as operações do algoritmo destinadas à resolução do problema de controle de tensão e minimização das perdas, sujeito a restrições de limites de tensão nas barras de carga e limites de reativos nas barras de tensão controladas acima descritas e distribuídos de acordo com a sua função dentro do sistema.

As funções do programa FPAGH estão implementadas nas rotinas apresentadas na figura 4.2, ou seja, o Componente Programa de fluxo de potência FP é responsável pelas operações destinadas a resolução do problema de fluxo de carga formulado a seguir:

Min $F(P_i)$, que atendam as restrições do sistema:

$$\begin{aligned} 1\text{- restrições de igualdade:} & \quad P_g - (P_d + P_l) = 0 \\ & \quad Q_g - (Q_d + Q_l) = 0 \end{aligned}$$

2- restrições de desigualdade

$$|V_{imin}| < |V_i| < |V_{imax}|$$

$$|\delta_{imin}| < \delta_i < |\delta_{imax}|$$

$$P_{imin} < P_i < P_{imax}$$

$$Q_{imin} < Q_i < Q_{imax}$$

$$|S_{ij_min}| < |S_{ij}| < |S_{ijmax}|$$

Fluxograma de interface entre os módulos AGH e FP

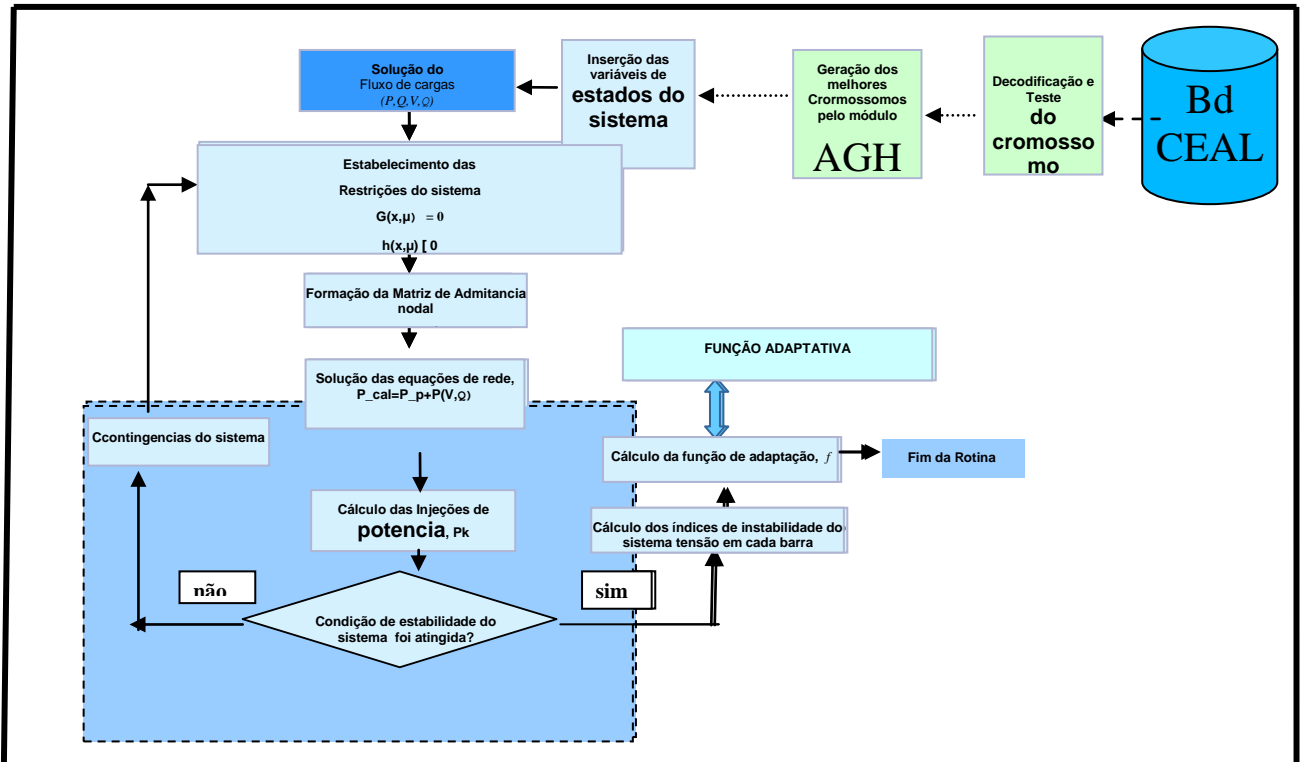


Figura 4.2. Fluxograma de interface entre os módulos AGH e FP

4.6 Características do Ambiente de Programação do FPAGH

Este programa FPAGH voltado à área de engenharia elétrica tem um ambiente que possibilita uma série de recursos utilizados pela variação do algoritmo genético de Holland, para a comparação das modelagens do sistema elétrico seja em função do regime operacional permanente ou em regime de emergência, onde os operadores do sistema possam interagir com realizações de experimentos com modelos, e produzir o balanceamento do sistema, emitindo relatórios, produzindo gráficos, além de:

- Comparar dados das medidas com os resultados teóricos fornecidos pelos modelos;
- Comparar resultados de diferentes modelos, observando limitações dos modelos e faixas e validade;
- Verificar a sensibilidade de um modelo frente às variações dos parâmetros.

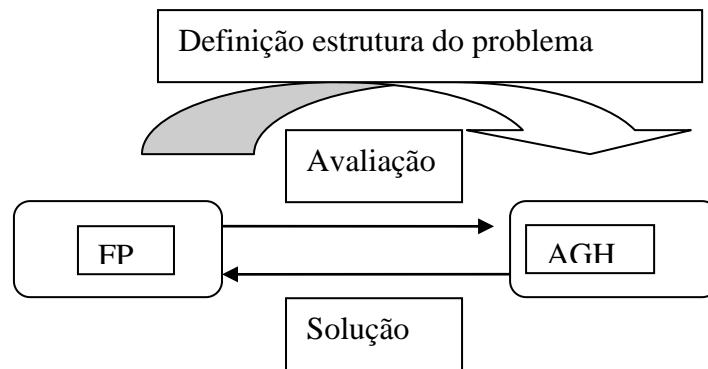


Figura 4.3. Acoplamento entre os módulos AGH e FP

4.7 Programação Orientada a Objetos

A programação orientada a objetos proporciona clareza e portabilidade. Além da possibilidade de reutilizações de funções anteriormente implementadas, como também, o fato de trabalhar em um nível mais alto de abstração, para o tratamento de informações e da tomada de decisão dos conceitos mais próximos no ambiente das relacionadas áreas como: engenharia, medicina, finanças e áreas de ciências exatas. Confirmando ser, a ferramenta mais adequada para a construção de qualquer ambiente computacional.

A implementação do ambiente foi baseada na programação orientada a objetos que constitui um modo pelo qual os programadores geram funções, de forma encapsulada, para serem utilizados pelos usuários. A ênfase no relacionamento entre programadores e usuários, para esta interface, representa uma característica marcante em relação à convencional, podendo destacar como benefícios:

☞ **Objeto:** conjunto particular de dados e operações que podem acessar esses dados. Um objeto é acionado para executar uma de suas operações através do envio informando o que ele deve fazer. O objeto combina a representação flexível de dados com modularidade totalmente controlável.

☞ **Classe:** é uma estrutura que contém todos os elementos que compõem uma programação para objeto, tais como os membros que armazenam itens de dados e as funções membro que manipulam os dados que se comunicam com o resto do programa. As classes ajudam a implementar modelos que possibilitam simular situações complexas do ambiente. Elas

administram eficientemente a complexidade dos grandes programas através da modularização.

↳ **Herança:** Não é necessariamente uma característica de uma linguagem orientada a objetos, mas, é certamente uma característica desejável, pois constitui uma maneira de organizar, construir e aproveitar classe reutilizável. Torna possível construir um novo software sem que seja necessária a compreensão do mecanismo de construção de cada módulo funcional.

4.8 Filosofia para Implementação

Com o objetivo de se proporcionar uma maior portabilidade e manutenção do ambiente, por se tratar de um programa cuja variação no algoritmo genético oferece uma quantidade de recursos, do ponto de vista de interface com o usuário desempenhando o papel de toolkit, cuja finalidade será padronizar e modularizar as ações interativas. Enquanto para o programador, procura simplificar o projeto de desenvolvimento de uma aplicação que possua uma ampla interface com o usuário.

4.9 Recursos Computacionais Utilizados

A linguagem Java 6.0 foi escolhida para a implementação, visto que é uma linguagem de uso em ambiente onde o modo da abstração para a adoção das variações e reaproveitamento. O que reforça as aplicações consolidadas para os padrões de framework com *hotspots* e suas dinâmicas de aplicativos.

4.10 Localização e Sistema de Arquivos

O ambiente é apresentado para ser instalado em uma rede de estações de trabalho, e procura partilhar o maior número de recursos oferecidos para análise e gerenciamento do sistema elétrico.

4.11 Inicialização

Corresponde a criação da população inicial. Neste projeto foi escolhido o vetor, que é constituído das variáveis de estado do programa de fluxo de potência, que representa o perfil operacional do sistema de transmissão em 69 kv da CEAL, referente a um caso base. Para a codificação, adotou-se a representação do cromossomo do tipo ponto flutuante.

4.12 Avaliação da População

Na avaliação da população, a determinação de uma função de adaptação (função *fitness*), adequada para o problema de fluxo de potência, deve ser avaliada para cada indivíduo em cada nova geração. Em uma simulação com N gerações e I indivíduos na população, a função de adaptação será calculada NI vezes durante o processo, deste modo a eficiência do algoritmo dependerá da eficácia do cálculo da função de adaptação. Além do que a função objetivo para o caso de problemas de fluxo de potência tem o grau de complexidade elevado, para resolver este problema, é comumente utilizado o fluxo de potência ótimo (FPO) onde, por meio de uma função objetivo, procura-se encontrar um ponto ótimo de funcionamento para satisfazer um ou mais objetivos, estando o sistema sujeito às restrições físicas, funcionais, de confiabilidade, entre outras.

4.13 Reprodução

A reprodução ocorrerá em três etapas Seleção, Cruzamento e Mutação. Esta última é essencial para a exploração de novas regiões de espaço em busca de melhores resultados.

4.14 Descrição da Interface do AGH

A interface de gerenciamento do AGH permite que o número máximo de gerações e o número de indivíduos da população sejam criados em tempo de execução. De acordo com o problema a ser otimizado e o número de variáveis de otimização, o módulo AGH define o cromossomo como um indivíduo especial, que é utilizado como modelo para a geração de todos os demais indivíduos da população, ou seja, todos os indivíduos são clones em estrutura o cromossomo modelo. Uma vez criada à população inicial e feito o cálculo de aptidão de

cada indivíduo, são aplicados os operadores genéticos (seleção, cruzamento e mutação) que produzirão uma nova geração de indivíduos. Este processo é orientado por probabilidades e heurísticas controladas pelo aplicativo.

O módulo AGH dispõe dos seguintes operadores.

- Codificação Real ou Ponto Flutuante
- Seleção por Roleta ou Torneio
- Cruzamento → tipo: Aritmético, Flat, Heurístico, Discreto, Simples.
- Mutação: Uniforme

A figura 4.4 abaixo é apresentada a tela principal, onde se deparam as barras de menus tipo *pull-down*, que exibe as opções de parametrização para a reprodução dos indivíduos e avaliação daqueles indivíduos que pelo melhor *fitness* produzam as melhores soluções para o módulo integrado de fluxo de potência que expressam a condição operacional de balanceamento das tensões das barras das subestações do sistema de subtransmissão em estudo.



Figura 4.4. Tela principal do programa algoritmo genético para fluxo de potência

4.15 Operadores de Crossover

Após definir os parâmetros de entrada, a interface propicia os tipos de operadores para a escolha do mais adequado, pelo pesquisador, conforme seu objetivo.



Figura 4.5. Operadores de Crossover

4.16 Operadores de Seleção

Determina os tipos de operadores de seleção na barra de menu *pull-down*, para a escolha do tipo roleta ou *ranking*, de acordo a adequação, conforme o objetivo.



Figura 4.6. Operadores de Seleção

4.17 Descrição da interface do programa FPAGH

4.17.1 Mineração de dados do VTS para o FPAGH

Quando o programa é acionado, é apresentada a tela principal, onde se apresentam as barras de menus tipo *pull-down*, que exhibe as opções das subestações do sistema de dados do VTS, com as suas variáveis de estados por barra, que são preenchidos automaticamente da tabela de banco de dados relativo ao nó ou barra do sistema de potência escolhido.

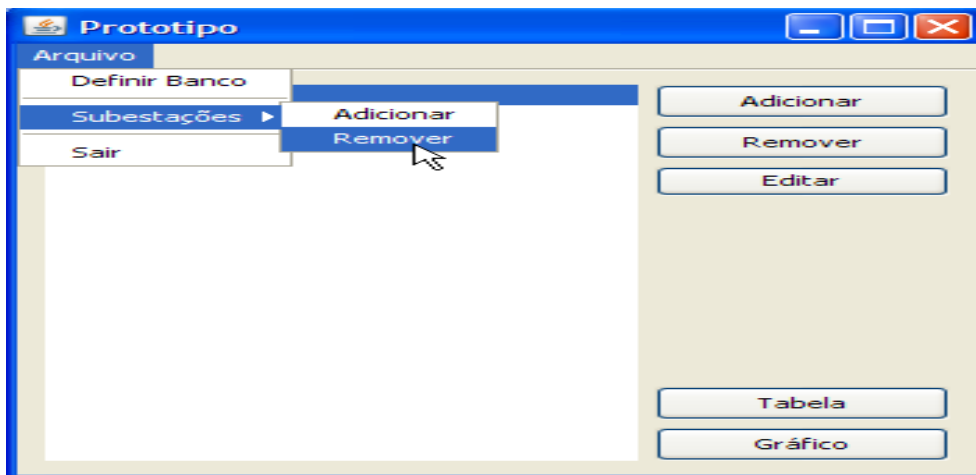


Figura 4.7. Programa Protótipo

4.17.2 Tela criação de consulta

Na tela de consulta o operador vai definir os parâmetros relativos às variáveis, informando a parametrização da consulta através de vetores das variáveis envolvidas, com a data e o período do dia.

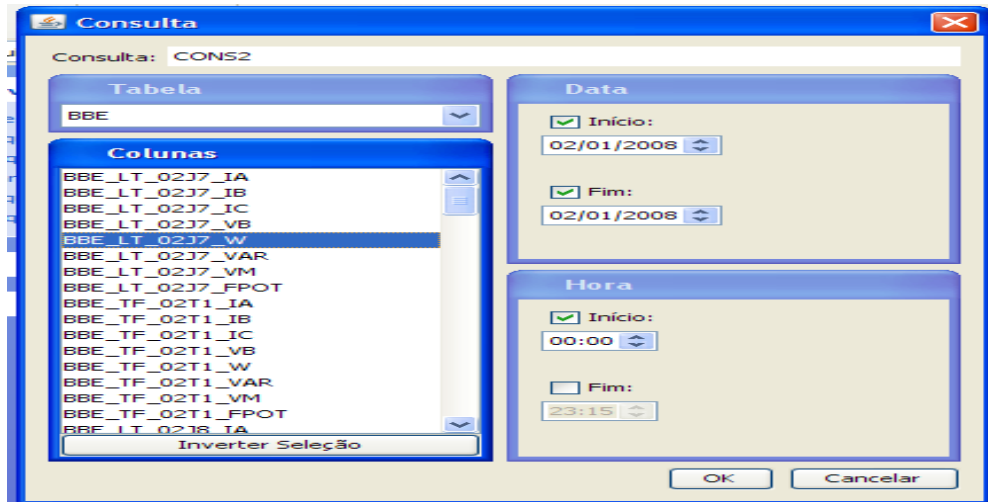


Figura 4.8. Tela de consulta

4.17.3 Tela Repositório de Consultas

A consulta ficara armazenada no repositório, podendo ser acessada para futuras comparações.

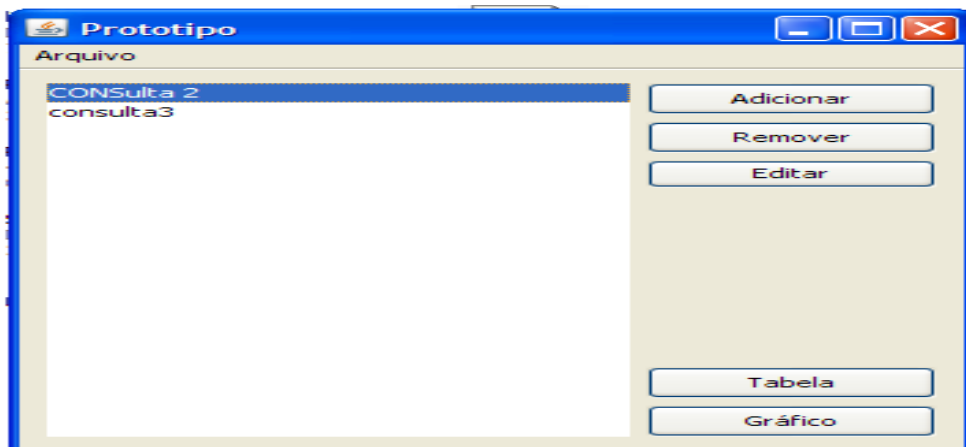


Figura 4.9. Tela repositório de consulta

4.17.4 Tela Tabela da variável de Estado

Nesta tela se descreve todos os parâmetros estabelecidos na consulta.

DATA	HORA	BBE_LT_02J7_W
2008-01-02	00:15:00	0.070954985885407
2008-01-02	00:30:00	0.0010916151674678
2008-01-02	00:45:00	0.053489143205923
2008-01-02	01:00:00	-0.068771755550472
2008-01-02	01:15:00	0.0010916151674678
2008-01-02	01:30:00	0.070954985885407
2008-01-02	01:45:00	-0.068771755550472
2008-01-02	02:00:00	-0.051305912870987
2008-01-02	02:15:00	0.053489143205923
2008-01-02	02:30:00	0.053489143205923
2008-01-02	02:45:00	0.0010916151674678
2008-01-02	03:00:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:15:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:30:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:45:00	-0.068771755550472
2008-01-02	04:00:00	0.053489143205923
2008-01-02	04:15:00	-0.068771755550472
2008-01-02	04:30:00	-0.051305912870987

Gerar Gráfico Patamar

Total de registros: 93

Figura 4.10. Tela Tabela da variável de Estado

4.17.5 Tela Patamares da Curva Carga

É apresentado, na tela, os patamares de carga no período do dia (carga leve, media e pesada).

DATA	HORA	BBE_LT_02J7_W
2008-01-02	22:45:00	-0.068771755550472
2008-01-02	00:15:00	0.070954985885407
2008-01-02	01:30:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:00:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:15:00	0.070954985885407
2008-01-02	03:30:00	0.070954985885407
2008-01-02	06:00:00	0.070954985885407
2008-01-02	06:30:00	0.070954985885407
2008-01-02	00:45:00	0.053489143205923
2008-01-02	02:15:00	0.053489143205923
2008-01-02	02:30:00	0.053489143205923
2008-01-02	04:00:00	0.053489143205923
2008-01-02	04:45:00	0.053489143205923
2008-01-02	06:15:00	0.053489143205923
2008-01-02	06:45:00	0.053489143205923
2008-01-02	07:30:00	0.053489143205923
2008-01-02	00:30:00	0.0010916151674678
2008-01-02	01:15:00	0.0010916151674678

Gerar Gráfico Retornar

Total de registros: 93

Figura 4.11. Tela Patamares da Curva Carga

4.17.6 Interface gráfica

O projeto das interfaces gráficas foi desenvolvido a partir da mineração dos dados do sistema de informação da base de dados do sistema Virtual Tag System - VTS, levando em consideração as perspectivas dos usuários finais, as tarefas a serem desenvolvidas no estudo de gerenciamento e controle de fluxo de potência.

O sistema foi desenvolvido na linguagem de programação Java 6.0, com interface gráfica nos moldes do ambiente Windows, propiciando uma interface agradável e familiar, facilitando o compartilhamento das informações entre aplicativos do mesmo ambiente.

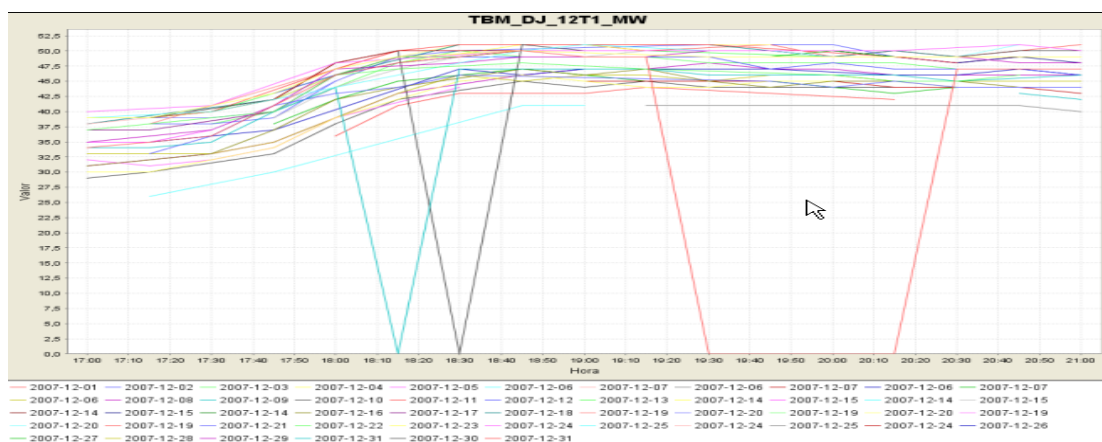


Figura 4.12. Interface gráfica

4.17.7 Tela de saída dos dados

Os dados referentes aos programas poderão ser exportados para planilha Excel e as imagens para o ambiente web em HTML.

Tabela 4.1. Variável de estado da Subestação TBM disjuntor 12T1 de 69KV

DATA	HORA	TBM_DJ_12T1_FPOT	TBM_DJ_12T1_MVAR	TBM_DJ_12T1_MW	TBM_DJ_12T1_VB
2007-12-19	17:15:00	0,9	18	38	69,57444
2007-12-19	18:15:00	0,9	23	50	69,1068
2007-12-19	18:30:00	0,9	23	50	69,38392
2007-12-19	18:45:00	0,9	23	51	69,74764
2007-12-19	19:00:00	0,9	24	51	70,00744
2007-12-19	19:15:00	0,9	23	50	70,21528
2007-12-19	19:45:00	0,9	24	51	70,50972
2007-12-19	20:00:00	0,9	22	49	68,60452
2007-12-19	20:15:00	0,91	22	50	68,88164
2007-12-19	20:30:00	0,91	22	49	68,91628
2007-12-19	20:45:00	0,91	22	50	68,44864
2007-12-19	21:00:00	0,9	23	51	69,40124
Valor	Médio:	0,83	20,69	45,38	64,06
Valor	Máximo:	0,91	24	51	70,50972
Valor	Mínimo:	0,9	18	38	68,44864

4.18 Estudo de Caso

Como visto a proposta da dissertação de mestrado refere-se a uma ferramenta para o gerenciamento e controle operacional do fluxo de potência utilizando técnicas de algoritmos genéticos o estudo de caso utilizado é o sistema de subtransmissão de 69 KV do regional de Maceió. O sistema é constituído de 7 barramentos (figura 4.14), dos quais 1 é o Nó de referencia (*swing*) e os 6 Nós (Barras) são do tipo carga tipo PQ.

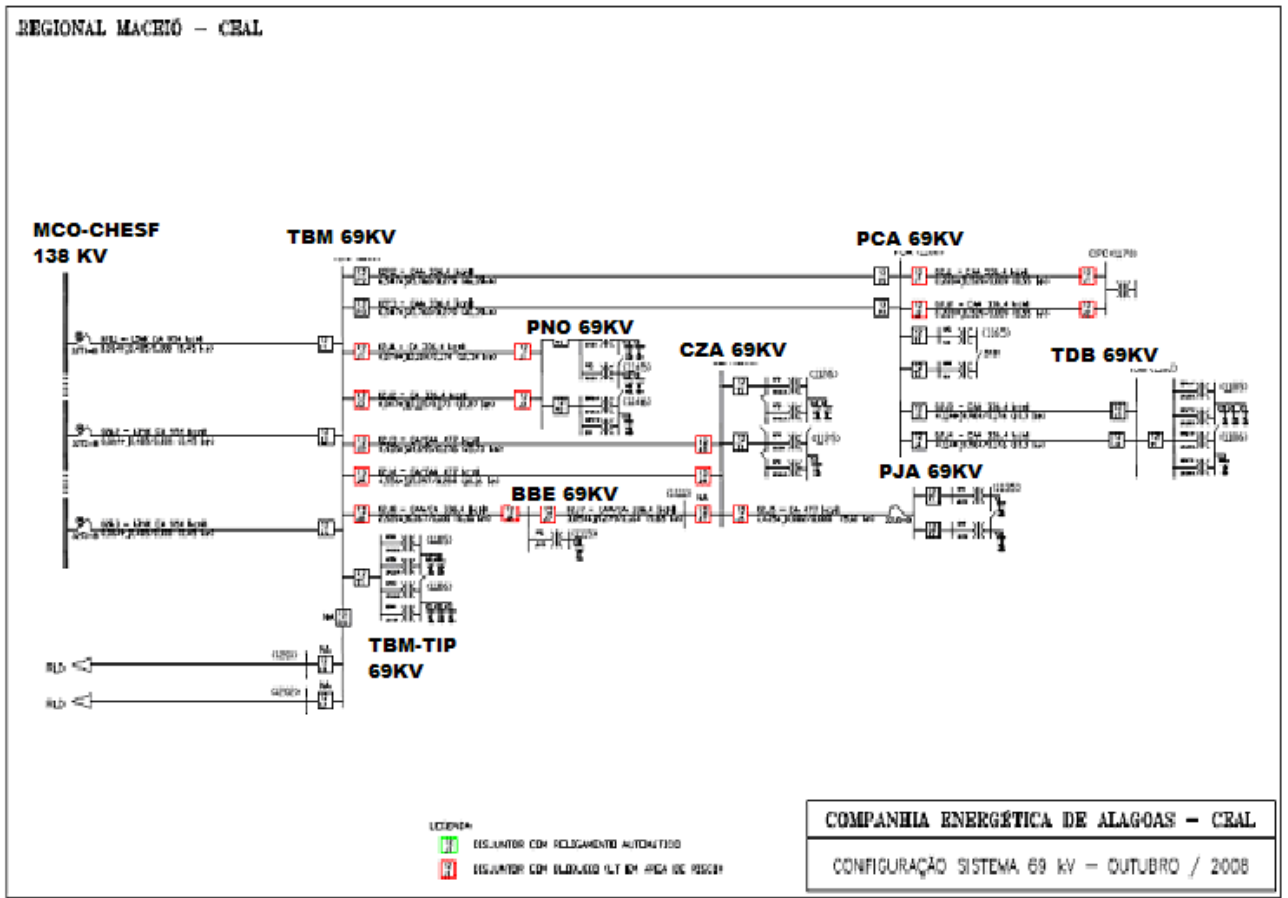


Figura 4.13. Diagrama do Sistema de Subtransmissão em 69 Kv -CEAL

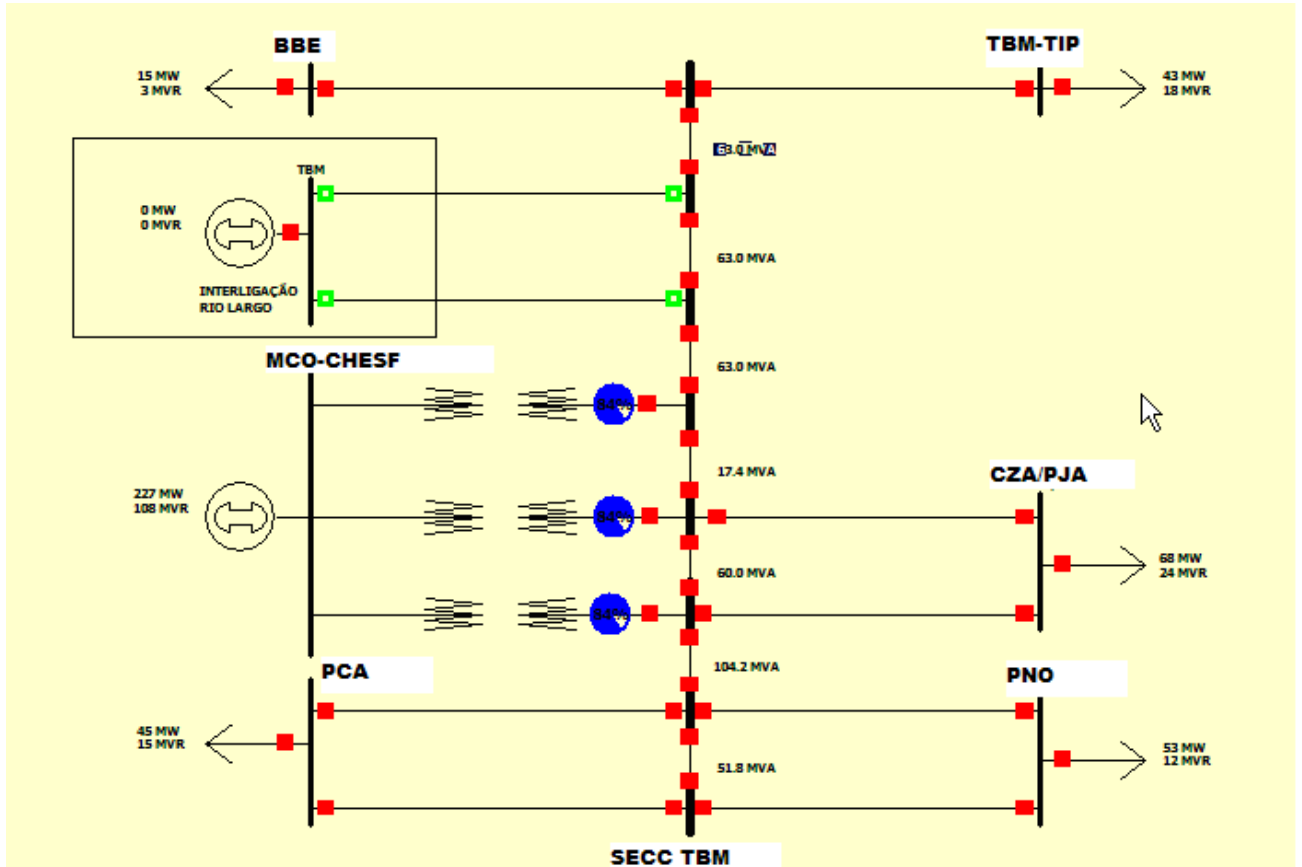


Figura 4.14. Diagrama equivalente ao sistema elétrico do regional de Maceió 69KV, com 7 barramentos das Subestações 69/13,kV (TBM-TIP,BBE,PNO,CZA,PJA,TDB,PCA)

4.18.1 Função Objetivo

É do tipo representado a seguir, e são consideradas todas as restrições de segurança dos elementos da rede, descritas para a formulação do fluxo de potência ótimo. Pelo fato de ser considerada, a Função de Avaliação vai diferir da Função Objetivo.

$$\text{Minimize } f = 1/2 \sum_{i \in I} \rho (V_i - \bar{V}_i)^2$$

Onde:

I conjunto de barras do sistema

ρ peso associado ao desvio de tensão

V_i - tensão da barra i

\bar{V}_i - tensão inicial da barra

Em que ρ representa o peso associado ao desvio de tensão que incidirá na função de avaliação, para este sistema como penalidade (Restrições). Esta última é construída à medida do problema, incidindo como que na componente heurística do Algoritmo Genético. Os dados da rede são referidos no anexo.

4.19 Implementação do Programa FPAGH

Adota-se para as entradas do programa FPAGH variáveis de estado otimizadas pelo módulo do algoritmo genético AGH. Que são as magnitudes das tensões nodais das barras escolhidas no sistema (V) e seus respectivos os ângulos das tensões nodais (Θ) e as injeções das potencias ativas P e as potências reativas Q nas barras do sistema.

O objeto desta pesquisa é o balanceamento das tensões das barras do sistema de subtransmissão em 69 kV da CEAL operando em regime permanente (Caso Base), onde o programa definirá através da barra de referência no sistema (Subestação do Tabuleiro dos Martins -TBM).

A metodologia do programa adotada no FPAGH está baseada em uma variação do Algoritmo Genético de Holland, onde a representação cromossômica utilizada é de ponto flutuante. Nesta representação cada cromossomo é um vetor de tamanho fixo, formado pela concatenação de números do conjunto dos números reais. O Componente Algoritmo Genético AGH proposto, em linguagem objeto JAVA 6.0 constitui-se de um Framework adaptativo com referentes às variáveis envolvidas na pesquisa e suas diversas interações nos resultados com o componente do fluxo de potência (*PowerWorld*) descrito:

↳ Para a população Inicial formar-se aleatoriamente, escolhe-se um vetor constituído por possíveis soluções (indivíduos), onde o primeiro indivíduo da população inicial utiliza os valores das magnitudes das tensões das barras PV e PQ (mapeado em representação de ponto flutuante correspondente ao Caso Base (CB), conforme tabela 4.2:

Tabela 4.2. Cromossomo referentes as subestações analisadas do sistema Maceió obtidos pelo AGh

DIA	HORA	SE	P	Q	V	Q
19/12/2007	21:00:00	TBM	38.0	18.0	69.57	0.9
		BBE	***	***	***	***
		PNO	***	****	***	***
		PCA/TDB	40	20	65.70	0.87
		CZA/PJA	***	****	****	****

↪ Na avaliação do indivíduo a cada um desses indivíduos corresponde um valor da função objetivo, avaliada com os resultados do Programa de Fluxo de Potência (FP). Corresponde à execução do método Newton-Raphson para o cálculo das tensões e perdas do sistema.

↪ No procedimento da seleção dos indivíduos mais capazes foram adotados variados modos de criação da nova população, através de manipulações com operadores genéticos, conforme algoritmo descrito a seguir:

- **PROGRAMA PRINCIPAL**
- Contador de geração = 0;
- Geração da população inicial aleatória (magnitudes das tensões das barras PV e PQ correspondente ao Caso Base);
- Avaliação da função *fitness* para cada indivíduo da população inicial com a seleção através da distância *Newtoniana* ou *Hemmaniana* do melhor indivíduo da população encontrada;
- Selecionado o indivíduo procede-se a execução do FP-NR para este indivíduo selecionado;
- **FAÇA ENQUANTO** (contador de geração \leq número máximo de gerações)
- Contador de geração = Contador de geração + 1;
- Reprodução: (seleção dos sobreviventes);
- Cruzamento: operação entre pares de indivíduos escolhidos aleatoriamente com uma probabilidade p_c);
- Mutação: (operação aleatória sobre um indivíduo escolhido com uma probabilidade p_m);
- Avaliação da função para cada indivíduo da geração atual (execução do FP para cada indivíduo, ou seja, execução do método NR-);
- Estratégias Elitistas e Adaptação Dinâmica;
- Fim faça enquanto;
- Fim do programa Principal.

Os dados de entrada do módulo de Fluxo de Potência FP do programa FPAGH são:

↳ Arquivo de sistema com os dados das barras, linhas e transformadores conforme apresentado no Apêndice B. Os dados das linhas são as resistências e reatâncias séries e as susceptâncias *shunt*. Os dados dos transformadores são as reatâncias de dispersão e os *taps*.

↳ Tensões máximas e mínimas admissíveis nas barras de carga;

↳ Número máximo de iterações para o método Newton -Raphson.

↳ O programa tem um recurso de interface gráfica possibilitando que os resultados sejam gravados e apresentados na tela e poderão ser salvos em um arquivo de saída. A visualização gráfica da evolução do perfil de tensão, das perdas ativas totais, das funções de restrições violadas e da função objetivo podem ser vistas usando o *Javagraph*.

4.20 Apresentação e Análise dos Resultados

Serão apresentados a seguir, os resultados obtidos pelo programa FPAGH, na aplicação do estudo de caso no sistema elétrico de distribuição 69 KV do regional Maceió quando da execução de simulações com os sistemas testes em 07 barras que compreende as barras (UMA barra de referencia (TBM), e SEIS barras de cargas (subestações: Benedito Bentes –(BBE), Pinheiro-(PNO), Cruz das Almas-(CZA), Trapiche da Barra-(TDB), Pajuçara-(PJA) e PoloCloroAlcoquimico –(PCA)), cujas características principais são apresentadas no anexo B.

As simulações têm como principal objetivo testar a eficiência da ferramenta computacional em relação aos seguintes itens:

- a) Manter as magnitudes das tensões das barras próximas dos valores desejados, ou pelo menos, dentro dos valores das faixas regulatórias de tensões máximas e mínimas admitidas;
- b) Limitar a geração de reativos nas barras de tensão controlada a um intervalo bem definido;
- c) Minimizar as perdas ativas no sistema de potência analisado.

Em todas as simulações, os valores desejados para as magnitudes das tensões nas barras são de 1,00 pu (69kV) e os limites máximos e mínimos são 1,10 pu e 0,90 pu, respectivamente a (72kVe 65kV).

As variáveis de controle do sistema são as magnitudes das tensões na barra de referência do TBM. Para o sistema de Maceió o programa prevê a existência de apenas uma barra de referência no sistema situado na seccionadora do Tabuleiro dos Martins –TBM. A seguir, será descrito detalhadamente os componentes que interagirão no programa FPAGH.

4.20.1 Modelo Formato IEEE

O formulário comumente utilizado na formatação dos dados de entrada de barras e linhas do sistema de transmissão é o modelo IEEE¹⁰, neste estudo de caso para o sistema CEAL do regional MACEIÓ.

Tabela 4.3. Dados das Barras do sistema Maceió

Nb	Nome	Tipo	Vk(pu)	Fase	Pc	Qc	Pg	Qg	V(KV)	V(pu)	Qmax	Qmin	bshk
	Barra												
1	1	1	0.9576	-5.97	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
2	2	1	0.9579	-5.93	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
3	3	1	0.9581	-5.90	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
4	4	1	0.9584	-5.86	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
5	5	1	0.9583	-5.87	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
6	6	1	0.9581	-5.91	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
7	7	1	0.9578	-5.97	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
8	8	1	0.9577	-6.00	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
10	TBM	4	10.000	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	69.0	1.000	0.00	0.00	0.0;
11	BBE	1	0.9519	-6.52	16.00	12.50	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
12	PCA	1	0.9290	-7.96	45.00	38.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
13	PNO	1	0.9394	-7.55	45.00	11.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
14	CZA/PJA	1	0.9216	-8.81	74.50	35.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
15	TBM-TIP	1	0.9374	-8.73	51.00	24.00	0.00	0.00	69.0	0.00	0.00	0.00	0.0;
16	MCO230	3	10.000	0.00	0.00	0.00	227.17	108.27	138.0	1.000	9900	-	0.0;
												9900	

¹⁰ IEEE Common Format (*.cf), IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems_, Vol. PAS-92, No. 6, November/December 1973, pp. 1916-1925

Tabela 4.4. Dados de Linhas do sistema Maceió

Linhas	De	Para	tipo	r	x	bshl	tapmin	tapmax	pu	pu
1		2	1	0.000000	0.001000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
11		1	1	0.025200	0.060670	0.00108	0.0	0.0	0.0	0.0
1		15	1	0.000000	0.100000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
2		3	1	0.000000	0.001000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
10		2	1	0.049930	0.120190	0.00213	0.0	0.0	0.0	0.0
3		4	1	0.000000	0.001000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
10		3	1	0.049930	0.120190	0.00213	0.0	0.0	0.0	0.0
4		5	1	0.000000	0.100000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
16		4	2	0.000000	0.129400	0.000000	0.9	1.1	0.990	1.0
5		6	1	0.000000	0.100000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
5		14	1	0.044350	0.146950	0.000276	0.0	0.0	0.0	0.0
16		5	2	0.000000	0.129400	0.000000	0.9	1.1	0.990	1.0
6		7	1	0.000000	0.100000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
6		14	1	0.040470	0.101150	0.000284	0.0	0.0	0.0	0.0
16		6	2	0.000000	0.130000	0.000000	0.9	1.1	0.990	1.0
7		8	1	0.000000	0.100000	0.000000	0.0	0.0	0.0	0.0
12		7	1	0.065470	0.157600	0.000279	0.0	0.0	0.0	0.0
7		13	1	0.040740	0.108400	0.000174	0.0	0.0	0.0	0.0
12		8	1	0.065470	0.157600	0.000279	0.0	0.0	0.0	0.0
8		13	1	0.040740	0.108400	0.000173	0.0	0.0	0.0	0.0

4.21 Componentes do Sistema de Subtransmissão - CEAL

Para o sistema de Maceió, a tabela 4.3, de dados das barras, as variáveis de controle são as magnitudes das tensões das barras 10 e 16 totalizando cinco variáveis de otimização representada pelos vetores $V(\text{PU})$, Fase, P_g e Q_g cujos valores respectivos (1.0; 0.0; 227.17; 108.27). Para este sistema foram feitas 10 execuções, todas visando satisfazer os objetivos (a), (b) e (c), citados anteriormente no item 4.20 (Apresentação e Análise dos Resultados).

Os limites de geração de reativo nas barras de tensão controlada são apresentados na Tabela 4.5, e podem ainda ser vistos no Apêndice B.

Tabela 4.5. Limites de potencia reativa do sistema Maceió 69 KV

Barras	Qmingeração (mVAr)	Qmaxgeração (mVAr)
16-Mco/Chesf)	50	120

Os valores dos parâmetros de ponderação \square do desvio de tensão na barra em estudo e do seu valor inicial, antes da anomalia, como também seus limites de tensão quando violadas. Os seguintes parâmetros genéticos foram utilizados para o caso em estudo:

- ↪ Tamanho da população igual a 20;
- ↪ Número de gerações igual a 20;
- ↪ Taxa de cruzamento inicial igual a 95;
- ↪ Taxa de mutação inicial igual a 1.
- ↪ Para este caso foi usado o tipo de *Crossover*: Aritmético; Seleção: roleta e Distância: Euclidiana. Afirar que o programa convergirá para a solução em 100% dos casos.
- ↪ O critério de parada utilizado em todas as simulações, foi baseada na função *fitness* do melhor indivíduo que representa o conjunto de valores melhores adaptados das gerações calculadas .

A aplicação de um exemplo na barra da subestação do Tabuleiro, no período de regime operacional de carga pesada, no dia 17 de dezembro de 2007, das 17h00minhs às 21h15minhs, teve como resultado o melhor cromossomo gerado pelo AGH:

↪ Melhor indivíduo da geração:

- Cromossomo: [0,92, 23.0, 58.0, 68. 43] respectivamente as variáveis { Q ,Q,P,V, }
- *Fitness*: -1.30221406687

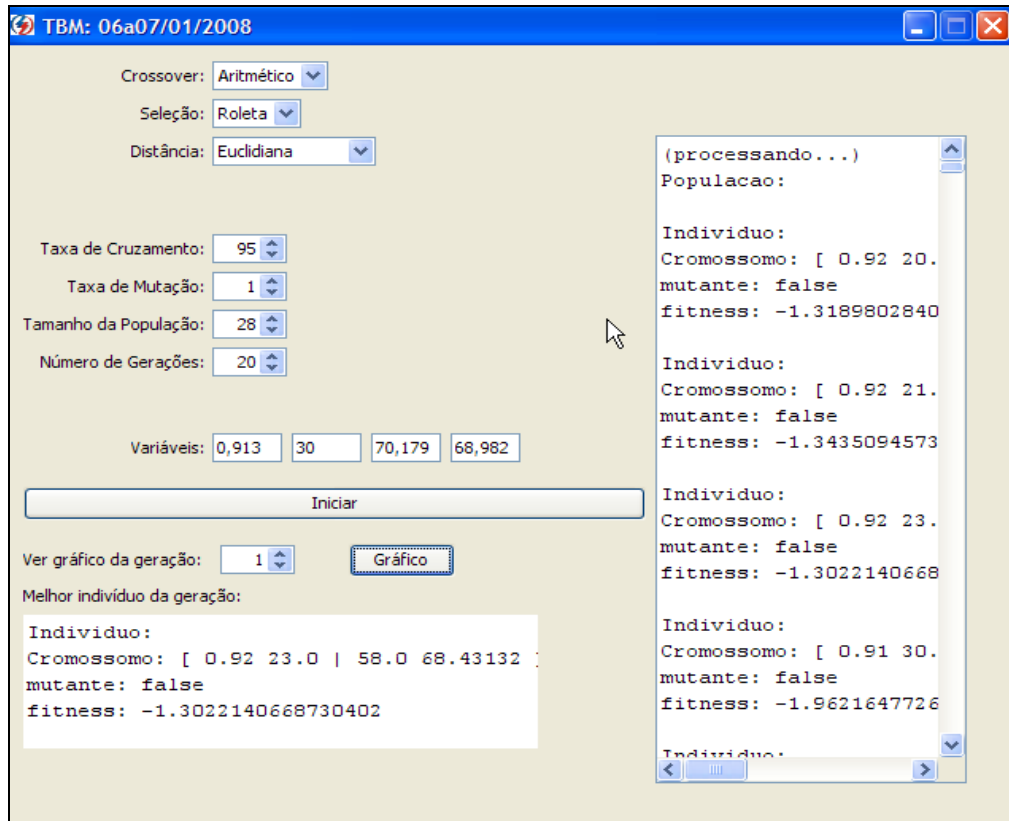


Figura 4.15. A evolução do AG

A evolução do GA para a melhor função *fitness* pode ser visualizada na Figura 4.16, onde são apresentadas os valores do cromossomo e o valor da função que o caracteriza como o melhor indivíduo da população em função do número de gerações.

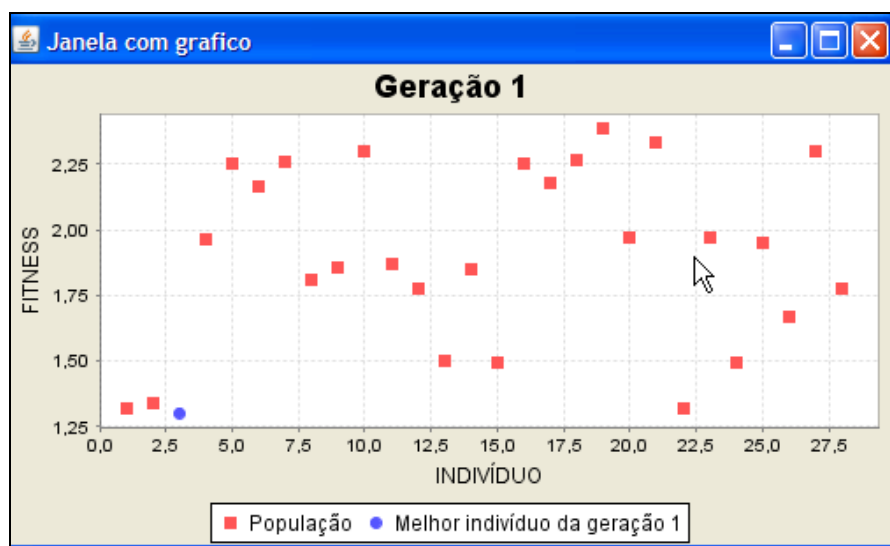


Figura 4.16. A representação topológica das Gerações versus Função *Fitness* do AGH

4.22 Análise de Resultados do Balanceamento das Tensões Nodais Referentes a 3 Casos Aplicados ao Sistema de Subtransmissão da Regional Maceió 69 KV.

A metodologia apresentada foi aplicada a três estudos de casos teste para a avaliação de funcionalidade e desempenho. A função objetivo nos casos estudados compreende de mínima perda ativa e um balanceamento das tensões dos barramentos das subestações com um mínimo desvio das magnitudes da tensão inicial e final das barras do sistema em análise.

A ferramenta de otimização aplicada à configuração do sistema de subtransmissão 69 KV do regional de Maceió e os resultados referentes à Demanda, Carga e Perdas e Tensões nas barras de cada subestação quando o sistema foi submetido à condição de regime permanente de Carga Pesada. Onde as variáveis de entrada do módulo AGH foram os vetores $\langle P, Q, V, \theta \rangle$ das variáveis de estado no dia 19/12/2007, período 17:00 hs:min às 21:15 hs:min.

Os resultados apresentados dos três casos abaixo descritos mostram que o algoritmo proposto indicou uma otimização em relação ao (caso Base) do perfil de tensões devido ao balanceamento de tensões nas barras e conseqüentemente uma redução das perdas do sistema de subtransmissão de Maceió.

4.22.1 Caso Base

O caso Base do sistema proposto descrito acima representado pelas barras na tabela 4.8 tem como a população inicial os vetores das variáveis de estados que suprirão o módulo AGH para a geração dos melhores cromossomos.

Tabela 4.6. Valores das variáveis de estado (caso base)

DIA	HORA	SE	P	Q	V	θ
19/12/2007	18:30:00	TBM	51.0	24.0	64.6	-10.40
		BBE	16.0	12.0	65.7	-7.59
		PNO	45.0	11.0	68.3	-4.55
		PCA/TDB	40.0	38.0	65.3	-4.50
		CZA/PJA	74.0	35.0	66.3	-6.08

O Módulo do Fluxo de Potência aplicado ao caso base tem como resultado os valores da tabela 4.6.

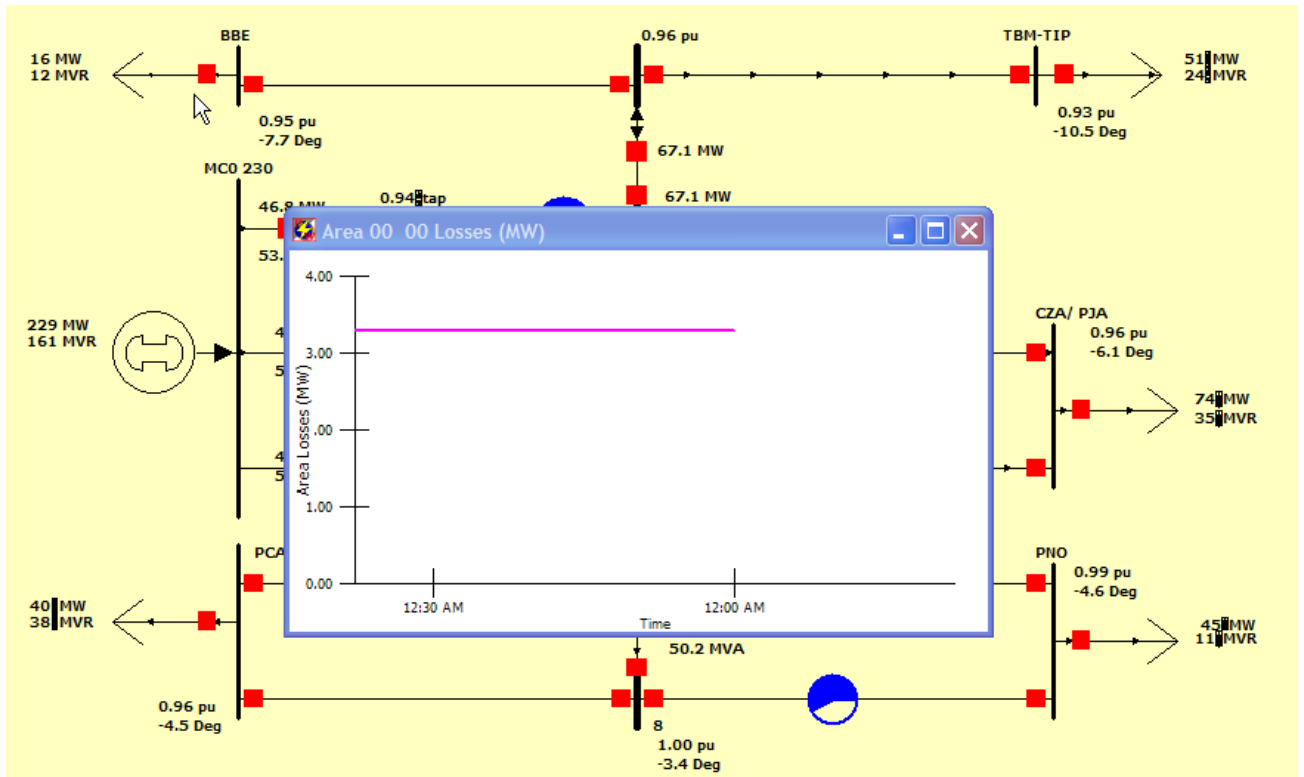


Figura 4.17 Resultado do Fluxo de Potência 1 *Powerworld_09* .pwb (caso base)

Aplicado o algoritmo genético AGH, as variáveis de estado no dia 19/12/2007, período 17:00 min/hs às 21:15 min/hs, referente as barras das subestações TBM e PCA/TDB do sistema Maceió. Os melhores cromossomos gerados pelo Módulo AGH são abaixo descritos:

4.22.1.1 Caso 1

↪ Analisamos a influência do melhor cromossomo gerado pelo módulo AGH na subestação TBM, executando o módulo de fluxo de potência para obter as tensões nodais das barras e comparar com o caso Base, obtemos os valores das tensões das barras de acordo com a tabela 4.7 abaixo :

Tabela 4.7. Cromossomos referentes às subestações analisadas do sistema Maceió obtidos pelo AGH

DIA	HORA	SE	P	Q	V	Q
19/12/2007	21:00:00	TBM	38.0	18.0	69.57	0.9
		BBE	***	***	***	***
		PNO	***	****	***	***
		PCA/TDB	40	20	65.70	0.87
		CZA/PJA	***	****	****	****

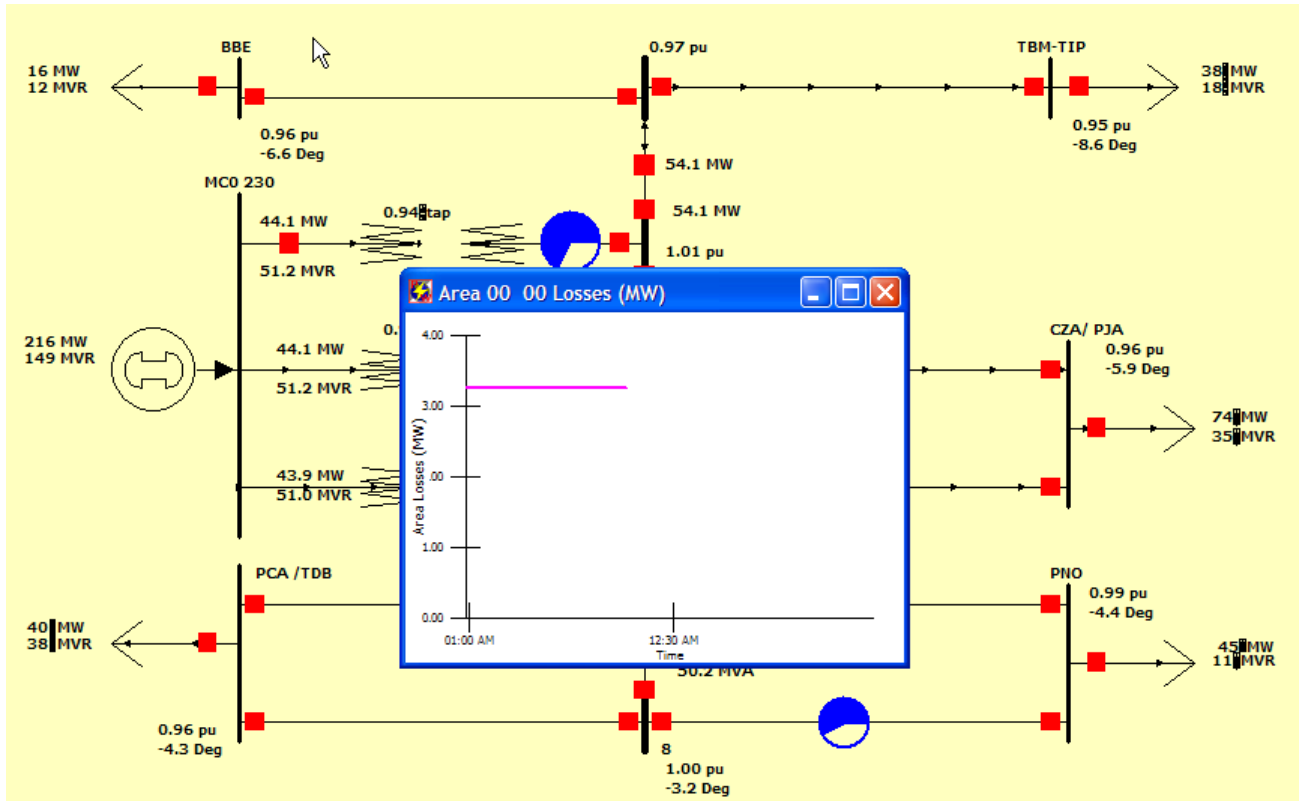


Figura 4.18. Influência do cromossomo TBM no fluxo de potência 2 Powerworld_10.PWB

Tabela 4.8. Valores das variáveis com influência do AGH (no fluxo de potência)

DIA	HORA	SE	P	Q	V	θ
19/12/2007	21:00:00	TBM	38.0	18.0	65.4/(0.94)	-9.37
		BBE	16.0	12.0	66.0/(0.95)	-7.42
		PNO	45.0	11.0	68.0/(0.98)	-5.14
		PCA/TDB	40.0	38.0	65.0/(0.95)	-5.09
		CZA/PJA	74.0	35.0	66.0	-6.69

Tabela Comparativa das Variações nas Barras com o Cromossomo TBM em Relação ao Caso Base:

↳ Estabeleceu-se para esta análise, a parametrização dos vetores para fins comparativos dos valores obtidos pelos módulos AGH e FP concernentes ao caso Base e Caso 1 (contribuição do melhor cromossomo da barra de TBM), valores das tensões dos barramentos das subestações:

- $\{Q_b, Q_c, P_b, V_b\}$ - variáveis do fluxo potencia caso base
- $\{Q_c, Q_c, P_c, V_c\}$ - variáveis do fluxo potencia influencia do melhor cromossomo
- Barra do melhor cromossomo TBM.

Tabela 4.9. Comparação do caso Base com melhor cromossomo gerado na barra TBM

Comparação do caso Base com o melhor cromossomo TBM												
SE	P _b	P _c	ΔP	Q _b	Q _c	ΔQ	V _b	V _c	ΔV	Θ _b	Θ _c	ΔΘ
TBM	51	38	13	24	18	6	64,6	65,4	0,8	-10,40	-8,7	-1,75
BBE	16	16	0	12	12	0	65,7	66,0	0,3	-7,59	-6,7	-0,9
PNO	45	45	0	11	11	0	68,3	68,0	-0,3	-4,55	-4,4	-0,12
PCA/TDB	40	40	0	38	38	0	65,3	65,0	-0,3	-4,50	-4,1	-0,37
CZA/PJA	74	74	0	35	35	0	66,3	66,0	-0,3	-6,08	-6	-0,1
Total	226	213	13	120	114	6	328	330,4	0,2	-33,12	-29,9	-3,24
									0,06%			11%

Os resultados alcançados no estudo da comparação do melhor cromossomo na barra TBM gerado pelo modulo AGH e o caso Base foi:

↳ Uma otimização no perfil de tensões das barras de TBM e BBE que estavam abaixo de 65 KV, as demais barras mantiveram-se acima do patamar regulatório inferior que é 65 KV.

↳ Neste balanceamento de tensões nas barras, a perdas ativas do sistema de subtransmissão de 69 KV mantiveram-se no patamar de 3,2 MW

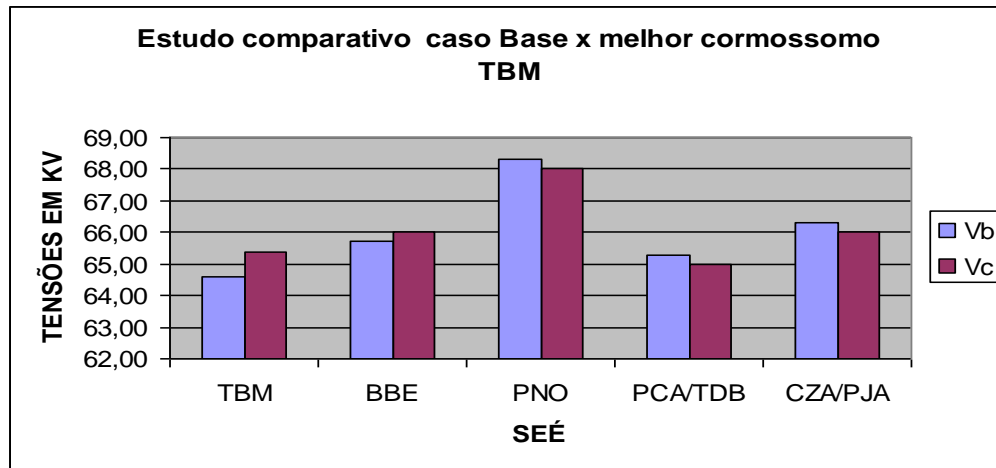


Figura 4.19. Gráfico comparativo entre os módulos das tensões nodais das barras das subestações TBM, PNO, BBE, PCA/TDB ,CZA/PJA para o caso 1

4.22.1.2 Caso 2

↪ Analisamos a influência do melhor cromossomo gerado pelo módulo AGH na subestação PCA/TDB , executando o módulo de Fluxo de Potência para obter as tensões nodais das barras e comparar com o caso Base ,obtemos os valores das tensões das barras de acordo com a tabela 4.10 abaixo :

Tabela 4.10. Influência do cromossomo PCA/TDB

DIA	HORA	SE	P	Q	V	$\Delta \theta$
19/12/2007	18:30:00	TBM	51.0	24.0	63.9	-10.62
		BBE	16.0	12.0	65.0	-7.74
		PNO	45.0	11.0	67.7	-4.63
		PCA/TDB	40.0	20.0	65.7	-6,19
		CZA/PJA	74.0	35.0	65.6	-6.19

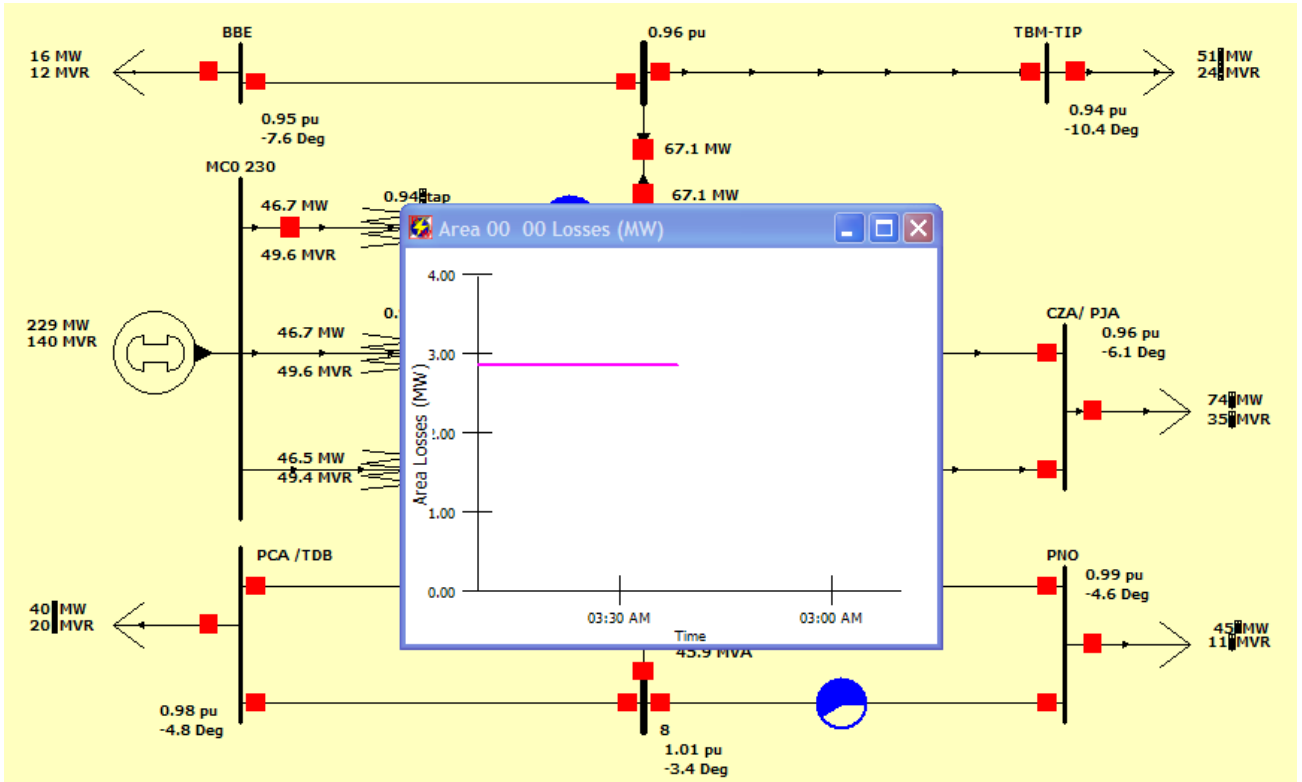


Figura 4.20 Influência do cromossomo no fluxo de potência *Powerworld* 11.PWB na influência das tensões das barras.

Tabela 4.11. Resultado do Fluxo

DIA	HORA	SE	P	Q	V	$\Delta\theta$
19/12/2007	18:30:00	TBM	51.0	24.0	65,4	-8,65
		BBE	16.0	12.0	65.9	-6,69
		PNO	45.0	11.0	68.0	-4,43
		PCA/TDB	40.0	20.0	66.0	-4,71
		CZA/PJA	74.0	35.0	65,9	-5,98

Comparação caso Base com o melhor cromossomo da barra PCA/TDB :

Tabela 4.12. Comparação do caso 2

Comparação caso Base com o melhor cromossomo da barra PCA/TDB												
SE	P _b	P _c	ΔP	Q _b	Q _c	ΔQ	V _b	V _c	ΔV	θ _b	θ _c	Δθ
TBM	51	38	13	24	18	-6	65	65,4	0,8	-10,62	-10,5	-0,11
BBE	16	16	0	12	12	0	65,7	65,9	0,2	-7,74	-7,7	-0,1
PNO	45	45	0	11	11	0	68,3	68,0	-0,3	-4,63	-4,6	-0
PCA/TDB	40	40	0	38	20	18	65,3	66,0	0,7	-6,19	-4,9	-1,3
CZA/PJA	74	74	0	35	35	0	66,3	65,9	-0,4	-6,19	-6,1	-0,1
Total	226	213	13	120	96	-6	328	329,5	1	-35,37	-33,8	-1,61

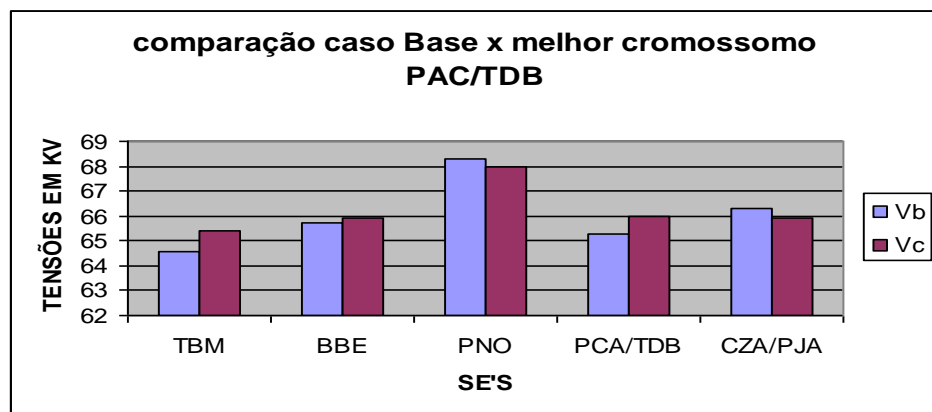


Figura 4.21. Gráfico comparativo entre os módulos das tensões nodais das barras das subestações TBM, PNO, BBE, PCA/TDB, CZA/PJA para o caso 2

Os resultados alcançados no estudo da comparação do melhor cromossomo na barra PCA/TDB gerado pelo módulo AGH e o caso Base foi:

- ↳ O reflexo foi positivo com o balanceamento das tensões nas barras, as perdas reduziram de 3,2 para 2,9 MW correspondendo a 9% menor em relação ao caso Base.
- ↳ Para esse caso, o valor da função objetiva do desvio de função teve o valor de 0,5.
- ↳ Uma otimização no perfil de tensões de todas as barras todas ficando acima do patamar regulatório inferior que é 65 KV.

↳ 4.22.1.3 Caso 3

Analisamos a influência do melhor cromossomo gerado pelo módulo AGH nas subestações conjuntas (TBM+ PCA/TDB), executando o módulo de fluxo de potência para

obter as tensões nodais das barras e comparar com o caso Base, obtemos os valores das tensões das barras de acordo com a tabela 4.13 abaixo:

Tabela 4.13. Influência do cromossomo PCA/TDB + TBM

DIA	HORA	SE	P	Q	V	θ
19/12/2007	18:30:00	TBM	38.0	18.0	69.57	-10.62
		BBE	16.0	12.0	65.0	-7.74
		PNO	45.0	11.0	67.7	-4.63
		PCA/TDB	40.0	20.0	65.7	-6.19
		CZA/PJA	74.0	35.0	65.6	-6.19

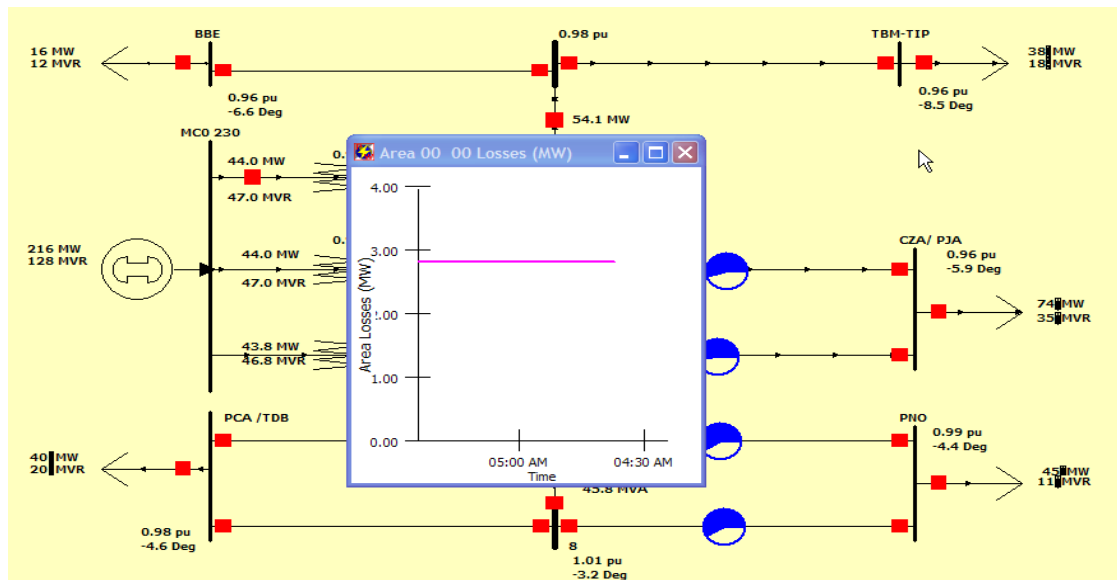


Figura 4.22 Influência do cromossomo (TBM+PCA/TDB) no fluxo de potência $Pwd_12.PWB$

Tabela 4.14. Resultado do Fluxo de potência *caso 3* $Powerworld_12.PWB$

DIA	HORA	SE	P	Q	V	Θ
19/12/2007	18:30:00	TBM	38.0	18.0	65.5	-7.55
		BBE	16.0	12.0	66.0	-6.09
		PNO	45.0	11.0	68.0	-4.31
		PCA/TDB	40.0	20.0	66.0	-4.59
		CZA/PJA	74.0	35.0	66.0	-5.86

Neste caso tive que aumentar o *tap* dos trafos da supridora Chesf de 0.94 para 0.95. A tensão estava 1.01 pu passou para 1.00 barra infinita.

Comparações caso 3 com caso Base:

Tabela 4.15. Comparação caso base melhores cromossomos do caso 3

Comparação caso Base e melhores cromossomos TBM+PCA/TDB												
SE	P _b	P _c	ΔP	Q _b	Q _c	ΔQ	V _b	V _c	ΔV	Θ _b	Θ _c	Δ Θ
TBM	51	38	13	24	18	6	64	66,5	2,6	-10,62	-7,55	-3,07
BBE	16	16	0	12	12	0	65	66	1	-7,74	-6,09	-1,65
PNO	45	45	0	11	11	0	68	68	0,3	-4,63	-4,31	-0,32
PCA/TDB	40	40	0	38	20	18	65	66,1	0,7	-6,19	-4,59	-1,6
CZA/PJA	74	74	0	35	35	0	66	66	0,4	-6,19	-5,86	-0,33
	226	213	13	120	96	24	328	332,6	5	-35,37	-28,4	-6,97
									1,53%			25%

Os resultados alcançados no estudo da comparação do melhor cromossomo gerado pelo modulo AGH das subestações TBM+PCA/TDB e o caso Base foram:

↳ O reflexo foi positivo com o balanceamento das tensões nas barras, as perdas reduziram de 3,2 para 2,9 MW correspondendo a 9% menor em relação ao caso Base.

↳ Para esse caso, o valor da função objetiva do desvio de função teve o valor de 1,53%.

↳ Uma otimização no perfil de tensões de todas as barras todas ficando acima do patamar regulatório inferior que é 65 KV.

↳ A figura 4.22 se refere ao estudo comparativo entre os módulos das tensões nodais das barras das subestações TBM, PNO, BBE, PCA/TDB, CZA/PJA, do caso base (V_b) e com as influencias do cromossomo gerado pelo AGH na barra de (TBM-V_{c1}), influência do cromossomo (PCA/TDB-V_{c2}) e ambas as contribuições no caso (TBM + PCA/TDB-V_{c3}),

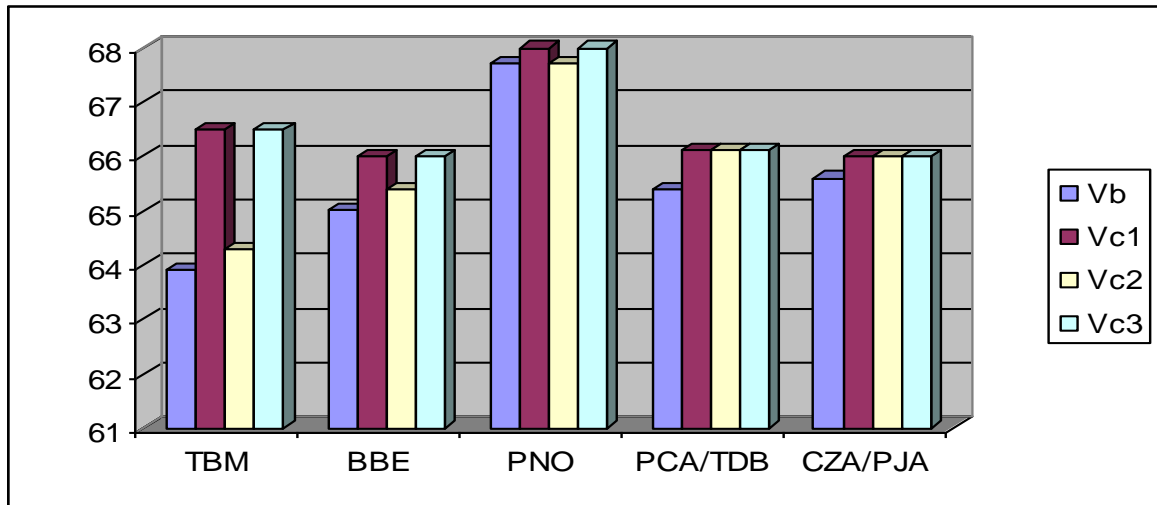


Figura 4.22. Gráfico comparativo entre os módulos das tensões nodais das barras das subestações TBM, PNO, BBE, PCA/TDB, CZA/PJA, para o caso 3

Os resultados dos 3 casos apresentados mostram que a ferramenta computacional desenvolvida atende ao objetivo proposto da dissertação “Um sistema de gerenciamento e controle operacional de fluxo de potencia utilizando técnicas de algoritmo genéticos pois atende aos requisitos de otimização no sistema com o balanceamento das tensões nas barras do sistema de subtransmissão de 69 KV e reflete com a redução das perdas ativas no sistema pois as mesmas reduziram cerca de 9% em relação a condição de regime operacional de carga pesada do sistema caso Base .

Quanto a aptidão do módulo AGH pode ser avaliado pelos gráficos abaixo relativos à aptidão dos cromossomos TBM e PCA/TDB que produziram soluções viáveis que otimizaram o desempenho do sistema de subtransmissão 69KV da CEAL.

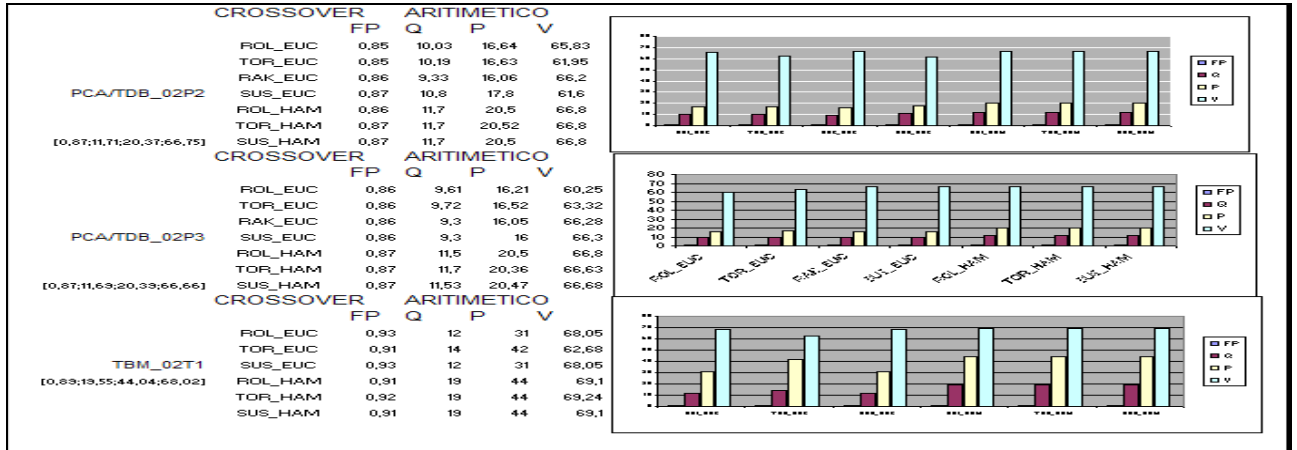


Figura 4.23. Gráfico geração dos cromossomos mais adaptados para as soluções viáveis pelo módulo AGH comparativo entre os tipos de crossover .

4.22.1.4 Análise Final

Após as influências conjuntas dos melhores cromossomos gerados pelo módulo AGH nas subestações conjuntas (TBM,BBE,PNO,CZA/PJA e PCA/TDB) , executando o módulo de fluxo de potência para obter as tensões nodais das barras e comparar com os casos acima descritos chegamos a condição de equilíbrio das tensões das barras do sistema de Subtransmissão de 69 KV de acordo com a tabela 4.16 abaixo :

Tabela 4.16. Valores das variáveis de estado contribuição conjunta de todas as barras no fluxo de potencia

DIA	HORA	SE	P	Q	V	θ
19/12/2007	18:30:00	TBM	51.0	11.0	67,62	-10.10
		BBE	16.0	4.0	67,62	-7.60
		PNO	45.0	30.0	67,62	-4.30
		PCA/TDB	40.0	25.0	67,62	-4.50
		CZA/PJA	74.0	21.0	67,62	-6.20

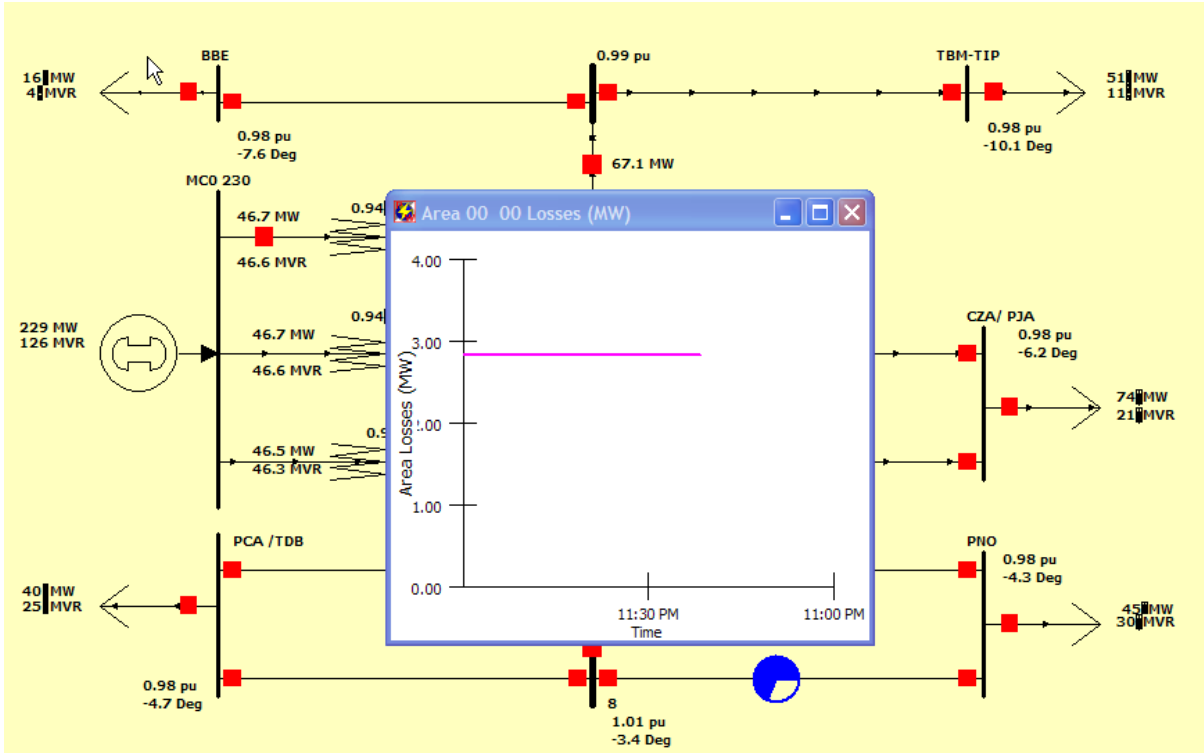


Figura 4.24. Influência do cromossomo nas barras (TBM+BBE+CZA/PJA+PNO+PCA/TDB) no fluxo de potência *Pwd_09 SIMUL.PWB*

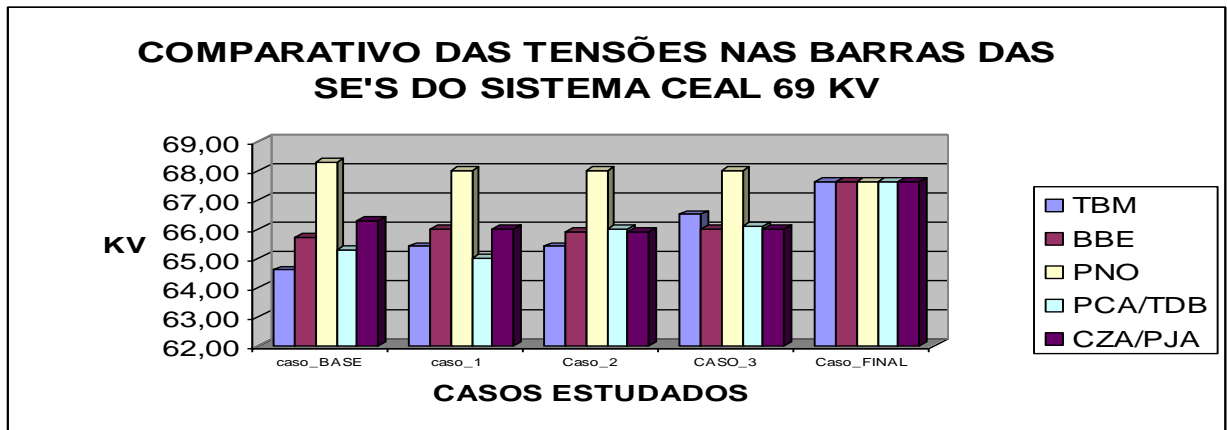


Figura 4.25. Gráfico comparativo entre os módulos das tensões nodais das barras das subestações TBM, PNO, BBE, PCA/TDB, CZA/PJA, para os casos base, caso1, caso2, caso3 e caso final

CAPÍTULO 5

CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de uma técnica baseada na teoria de algoritmos evolutivos, os quais usam como método de otimização global de busca adaptativa, inspirados nos mecanismos da evolução biológica, que seguem o princípio da seleção natural e sobrevivência dos indivíduos mais aptos ao ambiente.

O algoritmo genético desenvolvido em linguagem objeto Java 6.0 constitui-se uma variação do algoritmo genético de Holland, cujo objetivo foi à aplicação como uma ferramenta computacional de suporte para o balanceamento das tensões nodais nas barras que compõem o sistema de subtransmissão da CEAL da regional Maceió - Alagoas.

Como visto a ferramenta computacional programa FPAGH, proposto para atender a resolução de problemas na área de sistema de potência, tal como fluxo de potência onde requer características de versatilidade, robustez, simplicidade e eficiência, e ser capaz de lidar com diferentes tipos de anomalias sem grandes mudanças no programa principal, pois fazem uso de uma descrição genérica do que se deseja em uma boa solução através da função de adequação (*fitness*) e da função objetivo definido pelo balanceamento das tensões nodais do sistema.

O algoritmo atendeu as expectativas visto que, pelos resultados apresentados, foram satisfatórios nas diversas modelagens efetuadas para o balanceamento das tensões nodais nas barras do sistema, sobretudo pelo enfoque adotado, aplicou-se a situação do sistema em regime permanente em carga pesada. Nesta condição operacional ocorrem as situações de desvios de tensões nas barras das subestações mais afastadas da barra fonte, estas ficando às vezes, fora do valor regulatório das tensões motivado pelo carregamento acentuado nos componentes do sistema: as linhas de subtransmissão, barramentos, transformadores e disjuntores, o que fornece um maior apoio na tomada de decisão no gerenciamento e controle do sistema em tempo real.

O programa proposto neste trabalho é uma ferramenta híbrida com a técnica de algoritmos evolutivos e algoritmo determinístico os quais foram aplicados em conjunto para

solucionar o problema de otimização apresentado. A aplicação do Framework dos algoritmos genéticos de Holland, com representação em ponto flutuante, se adequou muito bem ao problema, definindo eficazmente e diversificadamente através dos tipos de *crossover* (aritmético, flat, discreto, heurístico e simples) tipo de seleção (roleta, *ranking*) e distâncias (Euclidiana, *Hamming* e Euclidiana média) os melhores cromossomos variáveis de estado que constituíram elementos de entrada para a ferramenta de otimização combinatória fluxo de potencia Newton – Raphson.

O ambiente de utilização das simulações, algumas simplificações adotadas, como o sistema equivalente da regional de Maceió, constituída de 6 barras, sendo 01 de referência e 6 barras de carga, no entanto o método proposto tem requisitos suficientes para ser aplicado ao sistema subtransmissão radial da CEAL das 5 regionais existentes em 69 KV

As contribuições que este estudo venha agregar ao sistema de subtransmissão CEAL são:

↪ Aplicação de algoritmos evolutivos com eficiência computacional suficiente para aplicação no planejamento operacional dos sistemas de subtransmissão em 69KV CEAL.

↪ Concepção de uma estrutura cromossômica com representação em codificação ponto flutuante, compacta e aplicação de uma função *fitness* que permite integrarem-se ao problema de Fluxo de Potência com multiobjetivo, soluções de busca que satisfazem aos atributos e otimização:

- A minimização desvios de tensões das barras do sistema
- O controle do fluxo de injeção de reativos no sistema na hora de carga pesada e em regime operacional contingências;
- Incorporação através do Framework de diferentes repositórios de modelos de obtenção de melhores cromossomos para os diversos estudos de casos no sistema para um aprendizado do conhecimento da composição de tensões em cada barra do sistema;

5.1 Limitações do Trabalho

↪ Os algoritmos de fluxo de potências desenvolvidos neste trabalho só se aplicam a sistemas de subtransmissão radiais de pequeno porte. Contudo, os algoritmos desenvolvidos

podem ser adequados as solicitações impostas para atender os requisitos dinâmicos do sistema.

↪ O algoritmo de Fluxo de Potência implementado é específico para simulação de sistemas radiais, embora a metodologia de planejamento desenvolvida seja inteiramente aplicável a sistema fracamente malhados.

5.2 Propostas para Trabalhos Futuros

Com o intuito de procurar melhorar o desempenho alcançado com o algoritmo proposto, apresentam-se algumas sugestões que podem ser vistas como idéias para dar prosseguimento a esta linha de pesquisa:

↪ Implementar modificações no algoritmo apresentado para atender as condições operacionais em regime de carga Leve, Media e Pesada, conciliando os patamares de controle dos limites das tensões nas barras limite inferior de tensão (LIV) e limite superior de tensão (LSV) ajustar para que o desvio seja o menor otimizado;

↪ Aplicar um método de otimização do fluxo de reativos das barras com a representação da modelagem de cargas envolvidas no sistema de subtransmissão;

↪ Aplicar um método de monitoração automática dos gradientes $\partial P/\partial V$ e $\partial Q/\partial V$ nos regimes permanentes do caso Base ao Ponto de máximo carregamento - PMC como também nos regimes de contingências do sistema de subtransmissão.

Referências

- [Aarts, 1989] AARTS, EMILE and KORST, JAN. “Simulated Annealing and Boltzmann Machines: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing”. Wiley, New York, 1989.
- [Ahuja, 1993] AHUJA, R.K.; MAGNANTI, T.L.; ORLIN, J.B. “Network Flows: Theory, Algorithms, and Applications”. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall, 1993.
- [Alves, 2003] ALVES, Giovanni e MARTINEZ, Vinício. ”Dialética do Ciberespaço”. Londrina: Práxis, 2003.
- [Aneel, 2007] ANEEL, nota Técnica no 348/2007-SRE/ANEEL “Metodologia de tratamento regulatório para perdas não técnicas de energia elétrica” Brasília, DF. 2007.
- [Angel, 1993] ANGEL, Patrícia Marta; FRAIGI, Liliana Beatriz, “Introduccion a la Domotica”, Tomo I, Embasse: EBAI, 172 p. 1993.
- [Atmar,1994] ATMAR W. Notes on Simulation of Evolution. IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, no. 1, pp. 130-147. 1994.
- [Ausdley,1993] AUDESLEY, N. C.; BURNS, A.; RICHARDSON, M. F.; TINDELL, K.; WELLINGS, “A. J. Applying New Scheduling Theory to Static Priority Pre-emptive Scheduling”. Software Engineering Journal, V. 8, N. 5, pp.284-292. 1993.
- [Bremmer,1997] BREMNER, D. , FUKUDA, K. , AND MARZETTA, A. “ Primal-dual methods for vertex and facet enumeration”. In *Proc. 13th Annu. ACM Sympos. Comput. Geom.*, pages 49-56, 1997.
- [Burns,1996] BURNS, A.; WELLINGS, A. “Real-Time Systems and Programming Languages”. Addison-Wesley, 1996.
- [Cavati,1998] CAVATI, C. R. ; BASTOS FILHO, T. F. ; F, T. . “A New Decision Support System For Operation Programming Using Fuzzy”. Set. Revista de Engenharia, Ciência e Tecnologia, Vitória-ES, n. 3, p. 9-13, 1998.
- [Civanlar,1998] CIVANLAR, S.; GRAINGER, J. J.; YIN, H.; LEE, S.S.H.. “Distribution FeederReconfiguration for Loss Reduction”, IEEE Transactions on Power Delivery, v.3, n.3, p.1217-1223, 1988.

- [Eshelman,1999] ESHELMAN, L. J., CARUANA, R. A., AND SCHAFFER, J. D. "Biases in the crossover landscape. In Schaffer", J. D., editor, Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, pp.10--19.1989.
- [Fonseca,1995] FONSECA,C.M.,Fleming,P.J.,"Multi objective optimizaption and multiple Constrain Handling with Evolutionary Algorithms 1:A UnifiedFormulation",RelatórioTécnico564,Universidade de Sheffield, Inglaterra. 1995.
- [Ferreira, 2002] FERREIRA, H. A., SOUZA, B. A., ALVES, H. N. "Optimal Capacitor Allocation in Electrical Distribution Systems Using a Genetic Algorithm", In: Proceedings of the IEEE/PES T&D 2002 Latin America, São Paulo, Brazil, March 2002.
- [Ferreira, 2004] FERREIRA, CARLOS APARECIDO AND COSTA, "Vander Menengoy da Controle de tensão no fluxo de potência continuado: modelagens e efeitos na estabilidade de tensão". Sba Controle & Automação, Dez 2004, vol.15, no.4, p.459-466. ISSN 0103-1759
- [Fogel,1993] FOGEL D. B., "Empirical Estimation of the Computation Required to Discover Approximate Solutions to the Travelling Salesman Problem Using Evolutionary", Proceedings of 2 nd Annual Conference on Evolutionary Programming, pp.56-61.1993.
- [Gallego,1988] GALLEGO,R. A.,ROMERO,R.,"Comparative Studies On Non-Convex Optimizaption Methods For Transmition Network Expansion Planning"IEEE Transactions on power Systems. EUA. v.13,n.3,pag 822-828.1988.
- [Goldberg,1989] GOLDBERG, D.E." Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning". Addison-Wesley, Inc.1989.
- [Goldberg,1994] GOLDBERG, D. E., "Genetic and Evolutionary Algorithms Come of Age", Communications of the ACM , N. 3 Vol. 37, pp. 113-119, 1994.
- [Holland,1975] HOLLAND, J. H. "Adaptation in Natural and Artificial Systems". The University of Michigan Press, 1st ed., 1975.
- [Leung,1982] LEUNG, J. Y. T.; Whitehead, J. "On the Complexity of Fixed-Priority Scheduling of Periodic", Real-Time Tasks. Performance Evaluation, 2 (4), p. 237-250, december 1982.

- [Lin,1998] LIN, K. P., LIN, M. H., LIN, T. P. “An Advanced Computer Code for Single-Tuned Harmonic Filter Design”, IEEE Transactions on Industry Applications, v. 34, n. 4, pp. 640-648, July/August 1998.
- [Linden,2006] LINDEN, R. “Algoritmos Genéticos Uma importante Ferramenta de Inteligência Computacional, Rio de Janeiro, Brasport. 2006.
- [Linden,2005] LINDEN, R. “Um algoritmo Híbrido para a Extração de Conhecimento em Bioinformática”. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica), Rio de Janeiro, Programa de Pós graduação em Engenharia Elétrica Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2005.
- [Lopes, 1999] LOPES, H. S. “Algoritmos Genéticos em Projetos de Engenharia: Aplicações e Perspectivas Futuras”. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 4., 1999, São Paulo. Anais do SBAI'99. São Paulo. p.64-74. 1999.
- [Monticelli,1983] MONTICELLI, A.,”Fluxo de Carga em Redes De Energia Eletrica.1 ed .São Paulo,Edgard Blucher.1983.
- [Monticelli, 1987] MONTICELLI, A PEREIRA,M V. F.,GRANVILLE,S. “Security-Constrained Optimal Flow with Post-Contingency Corretive Reschedlung” IEEE Transactions on Power System,Vol PWRS-2,N0 1,pp 175-182 . Fevereiro. 1987
- [Mitchell, 1997] MITCHELL, M. “An Introduction to Genetic Algorithms”. Cambridge: Mit Press. p. 207. 1997.
- [Miranda, 2005] MIRANDA, M. N. “Algoritmos Genéticos: Fundamentos e Aplicações”.UFRJ,11/07/2005.Disponíveisem:<http://www.gta.ufrj.br/~marcio/genetic.html>. Acesso em 08 de abril de 2008.
- [Silva, 2001] SILVA, MARIO ERNESTO DE S E; Gudwin, Ricardo Ribeiro; "Um Tutorial em Controle Situacional Semiótico", 11/2001, CIENTÍFICO NACIONAL, V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente - V SBAI, Vol. 1, pp.1-6, Canela, RS, BRASIL, 2001.
- [Souza, 2003] SOUZA, B., BRAZ, H., ALVES, H. “Um Algoritmo Genético para configuração ótima de alimentadores de energia elétrica” 6º. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – SBAI, setembro de 2003.
- [Moura, 2003] MOURA, ARNALDO V. E VOLNEI DOS SANTOS. “Algoritmos genéticos aplicados ao problema de agendamento de atividades acadêmicas. Instituto de Computação “- Unicamp, IC-03-27, 2003.

- [Pacheco, 1999] PACHECO, M. A. C., “Algoritmos Genéticos: Princípios e Aplicações, Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada”, Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-RJ, Rio de Janeiro, 1999.
- [Pamplona, 2003] PAMPLONA, F. M. P., SOUZA, B. A. “Algoritmos genéticos aplicados ao projeto de filtros harmônicos passivos em sistemas elétricos de distribuição”, In: Anais do 5º Seminário Brasileiro sobre Qualidade de Energia Elétrica. Aracaju:NEPEN, v. 1, pp. 79-84, Agosto 2003.
- [Pinedo, 1995] PINEDO, M. **Scheduling**. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 378 p., 1995.
- [Takahashi,2004] TAKAHASHI, Leticia ; NEPOMUCENO, L. ; SILVA, Ivan Nunes da . “Economic Dispatch Problem with Valve-Point Loading Based on a Genetic Algorithm Approach.” In: 5th Latin-American Congress: Electricity Generation and Transmission. São Pedro, p. B-044. 2004.
- [Tão, 1997] TÃO, W. “Minimização de Perdas em Redes de Distribuição de Energia Elétrica através de Métodos de Busca Inteligentes com Processamento Paralelo”. Tese de Mestrado, FEEC, Unicamp. Julho, 1997.
- [Vieira, 1996a] VIEIRA, R. V., Pereira V. C. C. e Cavalcanti J. H. F., “Análise e Construção de Árvores Filogenéticas Usando Algoritmo Genético”. Fórum Nacional de Ciência e Tecnologia em Saúde, Campos do Jordão - São Paulo, 1996.
- [Vieira, 1996b] VIEIRA, R. V., Ferneda E. e Cavalcanti J. H. F. “Análise e Construção de Árvores Filogenéticas Usando Redes Neurais Artificiais e Algoritmos Genéticos”. III - Simpósio Brasileiro de Redes Neurais, Pernambuco - Recife, 1996.
- [Vieira, 1997] VIEIRA, Roberta Vilhena. “Sistema Neurosimbólico para a Construção de Árvores Filogenéticas”. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal da Paraíba. Centro de Ciências e Tecnologia. Curso de Pós-Graduação em Informática. Campina Grande, 1997.
- [Vieira, 2001] VIEIRA, R. V., Manoel Agamennon Lopes., “Alinhamento Múltiplo de DNA via Algoritmo Genético”. III Encontro Nacional de Inteligência Artificial - 2001 - Fortaleza, CE, Brasil

- [Vieira, 2003] VIEIRA, R. V. “Uma Teoria para Algoritmos Genético baseado em Tipos Abstrato de Dados e sua especificação em CSP-Z”. Tese de Doutorado no Programa de Pós-Graduação do Centro de Informática da UFPE, Recife. 2003.
- [YAN, 1997] YAN, X. and QUINTANA, V. H. “An efficient predictor-corrector interior point algorithm for security-constrained economic dispatch”. IEEE. Transactions on Power Systems, 12(2):803–810. 1997.

APÊNDICE

APÊNDICE A

Dados do sistema usado para validação do algoritmo.

Nas tabelas a seguir estão contidas os dados do sistema usados para validação do algoritmo implementado as barras das Subestações do sistema de subtransmissão de 69KV da CEAL.

TABELA 1A-Trecho dos Dados da barras da subestação TBM com valores das variáveis de estado nos dias 01/12 ;30 e 31/12/2008 período das 17:00 as 21:00 minhs.

DATA	HORA	FP	P	Q	V
2007-12-01	17:00:00	0,91	15	34	69,1934
2007-12-01	17:15:00	0,91	16	35	68,86432
2007-12-01	17:30:00	0,91	16	36	68,3274
2007-12-01	17:45:00	0,9	20	41	69,85156
2007-12-01	18:00:00	0,9	21	46	69,26268
2007-12-01	18:15:00	0,9	23	48	70,11136
2007-12-01	18:30:00	0,9	23	49	69,92084
2007-12-01	18:45:00	0,9	23	50	70,24992
2007-12-01	19:00:00	0,9	22	49	69,22804
2007-12-01	19:15:00	0,9	22	49	69,24536
2007-12-29	21:00:00	0,91	20	46	70,45776
2007-12-31	20:45:00	0,92	18	43	69,50516
2007-12-31	21:00:00	0,92	17	42	69,55712
2007-12-30	17:00:00	0,92	11	29	68,77772
2007-12-30	17:15:00	0,92	12	30	68,5872
2007-12-30	17:45:00	0,92	13	33	68,37936
2007-12-30	18:00:00	0,91	16	38	69,29732
2007-12-30	18:15:00	0,91	18	42	69,40124
2007-12-30	18:45:00	0,91	19	45	69,76496
2007-12-30	19:00:00	0,91	19	44	69,78228
2007-12-30	19:15:00	0,91	19	45	69,67836
2007-12-30	19:30:00	0,91	19	44	69,9728
2007-12-30	19:45:00	0,91	19	44	69,95548
2007-12-30	20:15:00	0,91	19	44	70,16332
2007-12-30	20:30:00	0,92	18	44	69,03752
2007-12-31	18:00:00	0,91	15	36	69,1934
2007-12-31	18:15:00	0,91	18	41	69,86888
2007-12-31	18:30:00	0,91	18	43	69,74764
2007-12-31	18:45:00	0,92	18	43	69,4532
2007-12-31	19:00:00	0,92	18	43	69,5398
2007-12-31	19:15:00	0,92	18	44	69,38392
2007-12-31	20:15:00	0,92	17	42	69,93816
Valor	Médio:	0,893741	19,54613	44,04489	68,19597
Valor	Máximo:	0,93	24	51	70,50972
Valor	Mínimo:	0	0	0	0

TABELA 2A-Trecho dos Dados da barras da subestação PCA/TDB(02P2) com valores das variáveis de estado nos dias 01/12 ;30 e 31/12/2008 período das 17:00 as 21:00 minhs.

DATA	HORA	FP	Q	VA	P
2007-12-01	17:00:00	0,8565	10,0368	66,92199	16,6464
2007-12-01	17:15:00	0,8585	10,1448	66,56873	16,9344
2007-12-01	17:30:00	0,8629	10,1664	66,07001	17,3448
2007-12-01	17:45:00	0,8469	11,7	67,3272	18,8784
2007-12-01	18:00:00	0,8577	11,9016	67,39993	19,8576
2007-12-01	18:15:00	0,8584	12,0168	67,55578	20,124
2007-12-01	18:30:00	0,8608	11,9016	67,55578	20,1528
2007-12-01	18:45:00	0,8598	12,06	68,04411	20,2968
2007-12-01	19:00:00	0,8695	11,232	66,94277	19,7424
2007-12-01	19:15:00	0,8714	11,2608	66,58951	20,016
2007-12-01	19:30:00	0,8695	11,2392	66,61029	19,7568
2007-12-01	19:45:00	0,8719	11,0736	66,95316	19,7064
2007-12-01	20:00:00	0,8699	11,1888	66,71419	19,728
2007-12-01	20:15:00	0,872	10,98	66,7038	19,5912
2007-12-01	20:30:00	0,8744	10,728	66,46483	19,3608
2007-12-01	20:45:00	0,874	10,872	66,13235	19,548
2007-12-01	21:00:00	0,8599	11,772	67,31681	19,8
2007-12-02	17:15:00	0,8583	9,7488	67,06745	16,2864
2007-12-30	18:15:00	0,8668	11,1312	67,31681	19,1232
2007-12-30	18:45:00	0,8682	11,196	67,67007	19,5768
2007-12-30	19:00:00	0,8654	11,4624	67,49344	19,8072
2007-12-30	19:15:00	0,8667	11,2824	67,60773	19,5984
2007-12-30	19:30:00	0,8656	11,2608	67,65968	19,4544
2007-12-30	19:45:00	0,8651	11,484	67,72202	19,836
2007-12-30	20:15:00	0,8647	11,5056	67,91943	19,8
2007-12-30	20:30:00	0,8727	10,9584	67,0155	19,584
2007-12-31	18:00:00	0,8595	11,0952	66,74536	18,6408
2007-12-31	18:15:00	0,8709	11,1168	67,34798	19,8648
2007-12-31	18:30:00	0,8706	11,3688	66,97394	20,1168
2007-12-31	18:45:00	0,8717	11,3976	66,90121	20,2896
2007-12-31	19:00:00	0,8717	11,4552	66,98433	20,34
2007-12-31	19:15:00	0,8707	11,5344	67,33759	20,412
2007-12-31	20:15:00	0,8647	11,9376	67,50383	20,5488
2007-12-31	20:45:00	0,8741	11,1168	67,03628	20,0304
2007-12-31	21:00:00	0,8732	11,2176	67,15057	20,0952
Valor	Médio:	0,867064	11,71302	66,79477	20,37399
Valor	Máximo:	0,8803	13,6008	68,04411	23,2128
Valor	Mínimo:	0,8339	9,3096	65,51934	15,696

TABELA 3A -Trecho dos Dados da barras da subestação PCA/TDB(02P3) com valores das variáveis de estado nos dias 01/12 ;30 e 31/12/2008 período das 17:00 as 21:00 minhs.

DATA	HORA	FP	P	Q	V
2007-12-01	17:00:00	0,91	15	34	69,1934
2007-12-01	17:15:00	0,91	16	35	68,86432
2007-12-01	17:30:00	0,91	16	36	68,3274
2007-12-01	17:45:00	0,9	20	41	69,85156
2007-12-01	18:00:00	0,9	21	46	69,26268
2007-12-01	18:15:00	0,9	23	48	70,11136
2007-12-01	18:30:00	0,9	23	49	69,92084
2007-12-01	18:45:00	0,9	23	50	70,24992
2007-12-01	19:00:00	0,9	22	49	69,22804
2007-12-01	19:15:00	0,9	22	49	69,24536
2007-12-29	21:00:00	0,91	20	46	70,45776
2007-12-31	20:45:00	0,92	18	43	69,50516
2007-12-31	21:00:00	0,92	17	42	69,55712
2007-12-30	17:00:00	0,92	11	29	68,77772
2007-12-30	17:15:00	0,92	12	30	68,5872
2007-12-30	17:45:00	0,92	13	33	68,37936
2007-12-30	18:00:00	0,91	16	38	69,29732
2007-12-30	18:15:00	0,91	18	42	69,40124
2007-12-30	18:45:00	0,91	19	45	69,76496
2007-12-30	19:00:00	0,91	19	44	69,78228
2007-12-30	19:15:00	0,91	19	45	69,67836
2007-12-30	19:30:00	0,91	19	44	69,9728
2007-12-30	19:45:00	0,91	19	44	69,95548
2007-12-30	20:15:00	0,91	19	44	70,16332
2007-12-30	20:30:00	0,92	18	44	69,03752
2007-12-31	18:00:00	0,91	15	36	69,1934
2007-12-31	18:15:00	0,91	18	41	69,86888
2007-12-31	18:30:00	0,91	18	43	69,74764
2007-12-31	18:45:00	0,92	18	43	69,4532
2007-12-31	19:00:00	0,92	18	43	69,5398
2007-12-31	19:15:00	0,92	18	44	69,38392
2007-12-31	20:15:00	0,92	17	42	69,93816
Valor	Médio:	0,893741	19,54613	44,04489	68,19597
Valor	Máximo:	0,93	24	51	70,50972
Valor	Mínimo:	0	0	0	0

TABELA 4A-Cromossomos gerados pelo módulo AGH das barras das subestações TBM e PCA/TDB com base nos valores das variáveis de estado nos dias 01/12 ;30 e 31/12/2008 período das 17:00 as 21:00 minhs

CROMOSSOMOS GERADOS PELO MÓDULO AGH						
	CROSSOVER	ARITIMETICO	DISCRETO	FLAT	HEURÍSTICO	SIMPLES
SELEÇÃO ROLETA DISTANCIA EUCLIDIANA	PCA_02P2	[0.85 10.03 65.83 16.64]	[0.86 9.33 66.20 16.06]	[0.86 9.97 60.97 16.03]	[0.86 9.33 66.20 16.06]	[0.86 9.33 66.20 16.06]
	PCA_02P3	[0.86 9.612 60.25 16.21]	[0.86 9.36 62.04 15.96]	[0.85 8.35 60.27 16.39]	[0.88 9.91 65.74 16.72]	[0.86 9.33 59.71 14.35]
	TBM_02T1	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.71 11.0 30.0 55.16]	[0.81 14.1 35.1 62.29]	[0.69 11.0 24.97 59.96]	[0.70 10.57 31.0 57.39]
	TBM_02T1	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.71 11.0 30.0 55.16]	[0.81 14.1 35.1 62.29]	[0.69 11.0 24.97 59.96]	[0.70 10.57 31.0 57.39]
SELEÇÃO : TORNEIO DISTANCIA EUCLIDIANA	PCA_02P2	[0.85 10.19 61.95 16.63]	[0.86 10.65 60.65 17.66]	[0.86 10.65 60.65 17.66]	[0.86 10.65 60.6 17.66]	[0.86 10.65 60.65 17.66]
	PCA_02P3	[0.86 9.72 63.32 16.52]	[0.86 10.0 65.59 16.86]	[0.86 9.30 66.28 16.05]	[0.86 9.30 66.28 16.05]	[0.86 9.30 66.28 16.05]
	TBM_02T1	[0.91 14.0 42.0 62.68]	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.83 13.87 34.81 62.30]	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.67 10.0 32.0 55.22]
	TBM_02T1	[0.91 14.0 42.0 62.68]	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.83 13.87 34.81 62.30]	[0.93 12.0 31.0 68.05]	[0.67 10.0 32.0 55.22]
SELEÇÃO : RANKING DISTANCIA EUCLIDIANA	PCA_02P2	[0.86 9.33 66.20 16.06]	erro	erro	erro	erro
	PCA_02P3	[0.86 9.30 66.28 16.05]	[0.86 9.36 65.60 15.96]	[0.86 9.30 66.28 16.05]	erro	[0.86 9.30 66.28 16.05]
	TBM_02T1	erro	erro	[0.93 12.0 31.0 68.05]	erro	erro
	TBM_02T1	erro	erro	[0.93 12.0 31.0 68.05]	erro	erro

Apêndice B

Dados das características do sistema de subtransmissão 69KV de Maceió

TABELA 1B- Arquivo de dados do sistema de 22 barras sistema CEAL

Barra		Tensão		Geração			Carga	
Número	Nome	Módulo [p.u]	Ângulo [°]	MW	Mvar	Fator %	MW	Mvar
1000	MCO-CHESF	1,0000	0,0000	228,4204	97,2947	0,0000	0,0000	0,0000
1100	SEC TBM	0,9982	-0,1651	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1105	TMARTINS1	1,0104	-4,8407	0,0000	0,0000	0,0000	20,7500	13,4000
1106	TMARTINS2	1,0167	-4,0820	0,0000	0,0000	0,0000	26,6700	17,2300
1110	B. BENTES	0,9879	-1,4242	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1115	B. BENTES	1,1200	-7,2598	0,0000	0,0000	0,0000	17,1300	10,6000
1120	C ALMAS	0,9681	-2,0374	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1125	C ALMAS 1	1,0060	-5,8096	0,0000	0,0000	0,0000	25,9000	17,4000
1126	C ALMAS 2	1,0089	-6,6149	0,0000	0,0000	0,0000	21,1900	14,2400
1130	PAJUCARA	0,9602	-2,5012	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1135	PAJUCARA	0,9256	-6,5848	0,0000	0,0000	0,0000	20,4300	16,3900
1140	PINHEIRO	0,9804	-1,4059	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1145	PINHEIRO1	1,0112	-5,4193	0,0000	0,0000	0,0000	17,8600	11,0700
1146	PINHEIRO2	1,0180	-3,8339	0,0000	0,0000	0,0000	13,1300	7,4400
1147	PINHEIRO3	1,0169	-4,9535	0,0000	0,0000	0,0000	15,8500	9,8200
1160	PCA	0,9617	-1,7352	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1165	PCA	0,9818	-2,3577	0,0000	0,0000	0,0000	2,5000	1,0800
1170	CPC	0,9611	-1,7707	0,0000	0,0000	0,0000	13,1800	5,6200
1171	CPC-F	0,9617	-1,7352	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1180	TRAPICHE	0,9453	-2,3700	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
1185	TRAPICHE1	0,9862	-5,3143	0,0000	0,0000	0,0000	13,8200	12,1900
1186	TRAPICHE2	0,9922	-5,1437	0,0000	0,0000	0,0000	14,9700	13,2600

TABELA 2B- Dados de transformadores do sistema Maceió - CEAL

Número	Número	Nome	Número	Tipo	Normal	Emerg.
1100	1105	TMARTINS1	1	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1100	1105	TMARTINS1	2	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1100	1106	TMARTINS2	3	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1100	1106	TMARTINS2	4	TRAFO TAP FIXO	20,0000	20,0000
1110	1115	B. BENTES	1	TRAFO TAP FIXO	20,0000	20,0000
1120	1125	C ALMAS 1	1	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1120	1125	C ALMAS 1	2	TRAFO TAP FIXO	20,0000	20,0000
1120	1126	C ALMAS 2	3	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1120	1126	C ALMAS 2	4	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1130	1135	PAJUCARA	1	TRAFO TAP VAR	20,0000	20,0000
1130	1135	PAJUCARA	2	TRAFO TAP VAR	20,0000	20,0000
1140	1145	PINHEIRO1	1	TRAFO TAP FIXO	20,0000	20,0000
1140	1146	PINHEIRO2	2	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1140	1146	PINHEIRO2	3	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1140	1147	PINHEIRO3	4	TRAFO TAP FIXO	20,0000	20,0000
1160	1165	PCA	1	TRAFO TAP FIXO	5,0000	5,0000
1160	1165	PCA	2	TRAFO TAP FIXO	10,0000	10,0000
1180	1185	TRAPICHE1	1	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1180	1185	TRAPICHE1	2	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1180	1186	TRAPICHE2	3	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000
1180	1186	TRAPICHE2	4	TRAFO TAP FIXO	12,0000	12,0000

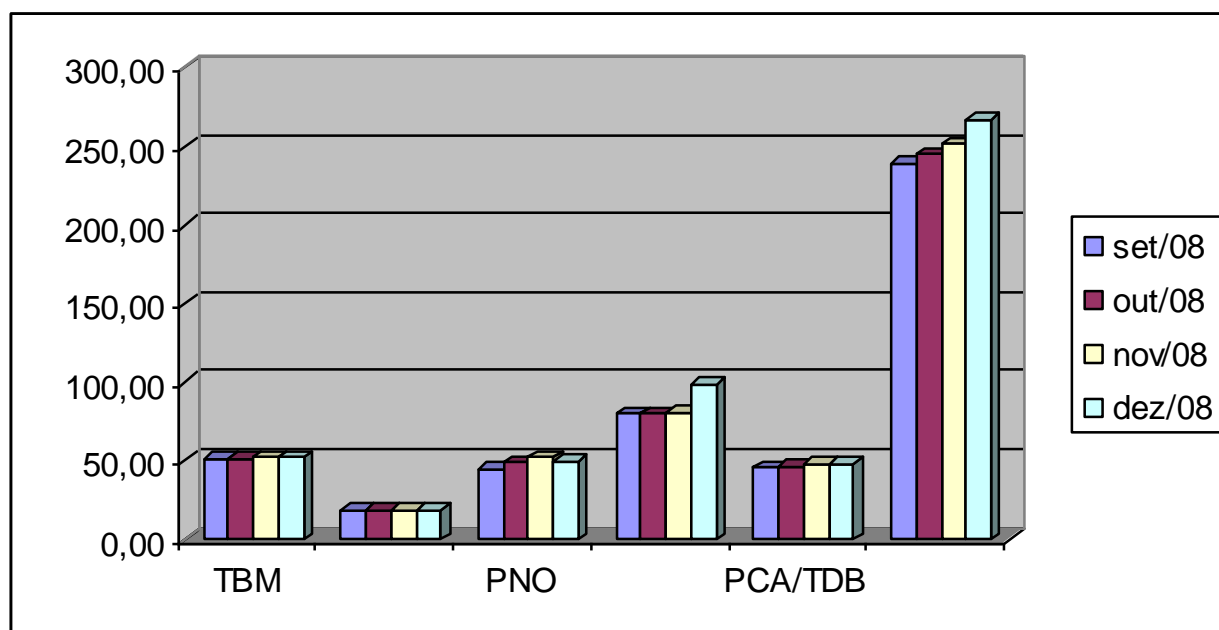
TABELA 3B- Dados de linhas do sistema Maceió CEAL

DA Barra		PARA Barra	Parâmetros		
Número	Nome	Número	Resist. %	Reat. %	Susc. Mvar
1000	MCO-CHESF	1100	0,0640	0,4050	0,0080
1000	MCO-CHESF	1100	0,0640	0,4050	0,0080
1000	MCO-CHESF	1100	0,0640	0,4050	0,0080
1100	SEC TBM	1105	0,0000	82,7000	0,0000
1100	SEC TBM	1105	0,0000	82,4000	0,0000
1100	SEC TBM	1106	0,0000	81,8000	0,0000
1100	SEC TBM	1106	0,0000	40,1000	0,0000
1100	SEC TBM	1110	2,5200	6,0670	0,1080
1100	SEC TBM	1120	4,4350	14,6950	0,2760
1100	SEC TBM	1120	4,5560	15,0970	0,2840
1100	SEC TBM	1140	4,0740	10,1840	0,1740
1100	SEC TBM	1140	4,0470	10,1150	0,1730
1100	SEC TBM	1160	6,5470	15,7600	0,2790
1100	SEC TBM	1160	6,5470	15,7600	0,2790
1110	B. BENTES	1115	0,0000	61,3300	0,0000
1110	B. BENTES	1120	3,8540	9,2790	0,1640
1120	C ALMAS	1125	0,0000	79,0000	0,0000
1120	C ALMAS	1125	0,0000	40,0000	0,0000
1120	C ALMAS	1126	0,0000	79,1000	0,0000
1120	C ALMAS	1126	0,0000	78,3000	0,0000
1120	C ALMAS	1130	1,4250	4,8820	0,0880
1130	PAJUCARA	1135	0,0000	68,6000	0,0000
1130	PAJUCARA	1135	0,0000	67,8700	0,0000
1140	PINHEIRO	1145	0,0000	40,3500	0,0000
1140	PINHEIRO	1146	0,0000	66,2000	0,0000
1140	PINHEIRO	1146	0,0000	66,5000	0,0000
1140	PINHEIRO	1147	0,0000	40,1500	0,0000
1160	PCA	1165	0,0000	126,0000	0,0000
1160	PCA	1165	0,0000	63,8900	0,0000
1160	PCA	1170	0,2200	0,5290	0,0090
1160	PCA	1171	0,2200	0,5290	0,0090
1160	PCA	1180	4,1140	9,9040	0,1760
1160	PCA	1180	4,1140	9,9040	0,1760
1180	TRAPICHE	1185	0,0000	77,4000	0,0000
1180	TRAPICHE	1185	0,0000	75,4000	0,0000
1180	TRAPICHE	1186	0,0000	67,5000	0,0000
1180	TRAPICHE	1186	0,0000	65,1000	0,0000

TABELA 4B- Evolução das potências ativas e reativas no ano de 2008

	set/08	out/08	nov/08	dez/08
TBM	50,97	51,38	51,94	52,17
BBE	18,23	18,31	18,64	18,70
PNO	44,57	48,43	52,07	49,49
CZA/PJA	79,47	80,05	80,90	98,34
PCA/TDB	45,51	46,48	48,06	47,82
COM/CHF	238,75	244,65	251,61	266,52

FIGURA 1B - Gráfico de previsão de demanda das subestações do sistema de subtransmissão 69KV de Maceió, do período de set/08 a dez/08.



APÊNDICE C

C.1 Técnicas Tradicionais de Otimização

A Otimização em projetos é bastante utilizada nos dias atuais, seja em atividades industriais, empresariais, militares e governamentais, cujas pesquisas ajudam nas tomadas de decisão. O uso de Técnicas Inteligentes em estudos de planejamento da expansão, planejamento da operação e supervisão e controle em tempo-real de Sistemas Elétricos de Potência (SEP) têm como objetivo complementar a ação de técnicas convencionais naqueles aspectos nos quais estas últimas apresentam dificuldades na solução dos problemas.

Os sistemas elétricos de potência oferecem um comportamento dinâmico, isto é, estão sujeitos a cada instante, a novas condições de operação. Deve ser capazes de sofrer variações, se ajustar e permanecer estável, com minimização da interrupção do suprimento de energia e manutenção dos perfis de tensão e frequência dentro de certos limites.

A Otimização relaciona-se à matemática através da investigação dos máximos e mínimos locais de funções. Os modelos matemáticos podem ser adequados com a finalidade de se obter resultados o mais próximos da realidade. Mas, há situações onde isto não é possível, como por exemplo, na operação dos sistemas de energia elétrica, onde um operador poderá afirmar "a tensão em determinada barra está boa", sendo que tal tipo de informação pode ser interpretado de diferentes maneiras por diferentes pessoas, devido a subjetividade do parâmetro de referência.

C.2 Otimização aplicada a Engenharia

C.2.1 Conceitos de funções em Otimização

O conceito de função se estabelece, implicitamente, por meio da curva (uma reta) que ilustra que a taxa com que uma grandeza varia em relação à outra é constante.

C.2.2 Funções de uma única variável

A otimização de funções de uma única variável consiste no modelo mais elementar de otimização. Sua importância se dá pelos motivos a seguir:

- 1- Pelo tipo de problema encontrado na pratica modelos reais.
- 2- Possui um embasamento teórico ao empregado na análise de problemas com maior número de variáveis;
- 3- A otimização para uma única variável consiste num subproblema para a otimização de funções de várias variáveis.

C.2.3 Propriedade das funções de uma única variável

$$y = f(x); \quad S \subset \mathbf{R}$$

Onde:

x = variável independente

y = variável dependente

\mathbf{R} = conjunto de números reais

S = conjunto que contém as variáveis independentes ($x \in S$)

Se $S = \mathbf{R}$ implica em um problema sem restrição

Caso contrário, constitui-se num problema com restrição, no qual S é um subconjunto de \mathbf{R} .

Exemplo:

Seja a função $f(x) = x^3 + 2x^2 - x + 3$, para todo $x \in \mathbf{R}$, constitui-se uma função sem restrição;

Se definida como $f(x) = x^3 + 2x^2 - x + 3$, tal que $x \in S = \{x \mid -5 \leq x \leq 5\}$ é uma função com restrição.

Em otimização: f = função objetivo e S = região factível (ou domínio)

C.2.4 Classificação das funções

Uma [função](#) diz-se contínua se a pequenas variações nos objetos correspondem pequenas variações nas imagens.

Nos pontos onde a função não é contínua, diz-se que a função é descontínua, ou que se trata de um ponto de descontinuidade.

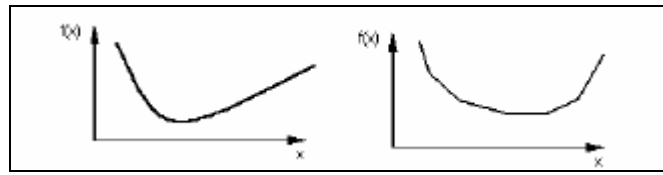


Figura 2.4. [Função](#) contínua

Diz-se que função $f(x)$ é descontínua nos pontos onde a função não é contínua, ou se trata de um ponto de descontinuidade.

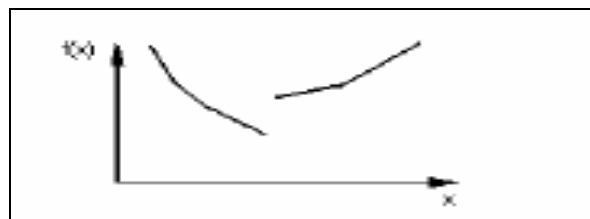


Figura 2.5. [Função](#) descontínua

Uma função $f(x)$ é discreta se é definida por pontos do espaço amostral

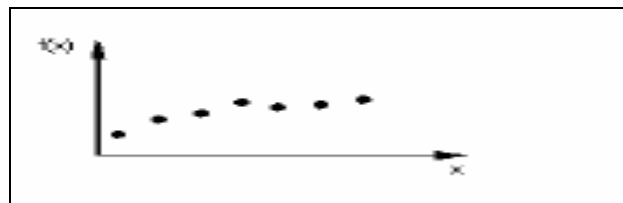


Figura 2.6. Função discreta

Uma função $f(x)$ é monotônica se, para quaisquer dois pontos x_1 e x_2 , tem-se que:

- $f(x_1) \leq f(x_2)$ (monotonicamente crescente)
- $f(x_1) \geq f(x_2)$ (monotonicamente decrescente)

Convém salientar que para ser monotônica não necessariamente tem que ser contínua abaixo seguem dois exemplos:

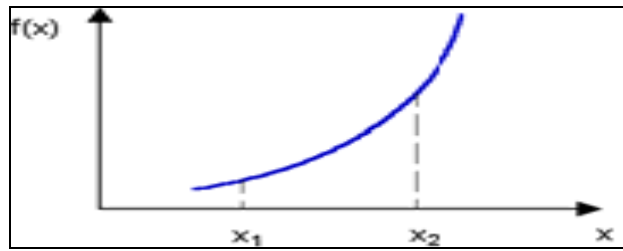


Figura 2.7. Monotonicamente crescente

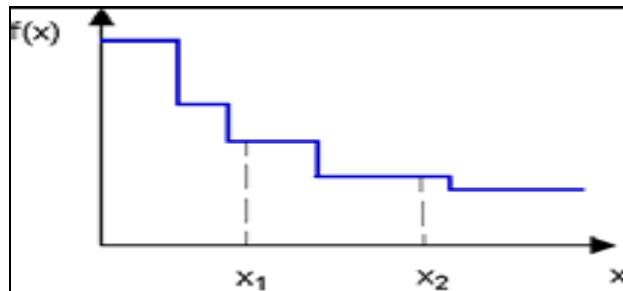


Figura 2.8. Monotonicamente decrescente

Uma função $f(x)$ é unimodal no intervalo $a \leq x \leq b$ se e somente se ela é monotônica em ambos os lados do ponto de ótimo x^* no intervalo.

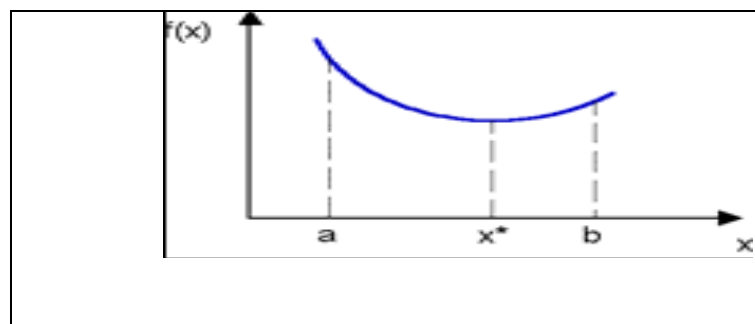


Figura 2.9. Função $f(x)$ é unimodal

Uma função $f(x)$ é dita convexa se e somente se para quaisquer dois pontos $x(1)$ e $x(2) \in S$, tem-se que: $f[\lambda x(1) + (1-\lambda)x(2)] \leq \lambda f(x(1)) + (1-\lambda)f(x(2))$ com $0 \leq \lambda \leq 1$

Desta forma, o segmento que une dois pontos quaisquer se situa sempre sobre ou acima da curva entre estes dois pontos.

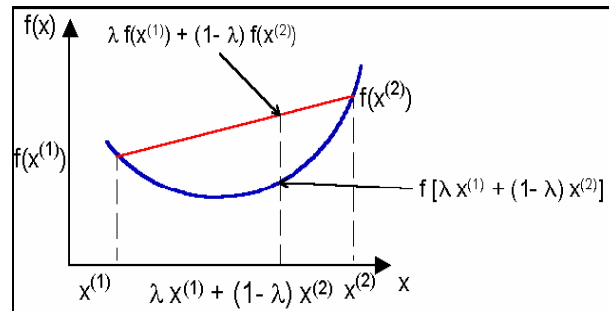


Figura 2.10. Uma função $f(x)$ é dita convexa

Convém salientar algumas propriedades importantes da função convexa:

- A segunda derivada é sempre não negativa para qualquer x no intervalo;
- Existe um único ponto de mínimo.

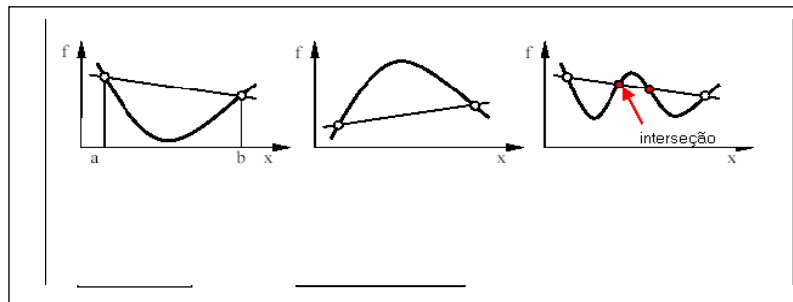


Figura 2.11. convexa

côncava

não-convexa

C.2.5 Diferenciabilidade de uma Função

A primeira derivada, ou gradiente de uma função f em x_0 representa a declividade da reta tangente à função no ponto. Formalmente, tem-se:

$$f'(x) = \left. \frac{df}{dx} \right|_{x=x_0} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

A função é dita diferenciável em X_0 se $f'(x_0)$ existe.

O valor do limite deve ser o mesmo tanto para valores positivos como negativos de h , ou seja, à direita e à esquerda do ponto.

C.2.6 Condições de Otimalidade uma função

• Uma função $f(x)$ definida em S possui seu mínimo global em $x^{**} \in S$ se e somente se:
 $f(x^{**}) \leq f(x)$, para todo $x \in S$.

• Uma função $f(x)$ definida em S possui seu mínimo local em $x^* \in S$ se: $f(x^*) \leq f(x)$, para todo x contido em um intervalo ε de x^* ou seja, existe um $\varepsilon > 0$ tal que para qualquer x satisfazendo $|x - x^*| < \varepsilon$, tem-se que $f(x^*) \leq f(x)$.

*Considerações importantes:

- Invertendo as desigualdades, têm-se definições equivalentes para máximo global e máximo local;
- Verificada a unimodalidade da função, o mínimo local passa a equivaler ao mínimo global;
- Quando a função não é unimodal, muitos mínimos locais são possíveis. A localização do mínimo global pode ser determinada localizando-se todos os ótimos locais e escolhendo o melhor (algoritmos de busca local).

Exemplo:

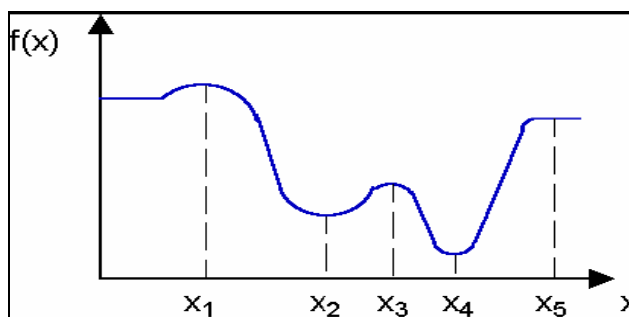


Figura 2.12 Função multimodal

$x_1 =$ máximo global $x_4 =$ mínimo global

$x_2 =$ mínimo local $x_5 =$ mínimo e máximo local

$x_3 =$ máximo global

C.2.7 Identificação do Ponto de Ótimo de uma Função

Seja $f(x)$ uma função de uma única variável x definida no intervalo aberto (a,b) , e seja f diferenciável de ordem n no intervalo.

Se x^* é um ponto do intervalo, a mudança no valor de x^* para $(x^* + \varepsilon)$ pode, expandindo a função em série de Taylor, ser escrita como:

$$f(x^* + \varepsilon) = f(x^*) + (\varepsilon) \frac{df}{dx} \Big|_{x=x^*} + \left(\frac{\varepsilon^2}{2!} \right) \frac{d^2f}{dx^2} \Big|_{x=x^*} + \dots + \left(\frac{\varepsilon^n}{n!} \right) \frac{d^n f}{dx^n} \Big|_{x=x^*} + O_{n+1}(\varepsilon)$$

Onde: $O_{n+1}(\varepsilon)$ indica os termos de ordem superior.

Se x^* é um mínimo local de f em (a,b) , tem-se que para todo x a uma distância igual ou inferior a ε : $f(x) \geq f(x^*)$. A desigualdade anterior implica em que:

$$(\varepsilon) \frac{df}{dx} \Big|_{x=x^*} + \left(\frac{\varepsilon^2}{2!} \right) \frac{d^2f}{dx^2} \Big|_{x=x^*} + \dots + \left(\frac{\varepsilon^n}{n!} \right) \frac{d^n f}{dx^n} \Big|_{x=x^*} + O_{n+1}(\varepsilon) \geq 0$$

Para valores pequenos de ε o primeiro termo domina os demais. Como ε pode ser tanto positivo como negativo, tem-se que a relação acima é verdadeira se:

$$\frac{df}{dx} \Big|_{x=x^*} = 0$$

Ainda da desigualdade, tem-se:

$$\frac{d^2f}{dx^2} \Big|_{x=x^*} \geq 0$$

Uma construção semelhante pode ser feita para a determinação do ponto de máximo local pela inversão do sentido da desigualdade.

C.2.8 Teorema 1 da Otimalidade

São condições necessárias para que x^* seja um mínimo local de f no intervalo aberto (a,b) , sendo f duas vezes diferenciável (C2):

$$\left. \frac{df}{dx} \right|_{x=x^*} = 0 \quad \text{e} \quad \left. \frac{d^2f}{dx^2} \right|_{x=x^*} \geq 0$$

As condições acima são apenas condições necessárias, ou seja, podem ser atendidas sem que o ponto corresponda a um ponto de ótimo (pode ser ponto de inflexão ou ponto de sela).

C.2.9 Teorema 2 da Otimalidade

Seja a primeira derivada no ponto x^* igual a zero. Designando por n a primeira derivada de ordem superior não nula, tem-se que:

- Se n é ímpar, então x^* corresponde a um ponto de inflexão;
- Se n é par, x^* corresponde a: Se a derivada for maior que zero mínimo local caso contrario máximo local

$$\left\{ \begin{array}{l} \left. \frac{d^n f}{dx^n} \right|_{x=x^*} > 0 \longrightarrow \\ \left. \frac{d^n f}{dx^n} \right|_{x=x^*} < 0 \longrightarrow \end{array} \right.$$

C.2.10 Matriz definição

C.2.10.1 Matrizes esparsas

É aquela para a qual é vantajosa a utilização do fato de que muitos de seus elementos são iguais a zero para fins de economia de memória e cálculos.

Esta definição é geral e envolve dois aspectos básicos: espaço de memória e volume de cálculos.

Há aplicações em que as matrizes possuem um Grau de esparsidade não tão elevado, mas podem-se obter grandes vantagens em termos de volume de cálculos.

Característica:

- O número médio de ramos conectados as barras é o mesmo independentemente do tamanho do sistema;
- Resultado: quanto maior for o sistema, maior será o número de elementos nulos das matrizes de rede.

C.2.10.2 Grau de Esparsidade

É porcentagem de elementos nulos em uma matriz.

C.2.10.3 Vetores esparsos

No estudo de vários problemas relacionados com redes elétricas de potência passa pela resolução de um sistema de equações algébricas lineares do tipo: $\mathbf{A}\cdot\mathbf{x}=\mathbf{b}$

Situação 1 : O vetor \mathbf{b} é esparso apresenta grande número de elementos nulos;

Situação 2 : O vetor \mathbf{x} é esparso deseja-se conhecer apenas alguns poucos elementos.

Atualmente, as chamadas técnicas de vetores esparsos são utilizadas rotineiramente em programas de análise de redes elétricas de potência. O objetivo é tratar as situações acima de forma eficiente, minimizando os cálculos necessários para se obter a solução.

Exemplos de algumas aplicações de matrizes esparsas:

- **Análise Numérica:** cálculo de autovalores e auto vetores, sistemas de equações lineares e não lineares equações diferenciais ordinárias e parciais, etc.
- **Matemática:** análise combinatória, programação dinâmica, teoria de grafos, estatística, etc.
- **Engenharia:** métodos de compensação em circuitos; projeto de circuitos assistidos por computador, sistemas elétricos de potência, análise no domínio de frequência, sistemas hidráulicos, análise estrutural, análise de torres de transmissão, problemas de vibração, etc.

C.2.11 Séries de Taylor

Seja f uma função com derivadas de todas as ordens em algum intervalo contendo a como um ponto interior. Então, a série de Taylor gerada por f em $x = a$ é :

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{f^{(k)}(a)}{k!} (x-a)^k = f(a) + f'(a)(x-a) + \frac{f''(a)}{2!} (x-a)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!} (x-a)^n + \dots$$

➤ Teorema de Taylor

Se f for derivável até a ordem $n + 1$ em um intervalo aberto I contendo a , então para cada x em I existe um número c entre x e a tal que:

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x-a) + \frac{f''(a)}{2!} (x-a)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!} (x-a)^n + R_n(x),$$

Onde:
$$R_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(c)}{(n+1)!} (x-a)^{n+1}.$$

➤ Teorema da Estimativa do Resto

Se existirem constantes positivas M e r tais que $|f^{(n+1)}(t)| \leq Mr^{n+1}$ para todo t entre a e x , inclusive, então o resto $R_n(x)$ no Teorema de Taylor satisfará a desigualdade

$$|R_n(x)| \leq M \frac{r^{n+1} |x-a|^{n+1}}{(n+1)!}.$$

Se essas condições forem válidas para todo n e todas as outras condições do Teorema de Taylor forem satisfeitas por f , então a série convergirá para $f(x)$.

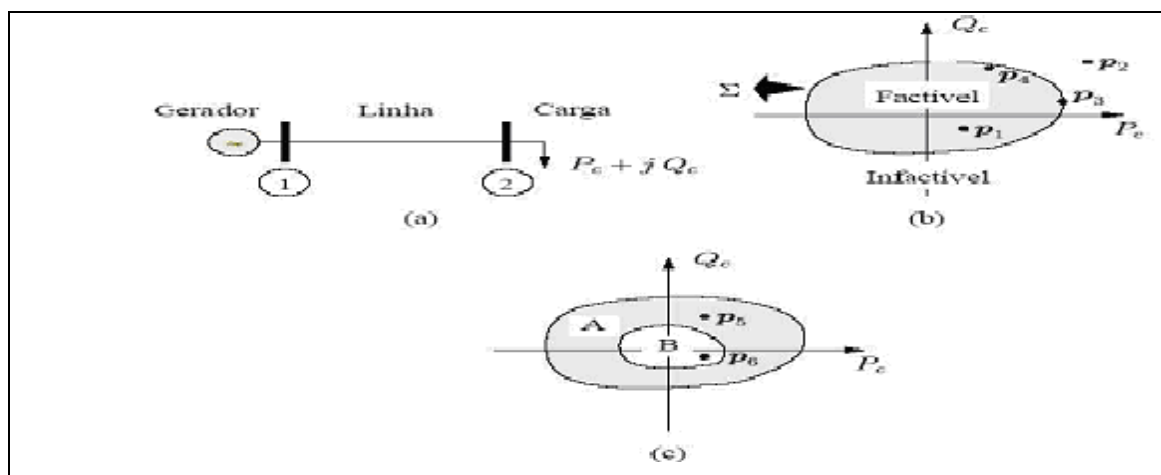
C.2.12 Bifurcação

A teoria da bifurcação prediz como um sistema se torna instável. A idéia principal é a de estudar o comportamento de um sistema de potencia no limiar da sua instabilidade [CANIZARES ,2001] ,mediante a variação de parâmetros. A Teoria da bifurcação é o estudo das possíveis alterações na estrutura das soluções de uma equação diferencial que depende de parâmetros reais. Fica simples de ver a orientação do campo

vetorial X se analisar a derivada (taxa de variação temporal) X como uma função de superfície. Aonde $\angle X < 0$ implica dizer que o campo vetorial X está no sentido do decréscimo de X . Aonde $\angle X > 0$ implica dizer que o campo vetorial X está no sentido do crescimento de X .

As bifurcações sela-nó e de Hopf[SEYDEL,1994] são reconhecidas como as principais responsáveis pela instabilidade de tensão de sistemas de potencia. Quando a matriz Jacobiana apresenta um autovalor igual a zero tem-se a bifurcação sela-nó. Esta é a mais comum em sistemas de potencia correspondendo ao desaparecimento de um equilíbrio estável do sistema. Quando a matriz Jacobiana tem um simples par de autovalores complexos que atravessam o eixo imaginário do plano complexo, tem-se a Bifurcação de Hopf. Neste caso o comportamento dinâmico do sistema muda, passa do equilíbrio a uma oscilação.

]



A figura C.2.12 (a), (b) e (c) sistema de subtransmissão 2 barras e suas regiões de convergência.

A figura C.2.12 (a) mostra uma rede elétrica composta por uma barra de geração e uma barra de carga conectada por uma linha de transmissão. (b) mostra o espaço composto pelos parâmetros correspondentes às potências ativa e reativa consumidas na barra de carga. O espaço de parâmetros pode ser dividido em duas regiões:

- **Região factível:** neste caso, os parâmetros são tais que existe solução para o sistema de equações (1.1);
- **Região infactível:** os parâmetros são tais que não há solução para o sistema de equações de fluxo de potencia.

O ponto **p1** está na região factível. Portanto, corresponde a um nível de carga tal que a operação da rede é possível. Neste caso, há solução para as equações de fluxo de potência e o processo iterativo de Newton converge para essa solução.

O ponto **p2** está na região infactível, ou seja, não é possível operar a rede com esse nível de carregamento, e o processo iterativo diverge.

O ponto **p3** está na fronteira entre as regiões factível e infactível, representada por Σ . Neste ponto a matriz Jacobiana é singular, e, portanto o processo de resolução do fluxo de carga não converge.

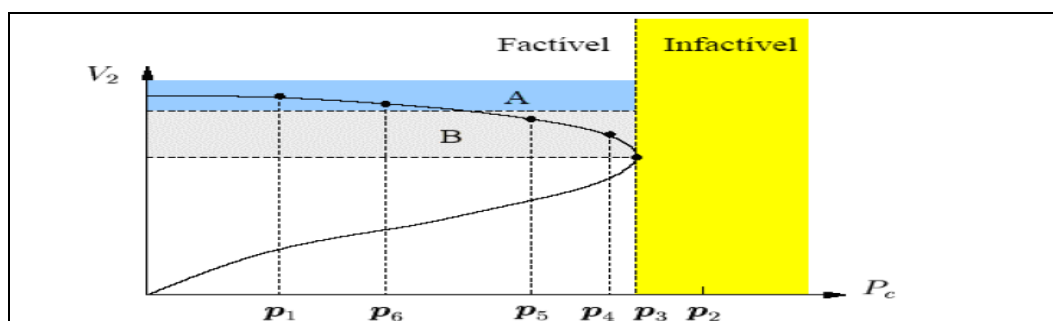
O ponto **p4** está na região factível, portanto, a operação da rede é possível. No entanto, ele está bastante próximo da fronteira de factibilidade Σ , o que pode implicar em problemas numéricos para a resolução do fluxo de carga, devido a problemas de condicionamento na matriz Jacobiana.

B: a operação da rede é possível e todos os limites operacionais são respeitados. O ponto **p6** está nesta região.

Mostra-se a magnitude da tensão na barra de carga em função do carregamento da rede. O ponto **p3** corresponde ao ponto de máximo carregamento da rede. Este ponto também corresponde ao limite de estabilidade de tensão, ou seja, para carregamentos maiores a rede sofrerá de problemas de instabilidade de tensão o que poderá levar ao colapso de tensão e possível blecaute.

Redes mal condicionadas são todas aquelas que, com carregamento dentro da região factível, não têm solução utilizando o fluxo de carga convencional. Essa denominação é dada tanto a redes próximas ao limite de estabilidade de tensão (**p4**) quanto para redes longe deste (**p1**), desde que apresentem problemas de convergência durante o processo iterativo.

A figura 2.14, demonstra-se o comportamento da variação da magnitude da tensão V com o carregamento p . Na prática as soluções de alta tensão são estáveis enquanto as de baixas tensões são instáveis. Com o acréscimo do carregamento estas soluções se aproximam uma da outra até se tornarem uma única solução, tem-se portanto o ponto de máximo carregamento (PMC) ou ponto de colapso de tensão.



A figura 2.14. Curva PV para a barra de carga.

Para contornar esta situação operacional evidenciam-se dois métodos existentes para a solução: o método da continuação e o método da otimização de passo.

No contexto desta dissertação será detalhado unicamente o método de continuação.

↳ O método da continuação

É considerado o mais eficiente para traçar curvas PV em sistemas de potência. Uma característica importante deste método é que ele é capaz de obter soluções na vizinhança e no ponto de máximo carregamento. Isto ocorre porque no método é utilizada uma matriz Jacobiana modificada, tornando bem condicionado o sistema de equações a ser resolvido. Logo, o método é de certa forma imune ao problema de mal condicionamento da matriz Jacobiana original na vizinhança do ponto de carregamento máximo. Isto traz duas implicações:

- Como o método utiliza uma matriz Jacobiana diferente e bem condicionada, pode ser considerado uma ferramenta fundamental no tratamento de problemas de mal condicionamento.
- Testes simples podem ser feitos para analisar sistemas cujo mal condicionamento é causado devido ao excesso de carga.

O método da continuação é baseado nas equações do método de Newton para fluxo de carga, porém inserindo nas equações o fator de carregamento λ :

$$\begin{aligned}\lambda P^{esp} - P(\theta, V) &= 0 \\ \lambda Q^{esp} - Q(\theta, V) &= 0\end{aligned}$$

O fator de carregamento λ multiplica as potências especificadas, ou seja, o balanço de potência ativa e reativa nas barras de carga e o balanço de potência ativa nas barras de geração.

Tratando λ como uma variável desconhecida e a magnitude de tensão de uma barra PQ pré-selecionada como variável conhecida, podemos linearizar as equações acima obtendo as seguintes equações de fluxo de carga:

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{N}' - \mathbf{P}^{esp} \\ \mathbf{M} & \mathbf{L}' - \mathbf{Q}^{esp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V' \\ \Delta \lambda' \end{bmatrix} = \mathbf{J}_v \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V' \\ \Delta \lambda' \end{bmatrix}$$

Onde \mathbf{J}_v representa, neste caso, a matriz Jacobiana expandida. O vetor $\Delta V'$ não contém o elemento ΔV_k correspondente à barra PQ pré-selecionada, o qual é substituído por $\Delta \lambda$. Conseqüentemente, os elementos da coluna k das matrizes \mathbf{N}' e \mathbf{L}' passam a ser derivadas das potências em relação a λ . Essas modificações alteram o *condition number*¹⁰ da matriz Jacobiana, e por isso ela deixa de ser singular no ponto de máximo carregamento, o que facilita bastante os cálculos para pontos de operação próximos a este ponto.

Como o fator de carregamento neste caso é uma variável desconhecida, o procedimento a ser realizado é variar a tensão na barra k e encontrar o estado do sistema para cada valor de V_k . O estado é obtido de forma iterativa, assim como no método de Newton convencional, só que se usando a matriz Jacobiana expandida.

Ao utilizar este método, no entanto, deve-se tomar um cuidado especial ao se escolher a barra k , garantindo que ela tenha uma ampla variação de tensão, caso contrário o método não é capaz de traçar as curvas PV de todas as barras da rede por completo.

Processo iterativo básico do método

1. Calcular o estado da rede utilizando o método de Newton convencional. Deve-se utilizar um baixo valor de carregamento, pois este será o ponto de partida para se traçar a curva e também para garantir que o ponto de carregamento máximo ainda não tenha sido atingido.

¹⁰ O Condition Number é uma medida de estabilidade ou de sensibilidade de uma matriz (ou o sistema linear que representa) em outras palavras não podemos ser capazes de confiar nos resultados dos cálculos de uma matriz mal condicionada.

2. Após obter o estado da rede utilizando o método de Newton convencional seleciona-se a barra PQ com maior valor de magnitude de tensão como barra de referência para o método da continuação. Durante o processo iterativo, este valor de tensão será tratado como conhecido e o valor do fator de carregamento como desconhecido.

3. Calcular o primeiro ponto da curva utilizando-se a matriz Jacobiana modificada, tendo o valor de tensão da barra PQ de referência como dado de entrada. Após o fim do processo iterativo, o valor de carregamento utilizado no passo 1 será encontrado juntamente com o estado da rede.

4. Diminuir o valor da tensão na barra PQ de referência. Para conseguir uma curva com melhor definição, o foi decrescido 0,01 pu a cada iteração. (Se o valor encontrado no passo 1 corresponder à solução instável, este valor deverá ser acrescido ao valor de tensão da barra de referência para que se trace o *nose point*¹¹ da curva PV)

5. Realizar novamente o processo iterativo e encontrar o próximo ponto, utilizando o estado encontrado no passo 3 como valor inicial nas iterações. Voltar para o passo 4.

Quando o valor encontrado para o carregamento atingir zero, o processo é interrompido (pois um carregamento negativo não tem significado físico)

Obs: Caso o processo iterativo divirja no passo 3, voltar ao passo 1 e utilizar um menor fator de carregamento. Depois repetir o passo 2. Possivelmente a barra PQ com maior magnitude de tensão será outra. Para evitar o problema, utilizar um fator de carregamento 1 próximo de zero no passo 1 (0,1 por exemplo). Se o problema persistir, escolher outra barra PQ com alto valor de tensão, até encontrar uma que seja adequada, heurísticamente.

C.2.13 Teoria dos Grafos

Nesta dissertação, foi integrada a representação da malha elétrica a um grafo não orientado onde as subestações são representadas pelos vértices ou nós, e as linhas de transmissão são as arestas ou arcos. Para contemplar o aspecto visual e de operação,

¹¹ O Nose Point ponto de máximo carregamento ou ponto de colapso de tensão a partir deste ponto as soluções de equilíbrio desaparecem numa bifurcação sela-nó.

estipula-se que todo componente dinâmico de uma subestação será representada no grafo como uma dupla arco_nó. O arco assume a dinamicidade e o nó o aspecto equipamento. As linhas de transmissão são os arcos e os barramentos são representados por uma dupla arco_nó. Portanto no grafo os nós são todos os equipamentos passíveis de falha, reparo, manutenção e os arcos são todos os componentes de ligação estáticos e dinâmicos. No que tange a conectividade o sistema em operação possuem equipamentos energizados e outra parte não energizada, portanto uma rede em operação é constituída por subgrafos ou vários conjuntos ou grupos conexos chamados de ilhas. Desta forma, todos os conceitos que passaremos da teoria dos grafos[Vieira, 2003], abaixo estão relacionados com a representação de um sistema elétrico de potência.

C.2.13.1 Grafo

Um grafo G é definido pelo conjunto de pares do tipo (V,A) , onde:

- V é o conjunto dos vértices do grafo, representados graficamente por nós;
- A é conjunto indexado (*bag*) de arestas a definidas por um par não ordenado $(v_1 v_2)$, com $v_1 v_2 \subseteq A$, que expressam uma relação simétrica, ou seja, se $\langle v_1 \text{ se relaciona com } v_2 \rangle$ então $\langle v_2 \text{ se relaciona com } v_1 \rangle$. As arestas de um grafo são representadas graficamente por arcos não orientados, quando a cardinalidade dos conjuntos e_1 e e_2 for 1 costuma-se representá-lo como um simples elemento ao invés de um conjunto unário composto por este elemento.

Por exemplo, um grafo $G=(V, A)$, com $V=\{n \mid n \text{ é uma nó da rede elétrica}\}$ e $A=\{a=(v_1 v_2) \mid \langle v_1 \text{ “ é uma interligação a ” } v_2 \rangle\}$, considerando que a relação “é uma interligação” é uma relação simétrica, ou seja, se $\langle v_1 \text{ é interligada a } v_2 \rangle$, então $\langle v_2 \text{ é interligada a } v_1 \rangle$. Suponha que uma instanciação da família dos grafos G é o grafo $G_I=(V_I, A_I)$, onde $V_I=\{ \text{Barra Referencia, nó de carga-PQ, nó de tensão controlada-PV} \}$ e $A_I = \{(Ref,PQ), (Ref,PV)\}$, como ilustra a Figura 2.15 .

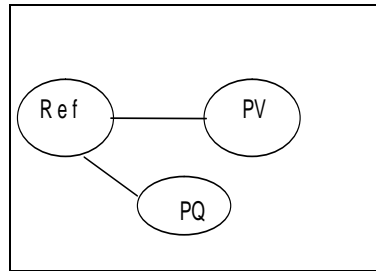
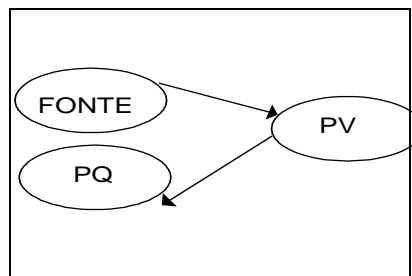


Figura 2.15 Grafo G1.

C.2.13.2 Dígrafo ou Grafo Orientado

Um dígrafo é um grafo $G=(V,A)$, tal que a relação expressa entre os vértices pertencentes ao seu conjunto de arestas A é anti-simétrica, ou seja, $\forall v_1, v_2 \in V$ se $\langle v_1$ se conecta com $v_2 \rangle$ então $\langle v_2$ não conecta com $v_1 \rangle$. Portanto no dígrafo as arestas são pares ordenados, as quais são representadas graficamente por arcos orientados.

Por exemplo, um grafo $G=(V,A)$, com $V=\{n \mid n \text{ é um nó Fonte} \}$ e $A=\{a=(v_1, v_2) \mid \langle v_1 \text{ é nó fonte de } v_2 \rangle\}$, note que se $\langle v_1 \text{ é nó fonte de } v_2 \rangle$, então $\langle v_2 \text{ não é nó fonte de } v_1 \rangle$. Suponha que uma instanciação da família dos grafos G é o grafo $G_2=(V_2, A_2)$, onde $V_2=\{\text{Fonte, PV, PQ}$ e $A_2=\{(\text{Fonte, PV}), (\text{PV, PQ})\}$, como ilustra a Figura 2.16.

Figura 2.16 Grafo G_2

C.2.13.3 Multigrafo

Um multigrafo é um grafo $G=(V,A)$ que apresenta múltiplas arestas entre um mesmo par de vértice, ou seja, $\exists a \in A$ cardinalidade($\{x \mid x \in A (x=a)\}$) ≥ 2 .

Por exemplo, um grafo $G=(V,A)$, com $V=\{c \mid c \text{ é um nó}\}$ e $A=\{a=(v_1, v_2) \mid \langle \text{uma trilha que liga } v_1 \text{ a } v_2 \rangle\}$, note que se $\langle \text{uma trilha que liga } v_1 \text{ a } v_2 \rangle$, então esta mesma trilha liga também v_2 a v_1 . Mas se existir mais de uma trilha ligando v_1 a v_2 , então uma aresta ligando estes dois vértices não é suficiente para representar a realidade. Assim

uma alternativa de que se pode fazer uso é inserir tantas arestas ligando os vértices v_1 a v_2 , quantos forem os números de trilhas existentes. Uma instanciação da família dos grafos G é o grafo $G_3=(V_3,A_3)$, onde $V_3=\{Fonte, PV, PQ\}$ e $A_2=\{(FONTE, PQ), (FONTE,PQ), (PV,PQ), (PQ,FONTE)\}$, como ilustra a Figura 2.17.

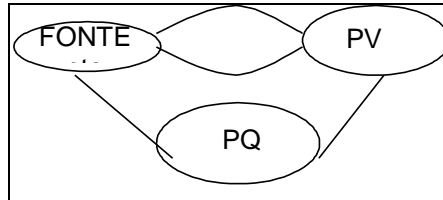


Figura 2.17 Grafo G_3

C.2.13.4 Grafo Completo

Um grafo completo é um grafo $G=(V,A)$ que para todo vértices v_1 e v_2 pertencentes a V há uma aresta $a=(v_1, v_2)$ pertencente a A , ou seja, $\forall v_1, v_2 \in V \exists a=(v_3, v_4) \in A ((v_3, v_4) = (v_1, v_2))$ ou $((v_3, v_4) = (v_2, v_1))$. Estes grafos são designados por K_n , onde n é o número de vértices do grafo.

Por exemplo, um grafo $G=(V,A)$, com $V=\{p \mid p \text{ é um sistema elétrico constituído de nós } \}$ e $A=\{a=(v_1, v_2) \mid \langle v_1 \text{ exerce uma influencia do fluxo de carga sobre } v_2 \rangle\}$, note que se $\langle v_1 \text{ exerce uma influencia do fluxo de carga sobre } v_2 \rangle$, então $\langle v_2 \text{ sofre uma influencia do fluxo de carga sobre } v_1 \rangle$. Suponha que uma instanciação da família dos grafos G é o grafo $G_5=(V_5,A_5)$, onde $V_5=\{FONTE, PV, PQ\}$ e $A_4=\{(FONTE, PV), (FONTE, PQ), (PV, PQ)\}$, como ilustra a Figura 2.18.

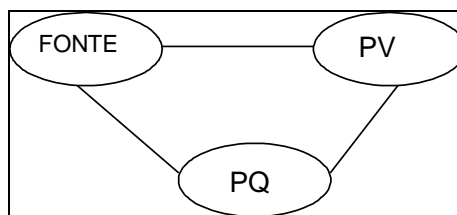


Figura 2.18 Grafo G_4

C.2.13.5 Grafo Regular

Um grafo regular é um grafo $G=(V,A)$ em que o número de ocorrências de cada um dos seus vértices nos pares do seu conjunto A é igual a n , ou seja, $\exists n \in \mathbf{Nat} \forall v \in V$ cardinalidade($\{a \mid a=(v_1,v_2) \in A (v_1=v)\} \cup \{a \mid a=(v_1,v_2) \in A (v_2=v)\}$)= n .

Por exemplo, um grafo $G=(V,A)$, com $V=\{r \mid r \text{ é uma ramo da rede elétrica}\}$ e $A=\{a=(v_1,v_2) \mid \langle v_1 \text{ se conecta com } v_2 \rangle\}$, note que se $\langle v_1 \text{ se conecta com } v_2 \rangle$, então $\langle v_2 \text{ conecta-se com } v_1 \rangle$. Suponha que uma instanciação da família dos grafos G é o grafo $G_6=(V_6,A_6)$, onde $V_6=\{Fonte,PQ,PV\}$ e $A_6 =\{(Fonte,PV), (Fonte ,PQ), (PV,PQ)\}$, como ilustra a Figura 2.19.

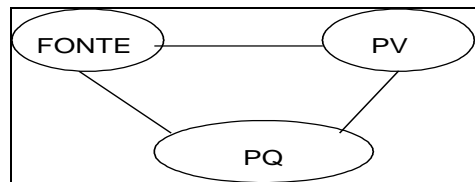


Figura 2.19 Grafo G_6