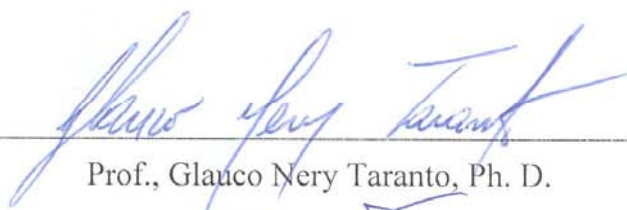


AJUSTE COORDENADO DE CONTROLADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA
USANDO METAHEURÍSTICAS

ENRIQUE RAMÓN CHAPARRO VIVEROS

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DA COORDENAÇÃO DOS
PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE
FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA ELÉTRICA.

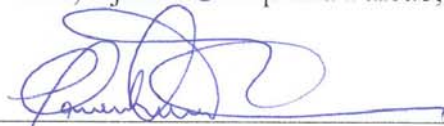
Aprovada por:



Prof., Glauco Nery Taranto, Ph. D.



Prof., Djalma Mosqueira Falcão, Ph. D.



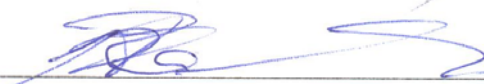
Prof., Carmen Lucia Tancredo Borges, D. Sc.



Prof., Aguinaldo Silveira e Silva, Ph. D.



Prof., Milton Brown do Coutto Filho, D. Sc.



Prof., Rodrigo Andrade Ramos, D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

MAIO DE 2007

VIVEROS, ENRIQUE RAMÓN CHAPARRO

Ajuste Coordenado de Controladores de
Sistemas de Potência usando Metaheurísticas
[Rio de Janeiro] 2007.

XIV, 215 p. 29,7 cm (COPPE/UFRJ,
D.Sc., Engenharia Elétrica, 2007)

Tese – Universidade Federal do Rio de
Janeiro, COPPE

1. Ajuste Coordenado de Controladores
2. Algoritmos Genéticos MultiObjetivos
3. *Exame* de Partículas MultiObjetivos

I. COPPE/UFRJ II. Título (série)

Esta tese está dedicada aos meus pais,
Fulgencio e Maria Bernarda;
às minhas irmãs, Marielda e Cecilia;
aos meus pequenos sobrinhos Carlos Ariel, Rubén Elias,
Maria Lourdes, Diego e Maria de la Paz, e também
está dedicada a Alexander Damian.

Agradecimentos

Meus sinceros agradecimentos ao Prof. Dr. Glauco Nery Taranto (COPPE/UFRJ) e ao Prof. Dr. Djalma Mosqueira Falcão (COPPE/UFRJ), pelos seus conselhos, pela sua amizade e freqüentes orientações no desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Alessandro Manzoni (DEE/UFRJ) pelo fornecimento da plataforma computacional sobre a qual foram desenvolvidos os algoritmos necessários associados à presente tese.

Para a MSc. Eng. Gisella M. Vizhñay Zambrano (UFRJ) pela sua amizade e freqüentes ajudas durante os momentos difíceis na realização deste sonho.

Aos meus colegas do Laboratório de Sistemas de Potência (LASPOT) da UFRJ, pelos momentos de alegria e amizade que tornaram mais prazerosa esta difícil e interessante jornada de pesquisa.

Ao CNPq pelo suporte financeiro concedido através da bolsa de estudo, o qual permitiu a implementação do presente trabalho.

À ITAIPU Binacional, pelo apoio oferecido para a finalização deste trabalho.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

AJUSTE COORDENADO DE CONTROLADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA
USANDO METAHEURÍSTICAS

Enrique Ramón Chaparro Viveros

Maior/2007

Orientadores: Glauco Nery Taranto
Djalma Mosqueira Falcão

Programa: Engenharia Elétrica

No presente trabalho é proposta uma metodologia para ajuste simultâneo dos parâmetros do Regulador de Tensão (*RAT*) e do Estabilizador de Sistemas de Potência (*ESP*), dispositivos de controle pertencentes ao sistema de excitação de cada máquina de geração selecionada, considerando diversos cenários possíveis de operação para um determinado Sistema Elétrico de Potência (*SEP*) em estudo.

O problema de ajuste coordenado de controladores (*RAT* e *ESP*) de um determinado *SEP* foi posto na forma de um problema de otimização multi-objetivo. Concretamente são dois objetivos a serem otimizados simultaneamente. O primeiro objetivo mede o ajuste do *RAT*, através do cálculo da área de integração obtida a partir de um sistema formando uma *máquina conectada a uma barra infinita* construída para cada gerador do sistema. O segundo objetivo mede o ajuste do *ESP* de cada gerador, considerando os parâmetros já ajustados do *RAT* da máquina correspondente e linearizando o *SEP* para cada ponto de operação previamente estabelecido.

Para realizar a otimização simultânea desses objetivos utilizou-se algoritmos metaheurísticos, como o Algoritmo Genético (*AG*) e o algoritmo de *Enxame de Partículas* (*PSO*). Cada um desses algoritmos foi adaptado para otimização multi-objetivo através das seguintes metodologias: a) soma ponderada dos objetivos; b) utilização das regras de dominância e otimalidade de Pareto.

Para validar a metodologia proposta, os algoritmos de ajuste coordenado desenvolvidos foram aplicados sobre os seguintes *SEP*: a) Sistema New England; b) Sistema Sudeste Brasileiro Simplificado; c) Sistema Sul / Sudeste Brasileiro.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.).

COORDINATED TUNING OF POWER SYSTEM CONTROLLERS
USING METAHEURISTICS

Enrique Ramón Chaparro Viveros

May/2007

Advisors: Glauco Nery Taranto
Djalma Mosqueira Falcão

Program: Electric Engineering

This thesis presents a simultaneous tuning methodology of Automatic Voltage Regulators (*AVR*) and Power System Stabilizers (*PSS*) parameters, which represent control devices of the excitation system of each generator associated to the Electric Power System (*ESP*) in study.

The Coordinated Tuning of Excitation System Controllers Problem (*AVR* and *PSS*) was placed as a Multi-Objective Optimization Problem. More specifically, there are two objectives to be optimized simultaneously. The first objective function calculates the value of the integration area obtained from the *Infinite Bus System* made for each generator of the multi-machine system. The second objective measures the adjustment of the *PSS*, considering the tuned *AVR* parameters and linearizing the *ESP* for each operation point previously established.

Metaheuristics Optimization techniques, like as the Genetic Algorithm (*AG*) and the Particle Swarm Optimization (*PSO*), were utilized in the proposed coordinated tuning methodology. Each one of those algorithms was adapted for multi-objective optimization through the following methodologies: a) weighted sum objectives; b) Pareto dominance and optimality rules.

In order to validate the proposed methodology, the implemented algorithms were applied on the following *ESP*: a) New England System; b) Simplified Southeastern Brazilian System (188 Bus System); c) The South/Southeastern Brazilian System (730 Bus System).

ÍNDICE

Lista de Figuras.....	x
Lista de Tabelas.....	xiii
CAPÍTULO 1	1
<i>Introdução.....</i>	1
1.1 <i>Considerações Gerais</i>	1
1.2 <i>Revisão Bibliográfica</i>	5
1.2.1. Projeto Robusto de Estabilizadores de Sistemas de Potência.....	6
1.2.2. Ajuste Robusto e Coordenado de <i>RAT</i> e de <i>ESP</i>	17
1.3 <i>Objetivos.....</i>	23
1.4 <i>Estrutura da Tese</i>	24
CAPÍTULO 2	26
<i>Sistemas de Excitação.....</i>	26
2.1 <i>Considerações Gerais</i>	26
2.2 <i>Elementos de Um Sistema de Excitação.....</i>	27
2.3 <i>Modelagem do Sistema de Excitação</i>	28
2.4 <i>Modelagem do Estabilizador de Sistemas de Potência</i>	31
2.5 <i>Ajuste de Controladores de Sistemas de Potência</i>	33
2.5.1. Projeto de Reguladores Automáticos de Tensão	34
2.5.1.1. Regulação em Regime Permanente	34
2.5.1.2. Desempenho para Grandes Distúrbios	35
2.5.1.3. Desempenho para Grandes Distúrbios	36
2.5.2. Ajuste do Estabilizador de Sistemas de Potência.....	40
2.6 <i>Ajuste Coordenado de Reguladores e Estabilizadores.....</i>	43
CAPÍTULO 3	50
<i>Algoritmos Genéticos Adaptados para Problemas Multi-Objetivos.....</i>	50
3.1 <i>Algoritmos Genéticos</i>	50
3.1.1 Principais Características dos Algoritmos Genéticos.....	51
3.1.2 Descrição da Implementação Básica do <i>AG</i>	52
3.1.3 Procedimento de Busca do <i>AG</i>	53
3.1.4 Representação das Variáveis Independentes no <i>Cromossomo</i>	54
3.1.4.1. Representação Binária dos <i>Cromossomos</i>	54
3.1.4.2. Representação Real dos <i>Cromossomos</i>	56
3.1.4.3. Características de cada Representação.....	56
3.1.5 Operador de Seleção	57
3.1.5.1. Seleção do Tipo Estocástico	57
3.1.5.2. Seleção do Tipo Determinístico.....	58
3.1.5.3. Seleção do Tipo Misto	58
3.1.6 Operadores Genéticos	59
3.1.6.1. Operador Genético de <i>Cruzamento</i>	59
3.1.6.2. Operador Genético de <i>Mutação</i>	66
3.2 <i>Adaptação para Problemas Multi-Objetivos.....</i>	69
3.2.1 Formulação Matemática do <i>PMO</i>	69
3.2.2 <i>AG</i> Multi-Objetivo baseada na Soma Ponderada de Objetivos	71
3.2.3 Regras de Dominância e Otimalidade de Pareto	72
3.2.4 <i>AG</i> Multi-Objetivo baseado nas Regras de Dominância de Pareto.....	75

CAPÍTULO 4	79
<i>Enxame de Partículas Adaptado para Problemas Multi-Objetivos.....</i>	79
4.1 <i>Otimização através do Enxame de Partículas.....</i>	79
4.2 <i>Procedimento de Otimização do PSO</i>	80
4.3 <i>Descrição do Algoritmo Básico.....</i>	82
4.4 <i>Representações das Partículas no PSO.....</i>	86
4.5 <i>Adaptação do PSO para Otimização Multi-Objetivo.....</i>	88
4.5.1 <i>PSO Multi-Objetivo Baseado nas Regras de Dominância de Pareto.....</i>	89
4.5.2 <i>Diferentes MOPSO Desenvolvidos na Literatura</i>	90
4.5.2.1 <i>Moore e Chapman (1999).....</i>	90
4.5.2.2 <i>Ray e Liew (2002).....</i>	91
4.5.2.3 <i>Hu e Eberhart (2002).....</i>	92
4.5.2.4 <i>Coello e Lechuga (2002).....</i>	93
4.5.2.5 <i>Fieldsend e Singh (2002).....</i>	95
4.5.2.6 <i>Mostaghim e Teich (2003).....</i>	96
CAPÍTULO 5	98
<i>Metodologias Desenvolvidas para Ajuste Coordenado de Controladores.....</i>	98
5.1 <i>Considerações Gerais</i>	98
5.2 <i>Ajuste do Regulador de Tensão.....</i>	99
5.3 <i>Ajuste Coordenado do Sistema de Excitação.....</i>	102
5.3.1 <i>Ajuste Coordenado usando AG</i>	103
5.3.1.1 <i>Estrutura do Indivíduo.....</i>	104
5.3.1.2 <i>População Inicial.....</i>	105
5.3.1.3 <i>Avaliação da Função de Aptidão.....</i>	105
5.3.1.4 <i>Operadores Probabilísticos do AG.....</i>	107
5.3.1.5 <i>Pseudocódigo do Algoritmo de Ajuste Coordenado usando AG.....</i>	109
5.3.2 <i>Ajuste Coordenado usando Enxame de Partículas (PSO).....</i>	115
5.3.2.1 <i>Estrutura de cada Partícula.....</i>	115
5.3.2.2 <i>Inicialização do Enxame.....</i>	116
5.3.2.3 <i>PSO adaptado para Problemas Multi-objetivo</i>	116
5.3.2.4 <i>Pseudocódigo do Algoritmo de Ajuste Coordenado usando PSO.....</i>	118
5.4 <i>Ferramenta Computacional Utilizada</i>	124
5.5 <i>Implementações Desenvolvidas.....</i>	128
CAPÍTULO 6	135
<i>Análise dos Resultados Experimentais</i>	135
6.1 <i>Parâmetros considerados para o AG e PSO.....</i>	135
6.2 <i>Recursos Computacionais e Algoritmos Utilizados</i>	137
6.3 <i>Sistemas de Potência Utilizados como Teste.....</i>	138
6.3.1 <i>SISTEMA 1: New England.....</i>	138
6.3.2 <i>SISTEMA 2: Sistema Brasileiro Sul / Sudeste Simplificado.....</i>	140
6.3.3 <i>SISTEMA 3: Sistema Brasileiro Sul / Sudeste</i>	141
6.4 <i>Análise dos Resultados Obtidos para cada SEP.....</i>	142
6.4.1 <i>Análise dos Resultados para o SISTEMA 1.....</i>	143
6.4.1.1 <i>Ajuste Coordenado Usando AGSP e MORD.....</i>	143
6.4.1.2 <i>Ajuste Coordenado Usando MOPSO_{sp} e MOPSO_{fp}.....</i>	149
6.4.1.3 <i>Comparação dos Resultados Obtidos</i>	156
6.4.2 <i>Análise dos Resultados para o SISTEMA 2.....</i>	161
6.4.2.1 <i>Ajuste Coordenado Usando AGSP e MORD.....</i>	161
6.4.2.2 <i>Ajuste Coordenado Usando MOPSO_{sp} e MOPSO_{fp}.....</i>	167
6.4.2.3 <i>Comparação dos Resultados Obtidos</i>	174
6.4.3 <i>Análise dos Resultados para o SISTEMA 3.....</i>	174
6.5 <i>Considerações Finais</i>	178

CAPÍTULO 7	181
<i>Conclusões e Trabalhos Futuros</i>	<i>181</i>
7.1 <i>Conclusões do Presente Trabalho.....</i>	<i>181</i>
7.2 <i>Trabalhos Futuros.....</i>	<i>183</i>
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	185
APÊNDICE A	192
APÊNDICE B	195
APÊNDICE C	201
APÊNDICE D	209

Lista de Figuras

Figura 1.1: Sistema de Potência linearizado com malha de realimentação.	5
Figura 1.2: Malha utilizada para cálculo dos Resíduos da função de Transferência	7
Figura 2.1: Diagrama de Bloco funcional de um Sistema de Controle da Excitação.	27
Figura 2.2: Diagrama de Blocos simplificado do Sistema de Excitação tipo <i>ST1A</i>	29
Figura 2.3: Regulador de Tensão <i>ST1A</i> simplificado.	30
Figura 2.4: Regulador de Tensão <i>ST1A</i> com Realimentação.....	31
Figura 2.5: Modelo Geral do Estabilizador de Sistema de Potência.....	32
Figura 2.6: Modelo do <i>ESP</i> utilizado neste trabalho.	33
Figura 2.7: Resposta Transitória típica de um Sistema com realimentação.	37
Figura 2.8: Diagrama de <i>Bode</i> típico de um sistema de malha aberta.	38
Figura 2.9: Diagrama de <i>Bode</i> típico de um sistema de malha fechada.	39
Figura 2.10: Sistema de Potência linearizado em malha fechada.	47
Figura 3.1: Pseudocódigo do <i>Algoritmo Genético</i>	52
Figura 3.2: <i>Cromossomo</i> de $n = 6$. Melhor valor entre dois pontos discretos.	55
Figura 3.3: <i>Cromossomo</i> usando codificação real, de $n = 2$	56
Figura 3.4: Pseudocódigo do Operador de <i>Seleção</i> tipo estocástico ou da <i>Roleta</i>	58
Figura 3.5: Representação B inária de dois <i>Cromossomos</i>	60
Figura 3.6: Dois <i>Cromossomos</i> para recombinar, $p_c = 2$	61
Figura 3.7: Resultado da Recombinação usando <i>Cruzamento</i> de Um Ponto de Corte.	61
Figura 3.8: Dois <i>Cromossomos</i> para recombinar, $p_c = 2$ e $p_c = 7$	62
Figura 3.9: Resultado da Recombinação usando <i>Cruzamento</i> de Dois Pontos de Corte.	62
Figura 3.10: Ilustração dos resultados do <i>Cruzamento Aritmético</i>	65
Figura 3.11: Ilustração para Mutação de <i>cromossomos</i> binários.	67
Figura 3.12: <i>Cromossomo</i> real, com uma posição selecionada para mutar.	67
Figura 3.13: Resultado da mutação do <i>cromossomo</i>	67
Figura 3.14: Diagrama de Fluxos do algoritmo <i>MORD</i>	76
Figura 3.15: Função Linear adotada para a avaliação da <i>Função de Aptidão</i>	77
Figura 4.1: Atualização de uma partícula.	82
Figura 4.2: Pseudocódigo do <i>PSO</i> para otimização mono-objetivo.	84
Figura 4.3: Pseudocódigo genérico do <i>MOPSO</i> baseada nas <i>Regras de Dominância de Pareto</i>	91
Figura 4.4: Determinação do <i>melhor global</i> na atualização da partícula i	92
Figura 4.5: Soluções não dominadas nos seus respectivos <i>hipercubos</i>	94
Figura 4.6: Estrutura de duas Dimensões de <i>Árvore Dominadas</i>	95
Figura 4.7: Função <i>Sigma</i> que associa uma linha <i>gradiente</i> a cada partícula.....	97
Figura 5.1: Sistema <i>Máquina</i> conectada a <i>Barra Infinita</i> montado para ajuste do <i>RAT</i>	99
Figura 5.2: Área de Integração da Resposta Transitória.....	100
Figura 5.3: Cálculo da Área de Integração da Resposta Transitória.....	101
Figura 5.4: Estrutura do <i>indivíduo</i> (TIPO I).	104

Figura 5.5: Estrutura do <i>indivíduo</i> (TIPO II).....	104
Figura 5.6: Estrutura do <i>indivíduo</i> (TIPO III).	104
Figura 5.7: Fluxograma do AG Multi-Objetivo baseado na Soma Ponderada de Objetivos (AGSP).	112
Figura 5.8: Fluxograma do AG Multi-Objetivo usando Regras de Pareto (MORD).	114
Figura 5.9: Fluxograma do PSO Multi-Objetivo usando Soma Ponderada (MOPSO _{sp}).	121
Figura 5.10: Fluxograma do PSO Multi-Objetivo baseado nas Regras de Pareto (MOPSO _{fp}).....	123
Figura 5.11: Estrutura geral do Modelo Orientado a Objetos.....	124
Figura 5.12: Diagrama de Classes do SEE e do APLICATIVO.	125
Figura 5.13: Modelo de Gerador disponível na base computacional baseado em MOO.	127
Figura 5.14: Diagrama de Blocos do modelo de Turbina e Regulador de Velocidade utilizado.	127
Figura 5.15: Diagrama de Blocos do modelo Turbina de Referência.	128
Figura 5.16: Diagrama das classes desenvolvida para o algoritmo de Ajuste Coordenado Proposto.	132
Figura 5.17: Esquema que representa as funções e procedimentos na classe AJUSTE.	133
Figura 6.1: Sistema New England.	139
Figura 6.2: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo AGSP (arranjo TIPO I).	146
Figura 6.3: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MORD (arranjo TIPO II).	146
Figura 6.4: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando AGSP e arranjo TIPO I).	147
Figura 6.5: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando MORD e arranjo TIPO II).....	148
Figura 6.6: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MOPSO _{sp} (arranjo TIPO II).	152
Figura 6.7: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MOPSO _{rp} (arranjo TIPO II).	152
Figura 6.8: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando MOPSO _{sp} e arranjo TIPO II).....	154
Figura 6.9: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando MOPSO _{rp} e arranjo TIPO II).....	155
Figura 6.10: Comparação do tempo de computação gasto por cada algoritmo.	159
Figura 6.11: Verificação de ajuste dos parâmetros do RAT e do ESP (ajuste usando o AGSP)	160
Figura 6.12: Verificação de ajuste dos parâmetros do RAT e do ESP (ajuste usando o MOPSO _{fp}).....	160
Figura 6.13: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo AGSP (SISTEMA 2).	163
Figura 6.14: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MORD (SISTEMA 2).	163
Figura 6.15: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo AGSP).....	164
Figura 6.16: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 6).	165
Figura 6.17: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo MORD).	166
Figura 6.18: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 6).	167
Figura 6.19: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MOPSO _{sp} (SISTEMA 2).	169
Figura 6.20: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MOPSO _{fp} (SISTEMA 2).	170
Figura 6.21: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo MOPSO _{sp}).....	171
Figura 6.22: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo MOPSO _{fp}).....	172
Figura 6.23: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 3).	173
Figura 6.24: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 3).	173
Figura 6.25: Comparação do Tempo de Computação de cada algoritmo.	174
Figura 6.26: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo AGSP (SISTEMA 3).	176
Figura 6.27: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 2 (ajuste feito pelo AGSP).....	177

Figura 6.28: Medidas do Ajuste do <i>RAT</i> e do <i>ESP</i> de determinados geradores (Ponto Operação 2).	178
Figura 6.29: Tempo de execução do <i>AGSP</i> quando aplicado sobre diferentes <i>SEP</i>	179
Figura A.1: Ângulo de fase da planta $P(s)$ na frequência ω	193
Figura B.1: Dados de Barra do SISTEMA 1 (formato <i>ANAREDE</i>).	195
Figura B.2: Dados de Linhas do SISTEMA 1 (formato <i>ANAREDE</i>).	196

Lista de Tabelas

Tabela 3.1: Níveis de dominância de cada solução.	74
Tabela 6.1: Parâmetros do <i>Algoritmo Genético</i>	136
Tabela 6.2: Parâmetros do <i>Enxame de Partículas</i>	136
Tabela 6.3: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 1.	139
Tabela 6.4: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 2.	140
Tabela 6.5: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 3.	142
Tabela 6.6: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>AGSP</i> para cada arranjo do <i>Cromossomo</i>	144
Tabela 6.7: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MORD</i> para cada arranjo do <i>Cromossomo</i>	145
Tabela 6.8: <i>Frente de Pareto</i> fornecido pelo algoritmo <i>MORD</i>	149
Tabela 6.9: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MOPSO_{sp}</i> para cada arranjo do <i>Cromossomo</i>	150
Tabela 6.10: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MOPSO_{fp}</i> para cada arranjo do <i>Cromossomo</i>	151
Tabela 6.11: <i>Frente de Pareto</i> fornecido pelo algoritmo <i>MOPSO_{fp}</i>	153
Tabela 6.12: Resultados para Diferentes tipos de <i>Mutação</i> e <i>Cruzamento</i> (usando o <i>AGSP</i>).	156
Tabela 6.13: Resultados para Diferentes tipos de <i>Mutação</i> e <i>Cruzamento</i> (usando o <i>MORD</i>).	157
Tabela 6.14: Resultados para Diferentes valores do <i>NINTERVAL</i> (usando o <i>MOPSO_{sp}</i>).	158
Tabela 6.15: Resultados para Diferentes valores do <i>NINTERVAL</i> (usando o <i>MOPSO_{fp}</i>).	158
Tabela 6.16: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>AGSP</i> para cada máquina do SISTEMA 2.	161
Tabela 6.17: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MORD</i> para cada máquina do SISTEMA 2.	162
Tabela 6.18: <i>Frente de Pareto</i> fornecido pelo algoritmo <i>MORD</i> para o SISTEMA 2.	162
Tabela 6.19: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MOPSO_{sp}</i> para cada máquina do SISTEMA 2.	168
Tabela 6.20: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>MOPSO_{fp}</i> para cada máquina do SISTEMA 2.	168
Tabela 6.21: <i>Frente de Pareto</i> fornecido pelo algoritmo <i>MOPSO_{fp}</i> para o SISTEMA 2.	168
Tabela 6.22: Comparação de Resultados fornecidos por cada algoritmo.	174
Tabela 6.23: Ajuste Coordenado fornecido pelo <i>AGSP</i> para cada máquina do SISTEMA 3.	175
Tabela B.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 1.	197
Tabela B.2: Nomenclatura que descreve cada parâmetro do gerador.	197
Tabela B.3: Ajuste de Parâmetros do <i>RAT</i> e do <i>ESP</i> através do Critério de <i>Nyquist</i>	198
Tabela B.4: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	198
Tabela B.5: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,4250$ e $\zeta_{\min} = 16,71$	199
Tabela B.6: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,3111$ e $\zeta_{\min} = 13,69$	199
Tabela B.7: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,36$ e $\zeta_{\min} = 18,23$	200
Tabela C.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 2.	201
Tabela C.2: Nomenclaturas adicionais para descrever o modelo TIPO IV do gerador.	202
Tabela C.3: Ajuste de Parâmetros do <i>RAT</i> e do <i>ESP</i> através do Critério de <i>Nyquist</i>	202
Tabela C.4: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	203
Tabela C.5: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 2 (não considerados no ajuste).	204
Tabela C.6: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	204

Tabela C.7: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,50$ e $\zeta_{\min} = 8,7114$	205
Tabela C.8: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,48$ e $\zeta_{\min} = 8,7113$	206
Tabela C.9: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,46$ e $\zeta_{\min} = 8,7084$	206
Tabela C.10: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4557$ e $\zeta_{\min} = 8,7083$	207
Tabela C.11: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4277$ e $\zeta_{\min} = 6,7906$	207
Tabela C.12: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4513$ e $\zeta_{\min} = 8,7081$	207
Tabela C.13: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4292$ e $\zeta_{\min} = 8,7080$	208
Tabela D.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3.	209
Tabela D.2: Ajuste de Parâmetros do <i>RAT</i> e do <i>ESP</i> através do Critério de <i>Nyquist</i>	210
Tabela D.3: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	211
Tabela D.4 (a): Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3 (não considerados no ajuste).	212
Tabela D.4 (b): Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3 (não considerados no ajuste).	213
Tabela D.5 (a): Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	214
Tabela D.5 (b): Parâmetros do Bloco de realimentação de cada <i>RAT</i>	215

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1 Considerações Gerais

O problema do controle da excitação dos geradores pertencentes a um determinado Sistema de Potência (*SEP*) é um tema em constante estudo e desenvolvimento. O projeto dos sistemas de excitação, incluindo a sintonização dos seus principais controladores, e a importância que têm na estabilidade eletromecânica pós-distúrbio motivou o desenvolvimento de metodologias mais eficientes para ajuste dos seus principais parâmetros.

Na atualidade, têm sido projetados sistemas de excitação do tipo estático dotados de uma alta resposta inicial e uma rápida recuperação do nível de tensão terminal de cada gerador contribuindo significativamente à estabilidade transitória. Porém, os altos ganhos e as rápidas respostas associadas a estes sistemas provocam uma redução no nível de amortecimento das oscilações eletromecânicas, principalmente devido ao natural atraso na resposta do circuito de campo para corrigir os desvios de tensão.

Portanto, além da tarefa de regulação de tensão, os sistemas de excitação são chamados a contribuir também no amortecimento das oscilações eletromecânicas através da ação de um sinal adicional de estabilização. Esse sinal é fornecido pelo *Estabilizador de Sistemas de Potência (ESP)*. O *ESP* amortece as mencionadas oscilações produzindo uma componente no *Torque Elétrico* em fase com as variações da velocidade angular do rotor da máquina.

Mas, os ajustes dos parâmetros dos sistemas de excitação, visando satisfazer critérios de estabilidade transitória e amortecimento das oscilações eletromecânicas, são feitos, ainda hoje, através de um procedimento de análise e ajuste seqüencial não coordenado. Dessa maneira, o desempenho dos estabilizadores de potência fica diminuído quando o ponto de operação, para o qual foi baseado o ajuste inicial, se desloca ou varia grandemente.

Por essa razão, um grande esforço no desenvolvimento de metodologias de ajustes de sistemas de excitação, que garantam um desempenho estável do *SEP* para diferentes condições de operação, aumentou consideravelmente devido à crescente complexidade, e aumento do número de interligações dos sistemas.

Assim, os critérios atuais de avaliação de desempenho de um sistema de excitação tornaram-se mais exigentes. Dessa maneira, um sistema de excitação apresenta bom desempenho se for capaz de oferecer uma alta resposta inicial, uma boa regulação de tensão em regime permanente e um elevado amortecimento das oscilações eletromecânicas, para uma ampla gama de possíveis cenários de operação de um dado sistema de potência.

Os trabalhos destinados à procura de uma metodologia de ajuste coordenado de sistemas de excitação são recentes. Nessas pesquisas, as metodologias estão concentradas nas seguintes abordagens: a) *Análise baseada no Controle Robusto*; b) *Algoritmos Metaheurísticos*.

Entre os algoritmos *Metaheurísticos*, o Algoritmo Genético (*AG*) e o *Enxame de Partículas* foram utilizados no presente trabalho no desenvolvimento de metodologias robustas para ajuste coordenado dos parâmetros dos controladores do sistema de excitação.

Os *AG* são procedimentos de otimização global de funções analíticas e não-analíticas baseados nos mecanismos da *Seleção Natural* e da *Genética*. O procedimento de busca, para atingir pontos ótimos, requer somente da informação proveniente de uma função de aptidão (*Fitness*) que avalia as novas soluções obtidas através da modificação de soluções anteriores, via regras probabilísticas. Os *AG* têm sido aplicados com sucesso na solução de problema tecnológicos complexos.

Porém, o *Enxame de Partículas* corresponde a uma nova técnica de otimização metaheurística desenvolvida originalmente pelo Psicólogo Social James Kennedy e pelo Engenheiro Elétrico Russell Eberhart em 1995 (KENNEDY, 1995).

O processo de otimização do *Enxame de Partículas* simula o comportamento social das aves quando elas se congregam atraídas para uma área onde outras aves da mesma espécie estão se alimentando (área de pouso ou *roosting area*), segundo o estudo feito pelo biólogo Frank Heppner (HEPPNER, 1990).

Dessa maneira, em simulações computacionais, cada uma das aves (ou partículas) poderia partir de qualquer ponto sem nenhum destino pré-estabelecido, voando ao longo de um determinado espaço de busca, para formar rapidamente depois um grupo (*flocks*) até que uma das aves pousa numa determinada área para se alimentar. Imediatamente depois, o resto das aves do grupo imita o comportamento daquela primeira.

Dessa maneira, fazendo analogia com o comportamento das aves, a área de pouso está associada com a melhor solução do problema de otimização em estudo, e as coordenadas dessa área correspondem às componentes do ponto ótimo.

O problema de ajuste coordenado de um sistema de excitação, que apresente as exigências já mencionadas para um bom desempenho, pode ser posto na forma de um problema de otimização de múltiplos objetivos, no qual se pretende otimizar basicamente dois objetivos descritos através de expressões matemáticas não analíticas que medem respectivamente os seguintes índices: a) índices de desempenho transitório e de regime permanente, para quantificar a alta resposta inicial e a boa regulação de tensão do *Regulador Automático de Tensão (RAT)* do sistema de excitação em regime permanente; b) o índice de amortecimento associado à rapidez na redução das oscilações eletromecânicas pós-distúrbio.

A determinação dos índices associados ao *RAT* consegue-se através da simulação completa no tempo. Porém, o nível de amortecimento é calculado a partir da linearização do sistema num determinado ponto de operação.

Assim, uma solução ao problema de ajuste coordenado apresentado começa com a determinação dos novos parâmetros dos *RAT* através da execução de um algoritmo de simulação completa aplicado sobre cada gerador conectado a uma barra infinita, topologia implementada a partir de cada máquina de geração do *SEP* sob estudo. Uma vez estabelecido os novos parâmetros do *RAT*, passa-se a obter um modelo linear do sistema de potência para cada um dos pontos de operação considerados.

Assim, os parâmetros calculados do *RAT* são considerados no projeto dos estabilizadores que irão amortecer as oscilações eletromecânicas em cada um dos cenários de interesse.

No presente trabalho, o *AG* foi adaptado para otimizar simultaneamente vários objetivos resultando em dois tipos de algoritmos multi-objetivos: a) o *AG Multi-Objetivo* padrão, baseado na soma ponderada das funções objetivos; b) o *AG Multi-Objetivo* que utiliza as *Regras de Dominância de Pareto*, caracterizando-se em fornecer uma família de soluções ótimas.

Da mesma maneira, foram desenvolvidas duas metodologias de otimização multi-objetivo para ajuste coordenado usando o *Enxame de Partículas*: a) baseada na soma ponderada dos objetivos; b) utilizando as *Regras de Dominância de Pareto*.

Para validar a eficiência das metodologias de ajuste desenvolvidas neste trabalho, as mesmas são aplicadas em três sistemas de potência, e os resultados correspondentes são analisados e comparados. A eficiência das técnicas metaheurísticas utilizadas também são comparadas entre si.

A seguir, será dada uma breve descrição dos principais e mais recentes trabalhos na busca de metodologias robustas de ajuste coordenado dos sistemas de excitação.

1.2 Revisão Bibliográfica

O principal objetivo do problema de ajuste coordenado de estabilizadores é desenvolver uma metodologia que realize a busca de valores numéricos adequados para os seus parâmetros, considerados no bloco de realimentação $ESP(s)$ da **Figura 1.1**, de tal forma que amortecia eficientemente as oscilações eletromecânicas (altos valores nos coeficientes de amortecimento) num determinado SEP , para uma gama de cenários mais prováveis de operação.

Na **Figura 1.1** o símbolo $P(s)$ corresponde à planta; ou seja, o SEP linearizado num determinado ponto de operação. O bloco $RAT(s)$ e o bloco $ESP(s)$ são, respectivamente, o diagrama de blocos do RAT e o diagrama de blocos do ESP .

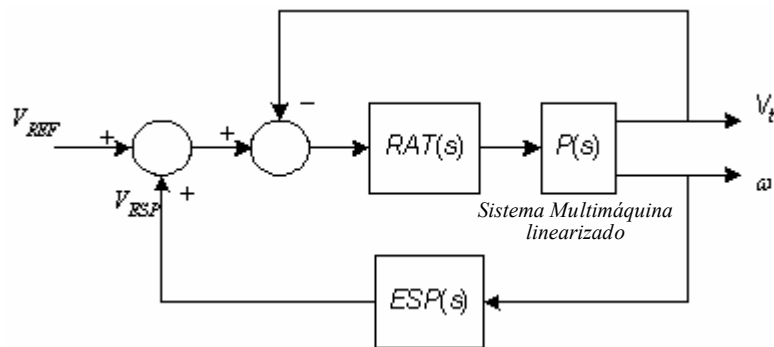


Figura 1.1: Sistema de Potência linearizado com malha de realimentação.

A metodologia deve ter em conta ainda todas as interações dinâmicas entre os componentes do sistema; dessa forma, é assegurado o amortecimento não só dos modos locais como também dos modos inter-área. Além disso, os parâmetros do $RAT(s)$ de cada gerador devem estar previamente ajustados, considerando a regulação de tensão no regime permanente e a alta resposta inicial pós-distúrbio.

Nesse sentido, na presente seção, serão descritos brevemente os principais trabalhos a partir dos quais iniciou-se o desenvolvimento da metodologia de ajuste coordenado e robusto proposto.

1.2.1. Projeto Robusto de Estabilizadores de Sistemas de Potência

O emprego de técnicas de *Controle Clássico*, baseado no posicionamento de pólos por realimentação de sinais de saída dos geradores, para o projeto de estabilizadores, é um assunto amplamente explorado, conforme descrito em (IEEE Tutorial, 1980), (GOMES, 1998), e (GUIMARÃES, 2000).

Porém, neste tipo de metodologia os estabilizadores são projetados estando os geradores funcionando num ponto de operação particular. Assim, quando são considerados novos pontos de operação é requerido um procedimento de ajuste dos parâmetros inicialmente projetados para o *ESP* (LARSEN, 1981) com a finalidade de atender às exigências dos novos cenários. Portanto, neste tipo de metodologias não existe um critério bem definido para assegurar a robustez no ajuste de estabilizadores.

Dessa maneira, o desenvolvimento de técnicas de controle robusto (que considere múltiplos cenários) motivou diversas metodologias alternativas recentes para o amortecimento dos modos críticos de oscilação eletromecânica. Existem duas abordagens para a implementação dessa técnica: a) Técnicas baseadas em *Controle Robusto*; b) Técnicas baseadas em *Algoritmos Metaheurísticos*.

Dentre todas as abordagens robustas, baseadas em *Controle Robusto*, em (BOUKARIM, 2000) foram analisadas e comparadas diversas técnicas para projeto dos *ESP* considerando cinco cenários para um sistema equivalente de cinco máquinas do sistema Sul/Sudeste Brasileiro.

Foram desenvolvidas metodologias para projeto centralizado e descentralizado de dois estabilizadores baseados principalmente no fator de participação e nos modos de oscilação de dois geradores de interesse (àqueles que oscilam um contra o outro). Mostrou-se que o projeto descentralizado de *ESP* oferece os mesmos altos amortecimentos que os projetos centralizados de estabilizadores.

Porém, no projeto descentralizado foram determinados *ESP* com valores menores para os seus ganhos devido principalmente a maior quantidade de informação proveniente do sistema. Na simulação no tempo, as variações de velocidade no regime transitório são maiores nos modelos centralizados do que nos modelos descentralizados de estabilizadores, pois os primeiros possuem ganhos maiores.

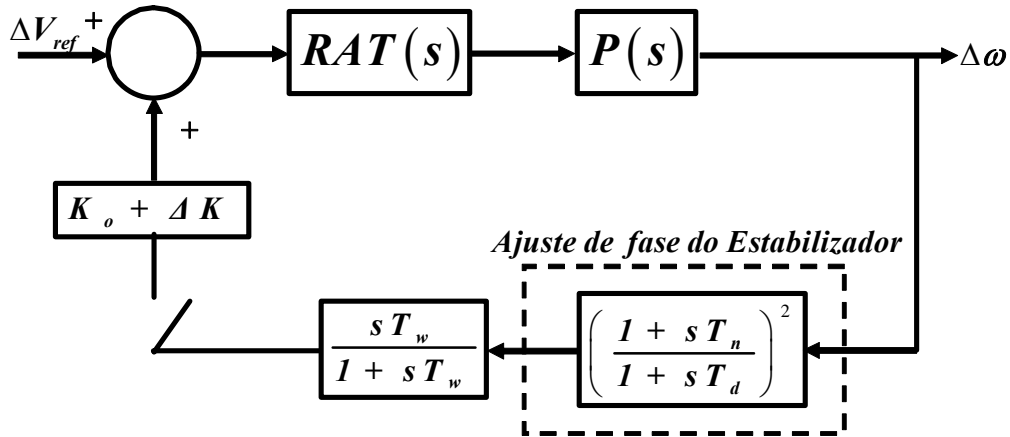


Figura 1.2: Malha utilizada para cálculo dos Resíduos da função de Transferência

Outra alternativa de projeto de *ESP* baseada na *Análise Modal* é descrita em (FERRAZ, 2000). Nesta, são posicionados múltiplos pólos críticos em sistemas multimáquinas utilizando informações provenientes dos *Resíduos* associados aos pólos das funções de transferência do bloco de compensação de fase dos estabilizadores a serem projetados. A função de transferência de cada bloco de compensação do *ESP* é mostrada na **Figura 1.2**.

Nesse trabalho a variação de um determinado autovalor em função da variação incremental do ganho de realimentação do *ESP* é dada por:

$$\frac{d\lambda_i}{dK_{ESP}} = -R_i = R\left(\frac{\Delta V_{ESP}}{\Delta V_{REF}}, \lambda_i\right) \quad (1.1)$$

A equação (1.1) indica que o *Resíduo* da função de transferência $\frac{\Delta V_{ESP}}{\Delta V_{REF}}$, relativo ao autovalor λ_i é igual à variação incremental desse autovalor com relação à variação incremental do ganho do estabilizador.

Mas, a parte do autovalor λ_i que determina se o modo correspondente é instável ou tem um baixo amortecimento está dada pela sua parte real. Dessa maneira, trabalha-se com a parte real do autovalor correspondente, conforme descrito na expressão (1.1).

Assim, por exemplo, a variação incremental na parte real de dois autovalores de interesse, λ_1 e λ_2 , originária da variação simultânea nos ganhos de dois *ESP* (com ganhos K_{s1} e K_{s2} , respectivamente) instalados cada um nos dois geradores de interesse, é descrita através da seguinte expressão matemática:

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(\Delta\lambda_1) \\ \text{Re}(\Delta\lambda_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Re} \left\{ R \left(\frac{\Delta V_{ESP_1}}{\Delta V_{REF_1}}, \lambda_1 \right) & R \left(\frac{\Delta V_{ESP_2}}{\Delta V_{REF_2}}, \lambda_1 \right) \right\} \\ \text{Re} \left\{ R \left(\frac{\Delta V_{ESP_1}}{\Delta V_{REF_1}}, \lambda_2 \right) & R \left(\frac{\Delta V_{ESP_2}}{\Delta V_{REF_2}}, \lambda_2 \right) \right\} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta K_{S1} \\ \Delta K_{S2} \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Sobre a expressão matemática (1.2) aplica-se um processo iterativo de busca, que no caso de (FERRAZ, 2002) foi o método de *Newton–Raphson*, com a finalidade de atingir um determinado amortecimento desejado e estimar o valor do ganho do *ESP*.

Nesta metodologia são calculados os ganhos dos *ESP* de tal forma que a parte real dos autovalores de interesse possua valores desejados e os blocos associados à compensação de fase já estejam previamente ajustados. A parte imaginária do autovalor não é controlada podendo variar livremente.

Outra proposta recente, para projeto robusto de estabilizadores, baseada em *LMI* (*Linear Matrix Inequalities*) é descrita em (RAMOS, 2004). Foi utilizado o *LMI* devido à habilidade da técnica em fornecer soluções a problemas de controle onde não existem funções analíticas que o representem. Com esse enfoque, é possível incluir um critério de alocação de pólos tal que os estabilizadores a serem projetados satisfaçam uma condição de mínimo amortecimento pré-estabelecido.

A robustez do método é garantida pela escolha de um reduzido conjunto de condições de operação, considerados como os vértices de um conjunto convexo de cenários possíveis de atuação dos geradores. Dessa maneira, o sistema de potência é linearizado em cada um desses possíveis pontos de operação estabelecendo, assim, as equações matriciais de estado em malha aberta.

Nessa metodologia, também os estabilizadores são representados através de equações matriciais de estado. Portanto, o sinal de entrada em cada estabilizador corresponde à velocidade angular do rotor do gerador correspondente; e, o sinal de entrada no *RAT* é o sinal que o *ESP* fornece para amortecer as oscilações. Com essas duas equações de estado se determina a matriz de estado em malha fechada, para cada ponto de operação considerado.

O objetivo no projeto de estabilizadores, usando *LMI* consiste na determinação das matrizes de estado do controlador e a matriz $\tilde{\mathbf{P}}$, tal que $\tilde{\mathbf{P}} > \mathbf{0}$, de tal forma que seja verificada a seguinte desigualdade:

$$\tilde{\mathbf{A}}^T \cdot \tilde{\mathbf{P}} + \tilde{\mathbf{P}} \cdot \tilde{\mathbf{A}} < \mathbf{0} \quad (1.3)$$

onde $\tilde{\mathbf{A}}$ corresponde à matriz de estado em malha fechada numa determinada condição de operação. Assim, a expressão matemática (1.3) tem que ser verificada para cada cenário considerado.

A descentralização dos estabilizadores é estabelecida através da imposição de uma estrutura bloco diagonal na matriz que representa os *ESP*. Dessa maneira, é assegurado que cada controlador estará associado unicamente à saída do seu correspondente gerador. A metodologia descrita encontra ótimos parâmetros com os quais são obtidos bons amortecimentos para o *SEP* sob análise, considerando um conjunto finito de cenários possíveis de operação.

Foram empregadas também, com sucesso, técnicas *Metaheurísticas* (Técnicas Evolutivas) para o projeto coordenado de estabilizadores. Os trabalhos nessa linha são também recentes, entre os quais se destacam três abordagens: 1) projeto de *ESP* usando *AG*; 2) projeto de *ESP* usando *Simulated Annealing*; 3) projeto de estabilizadores usando *Enxame de Partículas*.

A metodologia de projeto, relacionado ao primeiro caso, está descrito em (BERGAMO, 2000). Nesse trabalho, a função objetivo é avaliada através da seguinte expressão matemática:

$$f = \begin{cases} 0 & \text{se algum } (\zeta_j)_i \leq \zeta_0 \\ \beta_0 & \text{se todos } (\zeta_j)_i > \zeta_0 \text{ e algum } (\zeta_j)_i \leq 0 \\ \beta_1 & \text{se todos } (\zeta_j)_i > 0 \text{ e algum } (\zeta_j)_i \leq \zeta_1 \\ \vdots & \\ \beta_k & \text{se todos } (\zeta_j)_i > \zeta_{k-1} \text{ e algum } (\zeta_j)_i < \zeta_{\min} \\ F & \text{se algum } (\zeta_j)_i > \zeta_{\min} \end{cases} \quad (1.4)$$

onde $\beta_0 < \beta_1 < \beta_2 < \dots < \beta_k < F$ são números inteiros positivos utilizados para diferenciar, em primeiro lugar, soluções estáveis e não estáveis, e, em segundo lugar, discriminar entre si estados estáveis; isto é, determinar qual solução representa um melhor amortecimento comparando com outras soluções.

Na equação (1.4), f representa a função objetivo a otimizar; e, $\zeta_0 < \zeta_1 < \zeta_2 < \dots < \zeta_{k-1} < \zeta_{\min}$ são os coeficientes de amortecimento mínimo pré-definidos que permitem discriminar as soluções entre seus diferentes níveis de amortecimento. Nessa mesma equação, F é calculado através da seguinte expressão:

$$F = \sum_{i=1}^m \left[\sum_{j=1}^n (\zeta_j) \right]_i \quad (1.5)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, sendo n a ordem da matriz de estados de malha fechada; e, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, sendo m o número de condições de operação considerados, assegurando dessa maneira a robustez do método.

Além disso, o processo de otimização do AG , está também sujeito às seguintes restrições:

$$\begin{aligned} K_{\min} &\leq K_{ii} \leq K_{\max} \\ \alpha_{\min} &\leq \alpha_{ii} \leq \alpha_{\max} \\ \omega_{\min} &\leq \omega_{ii} \leq \omega_{\max} \end{aligned} \quad (1.6)$$

onde K_{ii} , α_{ii} , e ω_{ii} são os parâmetros do estabilizador ii , tal que $ii \in \{1, 2, \dots, p\}$ sendo p o número de ESP a serem projetados. Dessa forma, o AG sorteia os parâmetros correspondentes aos estabilizadores de potência, e sobre eles aplica os operadores genéticos no processo de otimização.

A descentralização dos estabilizadores é garantida através da construção de uma matriz bloco diagonal, representando-se em cada bloco o modelo matemático de $ESP(s)$ utilizado.

Neste trabalho, os melhores resultados foram obtidos quando pelo menos um dos *indivíduos* (solução de ajuste factível), na população inicial, correspondia a uma solução com amortecimento mínimo (ou seja, quando $f > \beta_0$). O resto das soluções (*indivíduos*) foi gerado aleatoriamente.

A mesma linha de trabalho encontra-se em (ABDEL-MAGID, 1999) no qual foi utilizado o AG para ajustar os estabilizadores através da otimização (maximização) de uma função objetivo com base no cálculo de autovalores.

Neste trabalho, também foi utilizado um modelo clássico de estabilizadores de potência formado por dois blocos *Avanço – Atraso*, como se mostra a seguir:

$$ESP(s) = K_{pss} \cdot \frac{s \cdot T_w}{1 + s \cdot T_w} \cdot \frac{1 + s \cdot T_1}{1 + s \cdot T_2} \cdot \frac{1 + s \cdot T_3}{1 + s \cdot T_4} \quad (1.7)$$

onde K_{pss} corresponde ao ganho do estabilizador, T_w representa à constante de tempo do bloco *Washout*, e os dois últimos blocos pertencem à compensação de fase do estabilizador.

As constantes de tempo T_2 e T_4 (constantes de tempo no denominador) foram fixadas em 0,01 s. Porém, os valores numéricos das constantes de tempo do numerador, nos blocos de compensação de fase, são sorteados pelo AG , respeitando determinados limites numéricos pré-estabelecidos para esses parâmetros. Dessa forma, o processo de otimização do AG está sujeito às seguintes restrições:

$$\begin{aligned} K_{PSS \min} &\leq K_{PSS \ ii} \leq K_{PSS \ max} \\ T_{1 \ min} &\leq T_{1 \ ii} \leq T_{1 \ max} \\ T_{3 \ min} &\leq T_{3 \ ii} \leq T_{3 \ max} \end{aligned} \quad (1.8)$$

No processo de otimização foram consideradas duas funções objetivo: a) F_1 : mínimo valor de amortecimento considerando um determinado número de condições de operação; b) F_2 : menor valor da parte real dos autovalores complexos conjugados. Com esses dois objetivos se define a função aptidão associada a cada indivíduo. Para o primeiro objetivo, se busca maximizar o valor numérico correspondente, e com a função F_2 procura-se encontrar o mínimo valor possível.

Uma outra metodologia, baseada em *AG*, foi desenvolvida em (KOEHLER, 2001) onde foram implementados dos tipos de *AG* para duas etapas consecutivas de otimização: a) o denominado *micro-AG*, e b) o *AG* padrão.

Com a premissa de que os limites iniciais dos parâmetros do *ESP* a serem ajustados são desconhecidos utilizou-se o *micro-AG* para fixar esses limites num processo denominado de *pré-otimização*. Então, os limites encontrados nessa primeira etapa de otimização correspondem a ótimos locais. Esses ótimos locais são introduzidos na população inicial do *AG* padrão, na segunda etapa de otimização, o processo de busca se realiza considerando os limites de variação correspondentes a esses ótimos.

A função de aptidão utilizada nesse trabalho corresponde àquela descrita na expressão (1.4). Um aspecto interessante nesse trabalho consiste em que o cálculo do mínimo coeficiente de amortecimento é feito através de um algoritmo de cálculo parcial de autovalores. Na determinação dos pólos dominantes utilizou-se o *Método das Iterações Inversas*.

A segunda técnica *Metaheurística* para projeto coordenado de *ESP*, na qual se utilizou *Simulated Annealing (SA)*, está bem detalhada em (OLVERA, 2002) com aplicações em diferentes sistemas de potência conhecidos (de pequeno e médio porte).

O *SA* é uma técnica de busca desenvolvida principalmente para otimização combinatorial de problemas tecnológicos de grande porte.

No *Simulated Annealing*, como no caso do *AG*, existe uma função objetivo a otimizar; mas, o número de possibilidades de busca do ponto ótimo, considerando um conjunto finito de n de variáveis de decisão aumenta fatorialmente (PRESS, 1992) e (OLVERA, 2002), o que torna inviável qualquer forma exaustiva de busca.

A metodologia de otimização do *SA* faz analogia com a *Termodinâmica*, especificamente com o processo de congelamento (*freeze*) dos líquidos até a cristalização ou com o resfriamento lento dos metais num processo conhecido como Temperado (*anneal*). Nos dois casos, a matéria fica num estado, no qual, seus átomos estão organizados formando um cristal, o que corresponde a um estado de *Mínima Energia* (PRESS, 1992).

Assim, considerando o projeto de estabilizadores, o processo de otimização do *SA* consiste numa minimização composta basicamente dos seguintes passos:

1. Definição das variáveis de decisão que determinaram as diferentes configurações do espaço de busca. Essas variáveis são: K_{ESP} , T_n , e T_d , correspondentes ao ganho do estabilizador, à constante de tempo do numerador e à constante de tempo do denominador, respectivamente.
2. Uma função que produz variações aleatórias nas variáveis de decisão do problema. Neste caso, as variações estão restritas entre valores mínimos e máximos associados aos parâmetros do estabilizador.
3. Uma função objetivo E (análogo à energia térmica) cuja minimização é o objetivo do *SA*. No caso do projeto de estabilizadores, a função E é expressa da seguinte maneira:

$$E = \sum_{i=1}^m \left[\sum_{j=1}^n \Re \{ \Delta \lambda_j \} \right]_i \quad (1.9)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, n\}$ sendo n a ordem da matriz de estados aumentada (incluindo geradores, *RAT*, *ESP* e equações de balanceamento da rede); $i \in \{1, 2, \dots, m\}$ sendo m o número de condições de operação considerado, através dos quais é assegurada a robustez do método.

Portanto, procura-se minimizar a somatória da parte real das perturbações (ou sensibilidades) dos autovalores, conforme descrito em (OLVERA, 2002).

4. Um parâmetro de controle T (análogo à temperatura) e um *esquema de resfriamento* que indica como esse parâmetro deve ser diminuído. A diminuição se faz após um determinado número de variações aleatórias das variáveis de decisão. O processo de variação de T é comumente associado à função de probabilidade de *Boltzman*:

$$\text{Prob}(E) \approx e^{-\frac{\Delta E}{k \cdot T}} \quad (1.10)$$

onde k é a constante de *Boltzman* (uma constante da natureza) que relaciona temperatura com energia; e, $\Delta E = E_2 - E_1$ é a variação da energia. Quando $\Delta E < 0$, $\text{Prob}(E) > 0$ permitindo, assim, a diminuição da temperatura T . Dessa maneira, o novo conjunto de parâmetros sorteados é considerado *válido* continuando o processo de otimização até seja atingido um critério de parada.

Em cada uma das técnicas de projeto de estabilizadores, descritas nesta subseção, os parâmetros do *RAT* são projetados independentemente dos parâmetros dos *ESP*. Portanto, durante todo o processo de ajuste dos estabilizadores através das técnicas acima mencionadas, os parâmetros dos *RAT* permanecem constantes.

Uma recente metodologia de ajuste de estabilizadores utiliza o algoritmo de *Enxame de Partículas*, o qual é uma técnica de otimização global de funções analíticas e não-analíticas que imita o comportamento social das aves (e outras espécies sociais) na busca de regiões onde possam se alimentar.

Em (ABIDO, 2002) é utilizado o *Enxame de Partículas* como ferramenta de ajuste de estabilizadores de sistemas de potência. Nesse trabalho, o estabilizador a ser ajustado corresponde a um modelo clássico como àquele apresentado na expressão matemática (1.7). Foram testadas duas funções objetivo baseadas no cálculo de autovalores da matriz de estado de malha fechada do *SEP* sob estudo. Essas funções objetivo são descritas a seguir:

$$F_1 = \zeta_{\min} \quad (1.11)$$

$$F_2 = \Re(\lambda)_{\max} \quad (1.12)$$

onde ζ_{\min} corresponde ao mínimo coeficiente de amortecimento considerado de entre todos os coeficientes calculados a partir da matriz de malha fechada do sistema para cada ponto de operação.

A outra função objetivo, expressa na equação (1.12), é definida selecionando dentre todos os autovalores da matriz de malha fechada àquele cuja parte real corresponda ao valor máximo, considerando todos os cenários possíveis de operação pré-estabelecidos.

Com a primeira função objetivo, pretende-se maximizar o mínimo coeficiente de amortecimento do *SEP* em estudo, considerando as m condições de operação estabelecidas previamente no início do processo de ajuste. Mas, com a segunda função objetivo procura-se minimizar o máximo valor numérico da parte real do autovalor dominante, com o qual também se obtém maior estabilidade eletromecânica para todos os pontos de operação pré-estabelecidos.

A metodologia de ajuste de estabilizadores proposto nesse trabalho foi aplicada sobre dos sistemas de potência utilizados como teste: 1) um sistema de nove barras e três geradores; 2) sistema New England, no qual foram considerados para o ajuste os dez geradores existentes nesse sistema.

Na técnica de ajuste coordenado desenvolvido nesse trabalho, cada partícula do *enxame* representa uma solução. Cada uma dessas soluções é representada como uma estrutura de dados que contém como parâmetros ao ganho do estabilizador, o T_1 , e o T_2 associados ao *ESP* de cada gerador do sistema multi-máquina sob estudo. O processo de ajuste (processo de otimização do *Enxame de Partículas*) segue as duas seguintes regras:

$$\left. \begin{aligned} v_{j,k}(t) &= w(t) \cdot v_{j,k}(t-1) + c_1 \cdot r_1 \cdot \{x_{j,k}^*(t-1) - x_{j,k}(t-1)\} + c_2 \cdot r_2 \cdot \{x_{j,k}^{**}(t-1) - x_{j,k}(t-1)\} \\ x_{j,k}(t) &= v_{j,k}(t) + x_{j,k}(t-1) \end{aligned} \right\} \quad (1.13)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, Np\}$, e $k \in \{1, 2, \dots, 3 \times p\}$ sendo Np e p o número de partículas consideradas no processo de otimização do *enxame* e o número de estabilizadores a serem ajustados, respectivamente.

A primeira expressão matemática indica a maneira como a velocidade de cada partícula varia em cada iteração t , durante o processo de otimização. Então, a correspondente velocidade depende da velocidade anterior multiplicada por um determinado peso variável (com decrescimento monotónico); a segunda expressão da velocidade corresponde ao cálculo da diferença entre o melhor parâmetro, $x_{j,k}^*(t)$, e o valor atual do parâmetro na iteração atual (esse parâmetro corresponde à melhor posição encontrada da partícula); e, a última expressão compara o valor atual do parâmetro com o melhor valor encontrado até agora para esse parâmetro (ou seja, a melhor posição global da partícula considerando tudo o conjunto, $x_{j,k}^{**}(t)$).

Com a segunda expressão matemática é atualizada a posição da partícula. O cálculo da nova posição depende da velocidade atual da partícula, $v_{j,k}(t)$, e da sua posição anterior.

A forma como o peso $w(t)$ varia em cada iteração é descrita a seguir:

$$w(t) = \beta \cdot w(t-1) \quad (1.14)$$

onde β é uma constante, tal que $0 < \beta < 1$.

Na expressão de cálculo da velocidade c_1 e c_2 são valores constantes positivos; e, r_1 e r_2 são números reais determinados aleatoriamente para cada componente em cada iteração, cujos valores numéricos encontram-se no seguinte intervalo fechado $[0, 1]$.

O valor inicial de cada parâmetro, no início do processo de otimização é determinado aleatoriamente. Embora, a velocidade inicial de cada partícula seja determinada também de forma aleatória, o valor numérico dela está restrito a determinados limites mínimos e máximos, associados a cada componente de cada partícula, como mostrado a seguir:

$$v_k^{\max} = \frac{x_k^{\max} - x_k^{\min}}{NT} \quad (1.15)$$

onde o valor numérico inicial da velocidade de cada partícula está restringida no seguinte intervalo fechado $[-v_k^{\max}, v_k^{\max}]$; e, NT é o número de intervalos selecionados para o correspondente parâmetro.

Os resultados experimentais obtidos nesse trabalho, no ajuste de estabilizadores usando o *Enxame de Partículas*, foram similares àqueles obtidos nos outros trabalhos usando técnicas metaheurísticas.

Foi observada que uma vantagem dessa metodologia é que o número de partículas pode ser menor comparativamente ao tamanho da população normalmente utilizada nos *AG*, e o número de iterações também pode ser menor.

1.2.2. Ajuste Robusto e Coordenado de *RAT* e de *ESP*

Uma outra linha de trabalho estabelece que para obter um comportamento altamente robusto do sistema de excitação, o *RAT* e o *ESP* devem ser ajustados simultaneamente; isto é, para que o sistema de excitação, pertencente a cada gerador do sistema se mantenha estável frente a grandes variações com relação à operação inicial, tanto os reguladores de tensão quanto os estabilizadores devem ser sintonizados conjuntamente e não de forma independente.

Nesse sentido, destacam-se três linhas de trabalho para ajuste robusto e coordenado de *RAT* e de *ESP*: a) técnicas de *Controle Ótimo*; b) *Algoritmos Genéticos*; c) *Lógica Difusa*.

Em (HENICHE, 1995) e (BOURLÈS, 1998) é descrita detalhadamente uma metodologia para projeto robusto de *RAT* + *ESP* coordenados. O objetivo foi o desenvolvimento de um controlador cujos parâmetros sejam insensíveis às incertezas nos diferentes cenários do *SEP* sob análise, permitindo assim que o sistema fique estável frente a qualquer variação do ponto de operação.

O controlador desenvolvido foi denominado “*Desensitized Four Loops Regulator*” (*DFLR*), um novo tipo de modelo de sistema de excitação proposto recentemente e instalado nas máquinas de geração na França (HENICHE, 1995).

O controlador está formado por quatro ramais: três desses servem para realimentar sinais provenientes do sistema de potência e o ramal restante, no qual foi adicionado um integrador, serve para comparar a tensão terminal do gerador com uma tensão de referência, em cada um dos quais existe um amplificador (ganho).

No ramal que realimenta a tensão terminal do gerador foi adicionado um integrador. Este modelo de Sistema de Excitação executa conjuntamente as funções de regulação da tensão (estabilidade transitória) e estabilização (amortecimento das oscilações eletromecânicas) (BOURLÈS, 1998).

Os quatro sinais de entrada no controlador são: a potência ativa de geração (P), a velocidade angular do rotor (ω), a tensão terminal do gerador (V), e o erro entre a tensão de referência e a tensão terminal da máquina ($e = V_{REF} - V$). O ramal correspondente aos dois primeiros sinais de entrada constitui o estabilizador, e o ramal associado aos sinais restantes corresponde ao regulador de tensão.

O correspondente modelo *DFLR* é formado por quatro ganhos que amplificam os quatro sinais provenientes do sistema. Portanto, a metodologia de ajuste desenvolvida em (BOURLÈS, 1998) tem como objetivo encontrar valores ótimos para cada um desses ganhos, de tal forma a satisfazer uma condição de boa regulação de tensão em regime e altos níveis de amortecimento das oscilações eletromecânicas, considerando qualquer variação do ponto de operação do *SEP* em estudo.

Dessa maneira, um determinado ponto de operação é definido através de valores numéricos específicos para a potência ativa, P^* , a tensão terminal, V^* , a potência reativa, q^* , e a reatância externa, X^* , de cada gerador do *SEP* correspondente.

Assim, Θ é o vetor que contém as magnitudes que definem ao ponto de operação do sistema; ou seja, $\Theta = [P^* \ V^* \ q^* \ X^*]^T$. A partir de Θ são determinadas as matrizes que representam o sistema linearizado em torno desse ponto de operação:

$$\dot{x} = A(\Theta) \cdot x + B(\Theta) \cdot u \quad (1.16)$$

onde $x(t) = [V \ P \ \omega \ e]^T$ e $u(t) = -K \cdot x(t)$ são, respectivamente, o vetor de estados e o sinal de controle que entra no sistema de excitação.

O processo de “*Desensibilidad*” (“*Desensitivity*”) consiste em minimizar um índice quadrático envolvendo $x(t) = x(t, \Theta)$, $u(t) = u(t, \Theta)$, e também as derivadas parciais $\xi(t) = \partial_{\Theta} x(t, \Theta)$, e $\mu(t) = \partial_{\Theta} u(t, \Theta)$; onde, $\xi(t)$ e $\mu(t)$ correspondem aos denominados índices de “*sensibilidad*” (BOURLÈS, 1998).

O índice quadrático a ser minimizado, através da técnica do *Controle Ótimo* via metodologia *LQ* (MOORE, 1989), é representado segundo a seguinte expressão matemática:

$$J_{\sigma} = \int_0^{\infty} \left[x(t)^T \cdot Q \cdot x(t) + |u(t)|^2 + \sigma^2 \cdot \left\{ \xi(t)^T \cdot Q \cdot \xi(t) + |\mu(t)|^2 \right\} \right] \cdot dt \quad (1.17)$$

onde σ^2 corresponde à variância de Θ .

Cada um dos termos na equação (1.17) está dado nos seus valores nominais; ou seja, os valores de regime antes de qualquer pequena variação das magnitudes que definem uma determinada condição de operação. A matriz Q corresponde a uma matriz *Hermitiana* definida positiva ou uma matriz real simétrica pré-estabelecida.

A minimização das *sensibilidades*, através da metodologia descrita na expressão (1.17), assegura que apesar de qualquer variação no ponto de operação inicial, poderá ser encontrada uma outra condição de estabilidade com os valores dos ganhos do controlador que o procedimento de ajuste forneceu, desde que a matriz $A(\Theta) - B(\Theta) \cdot K$ seja estável, conforme deduzido a partir de (1.16) e da lei de controle para $u(t)$, já descrito anteriormente.

Os ganhos do controlador *DFLR* são determinados, então, através da minimização do termo J_{σ} , utilizando a técnica *LQ* do *Controle Ótimo*. Uma vez ajustado, o *DFLR* pode ser posto, usando aproximações, numa estrutura clássica de *RAT* e *ESP* (por exemplo, a estrutura *IEEE STIA* e *PSSIA*) sem perda de robustez, conforme descrito em (BOURLÈS, 1998).

Uma outra alternativa de ajuste coordenado de *RAT* e de *ESP* utiliza *AG*, considerando múltiplas condições de operação, e a metodologia correspondente está bem descrita em (TITO, 1999). Como sistema de teste, foi utilizado o sistema: *Máquina* conectado a uma *Barra Infinita*.

A técnica de ajuste robusto, baseado em *AG*, procura de forma coordenada os parâmetros ótimos possíveis para o *RAT*, para o *ESP* e para o *Limitador da Tensão Terminal (LTT)* da máquina síncrona em estudo.

Como primeiro passo, no processo de ajuste, o sistema de teste é linearizado determinando a matriz de estado de malha aberta, para cada ponto de operação. Porém, antes do ajuste de cada estabilizador é necessária a sintonização prévia dos parâmetros do *RAT* e do *LTT* de cada gerador. Mas, para o ajuste desses parâmetros deve-se executar uma simulação completa no tempo para obter uma curva temporal da tensão terminal com a finalidade de minimizar o erro de regulação da tensão terminal da máquina.

Portanto, existem claramente dois objetivos a serem otimizados para obter uma boa regulação de tensão no regime e um alto nível de amortecimento das oscilações eletromecânicas para diferentes cenários.

O primeiro desses objetivos provém da simulação no tempo do gerador, e o segundo está associado ao mínimo amortecimento do sistema, cujo cálculo realiza-se através da *Análise Modal*, considerando-se todas as condições de operação pré-estabelecidas. Dessa maneira, o problema de ajuste robusto e coordenado do *RAT*, do *ESP*, e do *LTT* pode ser posto na forma de um problema de otimização multi-objetivo onde se busca otimizar simultaneamente dois objetivos.

Em (TITO, 1999), para otimizar simultaneamente esses dois objetivos foi desenvolvido um *AG Multi-Objetivo (AGMO)*. O *AGMO* calcula primeiramente o valor numérico da primeira função objetivo, associado à inversa do máximo valor do erro quadrático da tensão terminal com relação à tensão de referência na entrada do *RAT*. Depois, a segunda função objetivo é calculada a partir do mínimo coeficiente de amortecimento proveniente da matriz de malha fechada, considerando todas as condições de operação pré-estabelecida conforme descrito em (1.4), tendo em conta os correspondentes parâmetros do *RAT* já definidos anteriormente.

Dessa maneira, a função de aptidão $F(\cdot)$ que o *AG* tentará otimizar é calculada através da seguinte expressão:

$$F_i = \frac{F_{1i}}{F_{1\max}} + \frac{F_{2i}}{F_{2\max}} \quad (1.18)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o número de *indivíduos* da população.

Na equação (1.18), $F_{1 \max}$ e $F_{2 \max}$ são, respectivamente, os valores máximos de F_1 e F_2 na geração (iteração) correspondente. F_1 é o valor da função objetivo associado ao erro na regulação da tensão terminal do gerador, e F_2 ao valor do coeficiente de amortecimento mínimo, considerando todos os pontos de operação, e tendo em conta os parâmetros do *RAT*, do *ESP* e do *LTT* fornecidos pelo *AG*.

Na mesma linha de trabalho, foi proposta em (EL-ZONKOLY, 2005) uma metodologia de ajuste simultâneo dos parâmetros dos estabilizadores, e também, do ganho de cada *RAT*, utilizando o *Enxame de Partículas*, pertencente a um determinado *SEP* sob estudo. Nesse trabalho a função objetivo a ser otimizada está expressa da seguinte maneira:

$$CDI = \sum_{j=1}^m \left\{ \sum_{i=1}^n (1 - \zeta_i) \right\}_j \quad (1.19)$$

onde m corresponde à quantidade de condições de operação consideradas, e n está associada à dimensão da matriz de malha fechada do *SEP* em estudo.

A função objetivo, denominada *CDI* (*Comprehensive Damping Index*), compara com a unidade os coeficientes de amortecimentos calculados a partir da matriz de malha fechada associada a um determinado ponto de operação j , tal que $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ sendo m o número de condições de operação considerado. Nesse caso, a unidade representa, na equação (1.19), o máximo valor que o coeficiente de amortecimento pode adquirir.

Dessa forma, nesse trabalho o objetivo é minimizar a função objetivo (1.19). No processo de otimização (ajuste) dos parâmetros dos estabilizadores e ganho dos *RAT* são utilizadas as regras descritas em (1.13), para a busca da solução ótima usando *Enxame de Partículas*.

Os parâmetros a serem ajustados são: a) o ganho do *RAT*, K_A , de cada gerador; b) o ganho do estabilizador, K_{ESP} , e as constantes de tempo T_1 e T_2 do bloco de compensação de fase do *ESP*; c) a constante de tempo do bloco *Washout*, T_w .

O primeiro passo na metodologia de ajuste proposta, corresponde à linearização do *SEP* em estudo para cada ponto de operação considerado. Assim, o ajuste feito considerando uma lista de pontos de operação determina a robustez da metodologia.

Em (MARINHO, 1998) foi desenvolvido um controlador “*Fuzzy*”, baseado na *Lógica Difusa*, capaz de realizar de forma coordenada as funções de regulação e estabilização suplementar das oscilações eletromecânicas. O controlador “*Fuzzy*” proposto apresenta características de um controle adaptativo tipo “*Gain–Scheduling*”.

A lei de controle é baseada em regras de inferência “*Fuzzy*”. O objetivo é que essas regras se adequem a possíveis deslocamentos do ponto original de operação com características relativas para casos de pequenos e grandes distúrbios que acontecem comumente nos sistemas de potência.

Primeiramente, é descrita a obtenção do controlador a partir de um sistema *Máquina* conectada a uma *Barra Infinita*. Essa mesma metodologia é aplicada, depois, para a obtenção de um controlador “*Fuzzy*” para cada gerador de um determinado sistema multimáquina.

O vetor de entradas ao controlador “*Fuzzy*” proposto está composto por cinco variáveis: desvios em relação à tensão de referência ($\Delta V_c = V_c - V_{REF}$), desvios da velocidade angular ($\Delta\omega$), e desvios da potência ativa de geração (ΔP_e) bem como as medições instantâneas de P_e e de Q_e (potência ativa e reativa de geração, respectivamente). As três primeiras variáveis são as variáveis de realimentação e as duas últimas correspondem às variáveis de gerenciamento. O sinal de saída do controlador é o desvio na tensão aplicada à excitatriz.

Na metodologia para o ajuste do controlador “*Fuzzy*”, em primeiro lugar, o sistema de potência é linearizado num ponto de operação. Utilizando uma matriz de similaridade apropriada, o sistema linearizado é reduzido para as três variáveis mensuráveis: ΔP_e , $\Delta\omega$, e ΔV_c . Depois disso, a síntese *LQR* é aplicada sobre a forma reduzida da equação matricial de estado considerando diversas condições de operação, definidas pelas variáveis de gerenciamento P_e e Q_e .

Essas variáveis foram particionadas em três conjuntos “*Fuzzy*”, cada um deles associado ao nível de carregamento dos sistemas de potência. Com esses três conjuntos são definidos nove regiões “*Fuzzy*” no espaço das variáveis de entrada. Cada região corresponde ao sinal de entrada no sistema de excitação.

A técnica desenvolvida para o sistema formado por uma *Máquina* conectada a uma *Barra Infinita* serve também para um sistema multimáquina. Para a implementação num sistema multimáquina são determinados, a partir do fator de participação, quais máquinas têm maior participação em determinados modos eletromecânicos.

Dessa maneira, são selecionados os geradores cujos modos eletromecânicos estão associados a coeficientes de amortecimentos menores do que 5%. Depois disso, para cada um desses geradores é montado um sistema equivalente formado por uma *Máquina* conectado a uma *Barra Infinita*. Sobre esse sistema equivalente, determinado para cada gerador, é aplicada a metodologia de ajuste do controlador “*Fuzzy*” descrito em (MARINHO, 1998).

Existem ainda mais trabalhos associados ao *Problema de Ajuste Coordenado de Controladores* de sistemas de potência, utilizando técnicas da *Análise Linear* ou técnicas metaheurísticas, desenvolvidas recentemente. Porém, todos os trabalhos aqui descritos são praticamente representativos de todos os desenvolvimentos feitos nessa linha, e serviram de base para as implementações feitas no presente trabalho.

1.3 Objetivos

Os objetivos que nortearam o presente trabalho, considerando as principais implementações desenvolvidas na literatura para projeto coordenado de estabilizadores e ajuste robusto e simultâneo de reguladores e estabilizadores, são os seguintes:

- Desenvolver um algoritmo que realize automaticamente o ajuste simultâneo e robusto de reguladores de tensão e estabilizadores das máquinas de geração pertencentes a um determinado Sistema Elétrico de Potência, considerando diversos cenários críticos de operação;
- Utilizar técnicas metaheurísticas, como os *Algoritmos Genéticos* e o *Enxame de Partículas* para o ajuste dos parâmetros do *RAT* e projeto robusto de estabilizadores, transformando eficientemente o ajuste coordenado desses controladores como um problema de otimização multi-objetivo;

- Combinar a técnica com uma metodologia determinística de ajuste de *ESP* de tal forma que a metodologia desenvolvida, baseada em metaheurísticas, comece a partir de uma primeira alternativa de projeto de estabilizadores, acelerando a convergência para boas soluções;
- Aplicar o algoritmo de ajuste coordenado desenvolvido sobre diversos *SEP* considerados de pequeno e médio porte, e conferir finalmente a eficiência da metodologia aplicando-a sobre um sistema de potência de grande porte.

1.4 Estrutura da Tese

O presente trabalho foi organizado nos seguintes capítulos descritos a seguir:

CAPÍTULO 2: SISTEMAS DE EXCITAÇÃO. Além de apresentar os seus principais componentes, é descrito o tipo de *RAT* e o modelo de *ESP* para cada um dos geradores do Sistema Elétrico de Potência (*SEP*) sob análise. Também são dados os critérios, que devem ser levados em conta, para o ajuste dos parâmetros dos reguladores e dos estabilizadores bem como os valores limites dos índices a serem considerados na sintonização desses controladores.

CAPÍTULO 3: ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS A PROBLEMAS MULTI-OBJETIVOS. É dada, em primeiro lugar, uma breve descrição dos Algoritmos Genéticos. Depois disso, é apresentada em forma matemática a característica principal de um Problema Multi-Objetivo (*PMO*), e as maneiras como o Algoritmo Genético (*AG*) pode ser adaptado para a otimização desse tipo de problema. Neste Capítulo, também, é apresentada uma nova abordagem na adaptação do *AG* para otimização simultânea de múltiplos objetivos com base nas *Regras de Dominância e Otimalidade de Pareto*.

CAPÍTULO 4: ENXAME DE PARTÍCULAS APLICADO A PROBLEMAS MULTI-OBJETIVOS. Neste capítulo será descrito o algoritmo de *Particle Swarm Optimization (PSO)*. Depois, são apresentadas as maneiras como o *PSO* pode otimizar Problemas Multi-Objetivos, entre elas também será descrito o *PSO* baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*.

CAPÍTULO 5: METODOLOGIAS PROPOSTAS PARA AJUSTE COORDENADO DE CONTROLADORES. Primeiramente, será apresentada uma formulação matemática do *Problema de Ajuste Coordenado de Controladores* de um determinado *SEP*. Depois será descrita a metodologia de otimização associada ao ajuste dos parâmetros do *RAT* de cada gerador implementada no presente trabalho.

Em seguida, serão descritas as metodologias de ajuste coordenado implementadas (utilizando técnicas metaheurísticas tais como o *AG* e o *PSO*), baseadas na otimização multi-objetivo de funções matemáticas associadas ao ajuste coordenado de controladores.

As funções objetivo, que as metodologias propostas buscam otimizar simultaneamente estão associadas à inversa da área integral calculada através da simulação da *máquina + barra infinita* construída para cada gerador do *SEP* em estudo, e ao mínimo coeficiente de amortecimento considerando todas as condições de operação pré-estabelecida. Também será descrita a *Plataforma Computacional* utilizada para desenvolver os algoritmos de ajuste coordenado.

CAPÍTULO 6: RESULTADOS EXPERIMENTAIS. Primeiramente, serão mostrados numa tabela os parâmetros utilizados tanto no *AG* quanto no *PSO*, descrevendo também os valores limites fixados para os parâmetros dos controladores. Neste Capítulo é apresentada uma descrição dos sistemas de potência utilizados como teste, bem como uma lista de condições de operação consideradas para cada um desses sistemas. Depois disso, são apresentados e analisados os resultados fornecidos através dos ajustes do *RAT* e do *ESP* através dos quatro algoritmos desenvolvidos, usando: *AG Multi-Objetivo Padrão*, *AG Multi-Objetivo baseado nas Regras de Dominância de Pareto*, *PSO Multi-Objetivo baseado na soma ponderada de objetivos*, e o *PSO Multi-Objetivo baseado nas Regras de Dominância de Pareto*.

CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS. São apresentadas as conclusões do presente trabalho; e depois, em função das implementações desenvolvidas e dos resultados obtidos até agora, são descritas atividades futuras que podem ser realizadas para dar continuidade ao trabalho até aqui realizado.

CAPÍTULO 2

Sistemas de Excitação

2.1 Considerações Gerais

A função básica de um sistema de excitação é alimentar com corrente contínua o enrolamento de campo. Além disso, o sistema de excitação deve desempenhar funções de controle e proteção essenciais para o desempenho eficiente do sistema de potência através do controle da tensão de campo. As funções de controle incluem o controle da tensão e o fluxo de potência reativa, bem como a melhoria dos níveis de estabilidade do sistema quando submetido a pequenas perturbações e transitórios pós-distúrbio. As funções de proteção asseguram que os limites de capacidade da máquina síncrona, do sistema de excitação correspondente, e outros equipamentos não sejam excedidos.

Atualmente, o sistema de excitação tem importância considerável na estabilidade dos sistemas de potência. Assim, ele deve ser capaz de responder rapidamente a perturbações na tensão terminal do gerador, e modular a tensão de campo para amortecer as oscilações eletromecânicas existentes.

Porém, uma variação instantânea na corrente e no fluxo magnético do campo não é possível devido à natural constante de tempo do enrolamento de campo (T'_{d0}) o qual introduz um atraso associado à variação no *Torque Elétrico* devido a uma variação no ângulo da máquina constituindo-se no ponto chave para o problema de estabilidade e controle do sistema de excitação dos geradores síncronos (DEMELLO, 1969).

Dessa maneira, atualmente os sistemas de excitação operam combinando uma regulação de tensão com alta resposta inicial e a adição efetiva de sinais estabilizadores. Além da tensão terminal, os sinais normalmente utilizados no controle da excitação são: a velocidade angular, a frequência, a potência elétrica, entre outros.

2.2 Elementos de Um Sistema de Excitação

A **Figura 2.1** apresenta um diagrama de bloco de um típico Sistema de Controle da Excitação para um grande gerador síncrono (KUNDUR, 1993).

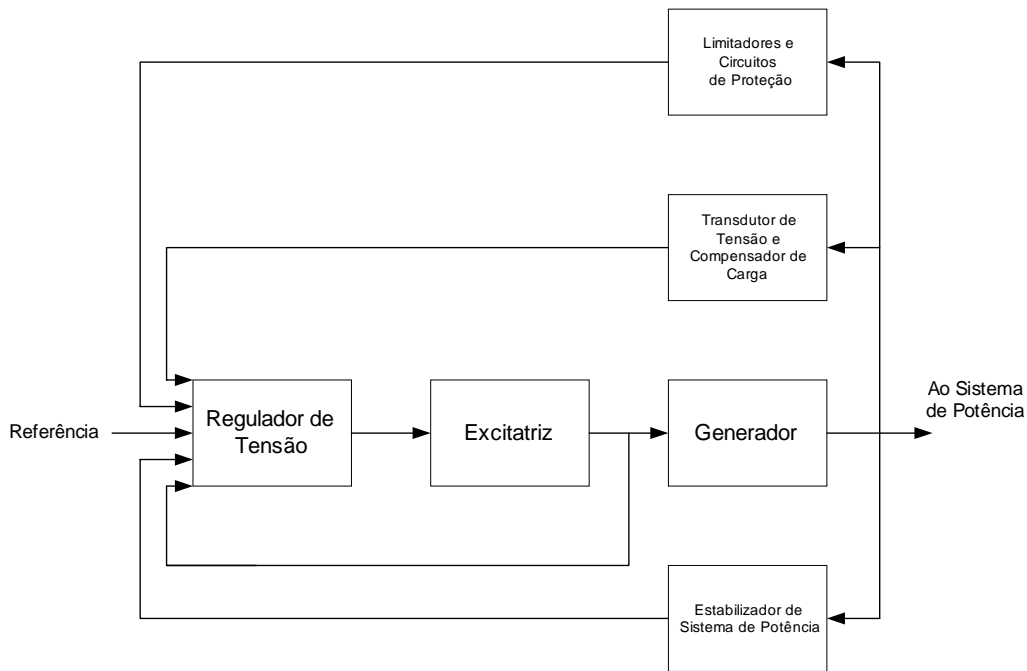


Figura 2.1: Diagrama de Bloco funcional de um Sistema de Controle da Excitação.

A seguir será dada uma descrição dos vários subsistemas representados no *Sistema de Controle da Excitação*, apresentados na **Figura 2.1**:

1. Excitatriz. Alimenta com tensão contínua o enrolamento de campo do gerador síncrono, constituindo o estágio de potência do sistema de excitação;
2. Regulador de Tensão. Processa e amplifica os sinais de entrada para uma forma e níveis apropriados para controle da excitatriz. Isto inclui tanto a regulação propriamente dita como a função de estabilização do sistema de excitação, que pode ser feita através de uma realimentação taquimétrica ou compensação *Avanço–Atraso*.

3. *Transdutor de Tensão e Compensador de Carga*. Mede a tensão terminal do gerador, retifica e filtra o seu valor para níveis aceitáveis de corrente contínua (CC), e o compara com uma tensão de referência que representa a tensão terminal desejada. Se for preciso, ao sistema de excitação pode ser adicionado um compensador de carga através do qual se mantém constante a tensão em algum ponto eletricamente afastado do gerador.
4. *Estabilizador de Sistema de Potência*. Provê um sinal de entrada adicional ao regulador de tensão para amortecer as oscilações eletromecânicas.
5. *Limitadores e Circuitos de Proteção*. Incluem uma ampla variedade de funções de controle e proteção os quais garantem que os limites de capacidade do gerador síncrono e do seu correspondente sistema de excitação não sejam excedidos. Algumas dessas funções comumente utilizadas são: o *Limitador de Corrente de Campo*, *Limitador da Tensão Terminal*, entre outros. Por simplicidade, representados num único bloco, na **Figura 2.1**. Os dispositivos limitadores e circuitos de proteção são equipamentos diferentes e podem ser aplicados em diferentes pontos do sistema de excitação. Alguns desses dispositivos são normalmente ignorados nos estudos convencionais de estabilidade porque a sua atuação é lenta comparada com o exame de desempenho dinâmico (cujo horizonte de análise pode ser até dez segundos aproximadamente).

2.3 Modelagem do Sistema de Excitação

Existem diferentes tipos de sistemas de excitação projetados para resolver os problemas de resposta transitória pós-distúrbio das máquinas síncronas; e, desde os anos 60 têm sido aperfeiçoados através da utilização de novas tecnologias que surgiram como os *transistores* (de estado sólido) e circuitos integrados, obtendo assim reguladores de tensão com uma resposta cada vez mais rápida após a ocorrência de uma perturbação e melhor perfil de tensão no regime permanente. Em (KUNDUR, 1993), são descritos os modelos de sistemas de excitação que vêm sendo utilizados atualmente.

Dentre esses modelos, foi utilizado no presente trabalho o modelo *ST1A*, descrito detalhadamente também em (IEEE Tutorial, 1980), correspondente a um sistema de excitação com fonte de tensão a retificador controlado e cujo diagrama de blocos é apresentado na **Figura 2.2**.

As constantes de tempo inerentes a este sistema de excitação são muito pequenas, permitindo assim uma resposta quase instantânea e alta rapidez de recuperação da tensão de regime nos enrolamentos de campo do gerador. O modelo mostrado na **Figura 2.2** é suficientemente versátil para representar diagramas de blocos mais simplificados atendendo ao objetivo e o nível de detalhamento requerido nos estudos de estabilidade e análise de desempenho.

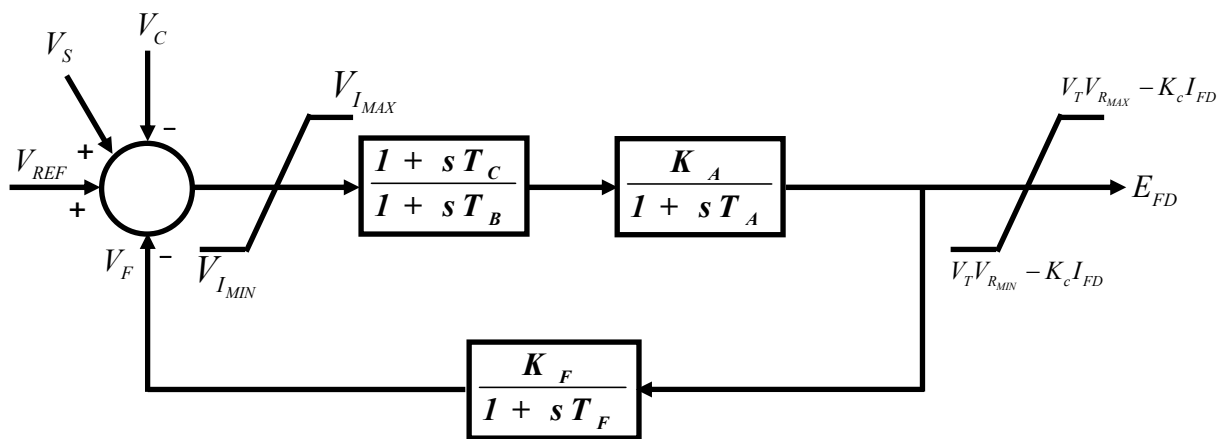


Figura 2.2: Diagrama de Blocos simplificado do Sistema de Excitação tipo *ST1A*.

No modelo apresentado, o ganho de tensão e a constante de tempo do regulador, correspondente à atuação do sistema de excitação, são representados por K_A e T_A , respectivamente.

A representação da redução do ganho no regime transitório está dada pelas constantes de tempo T_B e T_C (em cujo caso K_F é normalmente igualado a zero) ou através de um bloco de realimentação, definido através dos parâmetros K_F e T_F .

Os sinais de entrada no modelo *ST1A* são descritos a seguir:

- Tensão de Referência (V_{REF}), que corresponde ao valor desejado da tensão nos terminais do gerador (em p.u.);

- Sinal de realimentação (V_F), proveniente do bloco de realimentação do sistema de excitação;
- Tensão de controle (V_C), correspondente ao valor final da tensão proveniente dos terminais do gerador e modificada no compensador de carga e no transdutor. No presente trabalho, não é considerado o compensador de carga nem o dispositivo transdutor; portanto, $V_C = V_T$, isto é, a tensão terminal medida nos terminais do gerador corresponde ao sinal de entrada nos modelos de sistemas de excitação representado;
- Sinal de estabilização adicional (V_S), proveniente do Estabilizador de Sistema de Potência utilizado para amortecer as possíveis oscilações eletromecânicas.

Neste trabalho, foram utilizados dois modelos de Reguladores Automáticos de Tensão (*RAT*) derivados diretamente do *ST1A*. O primeiro modelo simplificado é apresentado na **Figura 2.3**:

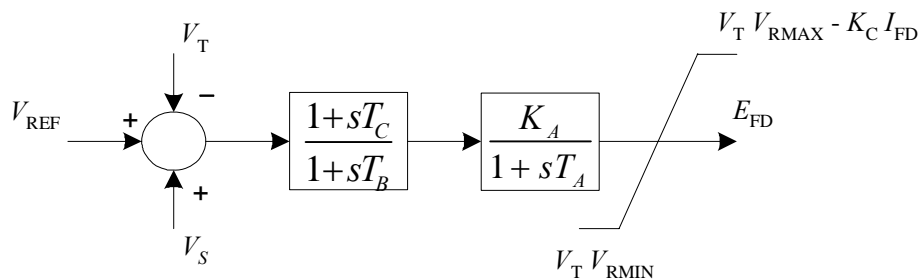


Figura 2.3: Regulador de Tensão *ST1A* simplificado.

onde $T_C = T_B = 1$; portanto, o ganho do regulador de tensão é constante tanto no regime transitório quanto no regime permanente, e não têm ramal de realimentação ($K_F = 0$) (IEEE Standard, 1992).

O segundo modelo simplificado do *RAT* do tipo *ST1A* contém um ramal de realimentação para forçar ainda mais a estabilização no regime transitório, conforme descrito na **Figura 2.4**:

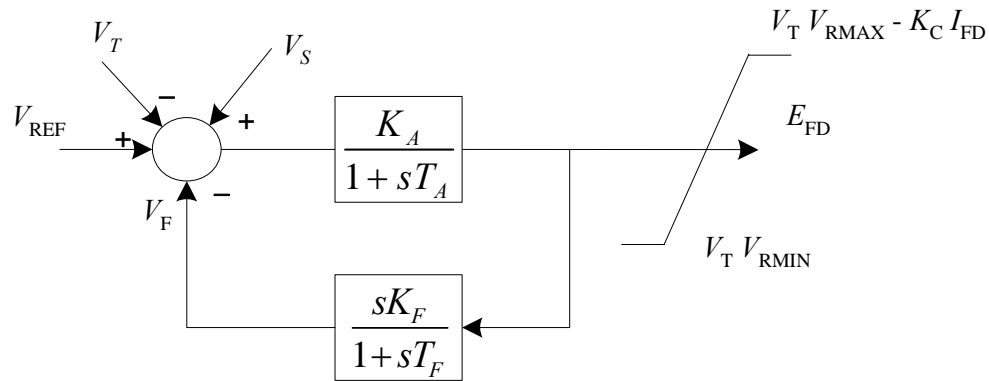


Figura 2.4: Regulador de Tensão *ST1A* com Realimentação.

Como pode ser observado na **Figura 2.3** e na **Figura 2.4**, o sistema de excitação está principalmente representado pelo ganho do amplificador no regulador de tensão, K_A , e a constante de tempo de atuação do regulador, T_A .

2.4 Modelagem do Estabilizador de Sistemas de Potência

O Estabilizador de Sistema de Potência (*ESP*) corresponde a um dispositivo ou grupo de dispositivos que fornece um sinal adicional ao *RAT* que irá amortecer as oscilações de um determinado *SEP* em estudo.

Na **Figura 2.5** apresenta-se um modelo geral que representa um determinado *ESP* (IEEE Tutorial, 1980). Nesse modelo, os sinais de entrada mais comumente utilizados no *ESP* (representado através de S_{INPUT}), correspondem à frequência, à velocidade angular do rotor, e à potência acelerante. O primeiro bloco representado na **Figura 2.5**, imediatamente à entrada do sinal S_{INPUT} , corresponde à representação de um filtro de alta frequência.

O filtro de alta frequência permite a representação de filtros torsionais. Estes filtros são utilizados para suprimir oscilações torsionais instáveis, através do *ESP*, ou simplesmente para filtrar os ruídos torsionais causados por acelerações na velocidade do rotor, principalmente quando se utiliza velocidade angular mecânica como sinal de entrada em unidades de geração termoeletrônicas. Nas unidades hidráulicas, porém, o efeito da contribuição de fase nas frequências eletromecânicas destes filtros é menos pronunciado, podendo o bloco ser ignorado (ROGERS, 2000).

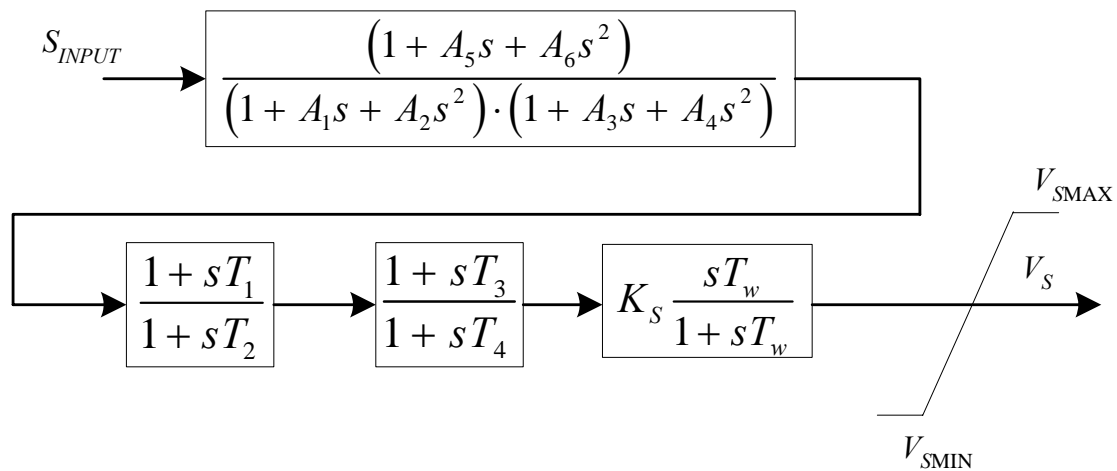


Figura 2.5: Modelo Geral do Estabilizador de Sistema de Potência.

A compensação de fase é feita com os dois blocos *Avanço–Atraso* em série, através do ajuste dos parâmetros T_1 até T_4 , fornecendo o necessário avanço de fase para o modo eletromecânico, na frequência de interesse. A maioria dos *ESP* utilizam dois blocos de compensação de fase (blocos *Avanço–Atraso*); porém, em alguns casos, são necessários três blocos *Avanço–Atraso* em série para obter um avanço maior na fase (IEEE Tutorial, 1980).

O ganho do estabilizador K_S , incorporado no bloco *Washout*, determina a quantidade de amortecimento introduzida pelo estabilizador. O ganho K_S é ajustado tendo em conta restrições econômicas e operacionais.

O bloco *Washout* apresentado no modelo da **Figura 2.5** corresponde a um filtro *passa–alta* com uma constante de tempo cujo valor está na faixa de 2 – 20 segundos evitando que componentes contínuos no sinal de entrada provoquem desvios na tensão terminal (IEEE Tutorial, 1980).

Porém, o diagrama de blocos do *ESP* que será utilizado no presente trabalho, derivado a partir do modelo anterior, corresponde a:

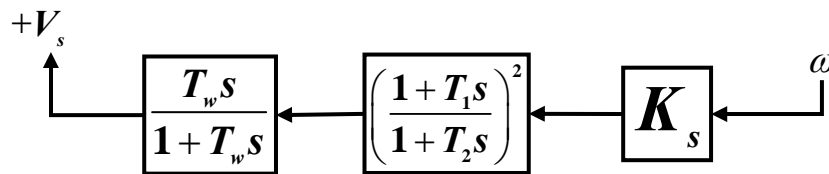


Figura 2.6: Modelo do *ESP* utilizado neste trabalho.

O sinal de entrada no *ESP* corresponde à velocidade angular, ω , do rotor do gerador ($S_{INPUT} = \omega$). O filtro de alta frequência não foi considerado no presente trabalho. Os dois blocos de compensação de fase tornam-se iguais; isto é, $T_1 = T_3$ e $T_2 = T_4$. Os valores numéricos correspondentes a cada uma dessas constantes de tempo são calculados da seguinte maneira:

$$\left. \begin{aligned} T_1 &= \frac{\sqrt{\alpha_j}}{\omega_j} \\ T_2 &= \frac{1}{\omega_j \cdot \sqrt{\alpha_j}} \end{aligned} \right\} \quad (2.1)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, p\}$, sendo p o número de estabilizadores a serem ajustados.

Portanto, os parâmetros a serem ajustados são às variáveis α_j , relação entre a constante de tempo do numerador e a constante de tempo do denominador; e ω_j , frequência angular do modo eletromecânico de interesse. A outra variável a ser ajustada corresponde ao ganho K_S do *ESP*.

2.5 Ajuste de Controladores de Sistemas de Potência

Nesta seção serão apresentadas as considerações necessárias e técnicas disponíveis para o ajuste dos *RAT* bem como as metodologias utilizadas no projeto de estabilizadores de sistemas de potência das máquinas síncronas.

2.5.1. Projeto de Reguladores Automáticos de Tensão

O ajuste do *RAT* correspondente a um determinado gerador deve satisfazer a três requisitos de desempenho:

- Regulação da tensão terminal, no gerador, em regime permanente;
- Resposta em regime transitório para grandes distúrbios;
- Resposta em regime transitório para pequenas perturbações.

Dessa maneira, considerando que os três itens mencionados devem ser satisfeitos simultaneamente na sintonização final dos *RAT* eles constituem um compromisso entre alta resposta inicial e boa regulação de tensão em regime permanente (IEEE Tutorial, 1980).

2.5.1.1. Regulação em Regime Permanente

Uma das funções do *RAT* é manter a tensão terminal do gerador num valor pré-estabelecido, mesmo quando se produzam variações na tensão de campo do gerador devido a deslocamentos do ponto de operação do sistema. Para o *RAT* de primeira ordem, apresentado na **Figura 2.3**, um alto valor no ganho do amplificador do *RAT* consegue uma rápida resposta aos deslocamentos do ponto de operação da máquina; entretanto, para o modelo de *RAT* de primeira ordem, descrito na **Figura 2.4**, aquela rapidez na correção dos desvios de tensão transitória é devida também ao bloco de realimentação.

Se K_A (ganho do amplificador do *RAT*) é expressa em p.u., desconsiderando os efeitos de saturação da máquina, o erro de tensão de regime permanente é aproximadamente $\frac{1}{K_A}$. Dessa maneira, em (DEMELLO, 1969), para obter uma boa

regulação de tensão é sugerido estimar o valor do ganho do regulador fazendo

$$K_A = \frac{T'_{d0}}{2 \cdot T_A} \text{ fornecendo valores que se encontram na faixa de 200 e 400 p.u.}$$

2.5.1.2. Desempenho para Grandes Distúrbios

As contingências consideradas como grandes perturbações correspondem aos curtos circuitos em linhas de transmissão, que podem ser de diferentes tipos: a) fase – neutro, b) bifásico, e c) trifásico. Também são considerados como grandes distúrbios as saídas de operação de linhas de transmissão importantes e grandes transformadores de potência (KUNDUR, 1993).

Em tais condições, as variações dos sinais associadas aos dispositivos de controle de cada gerador são suficientemente grandes tal que se houver não-linearidades presentes elas devem ser representados na simulação, visando uma modelagem mais realista do dispositivo, para a análise e estudo da estabilidade. No caso dos sistemas de excitação bem ajustados, operando nessas condições de máxima solicitação, facilmente podem estar fornecendo valores limites de tensão de campo.

Como um critério prático recomendado (IEEE Tutorial, 1980), para que o *RAT* tenha um desempenho satisfatório para grandes perturbações, o ganho transitório (K'_{REG}) deve ser ajustado de tal forma a obter uma redução de 10 % na tensão terminal para o máximo valor positivo da tensão de campo. Dessa maneira, o valor aproximado do ganho transitório oscila entre 25 e 50 p.u.

Para o modelo do *RAT* apresentado na **Figura 2.3**, para o qual $K'_{REG} = K_A$, o valor do ganho é um compromisso entre regime permanente e regime transitório. Porém, para o modelo do *RAT* da **Figura 2.4**, o valor de K'_{REG} depende do valor do ganho K_F , do bloco de realimentação, através da seguinte expressão: $K'_{REG} = \frac{1}{K_F}$; para um valor do ganho do regulador, K_A , relativamente alto (≥ 100 p.u.).

Conforme descrito em (IEEE Tutorial, 1980), o valor de K_F que satisfaz o conjunto de valores aceitáveis para ganho transitório oscila tipicamente entre 0,02 até 0,06 p.u. O valor da constante de tempo, T_F , determina a frequência de transição no qual o valor K_A cai para o valor do ganho transitório, K'_{REG} . O valor de T_F é mantido normalmente em 1 segundo.

2.5.1.3. Desempenho para Grandes Distúrbios

Pequenos distúrbios acontecem continuamente no sistema devido a pequenas variações no nível de carregamento e na geração. Para esses distúrbios a operação do sistema pode ser considerada linear; e, portanto, é possível linearizar as equações matemáticas que modelam o comportamento dinâmico do sistema num ponto de operação.

Da mesma forma, o desempenho do sistema de excitação para pequenas perturbações pode ser analisado via resposta transitória (simulação no tempo), resposta em frequência (em termos de ganho e fase no diagrama de *Bode*), e *Análise Modal* (via cálculo de autovalores), posto que os sinais do sistema de excitação são pequenos o suficiente para que o sistema possa ser linearizado.

A **Figura 2.7** mostra uma resposta transitória típica de um sistema com realimentação submetida a uma pequena variação em degrau no sinal de entrada (IEEE Guide, 1990):

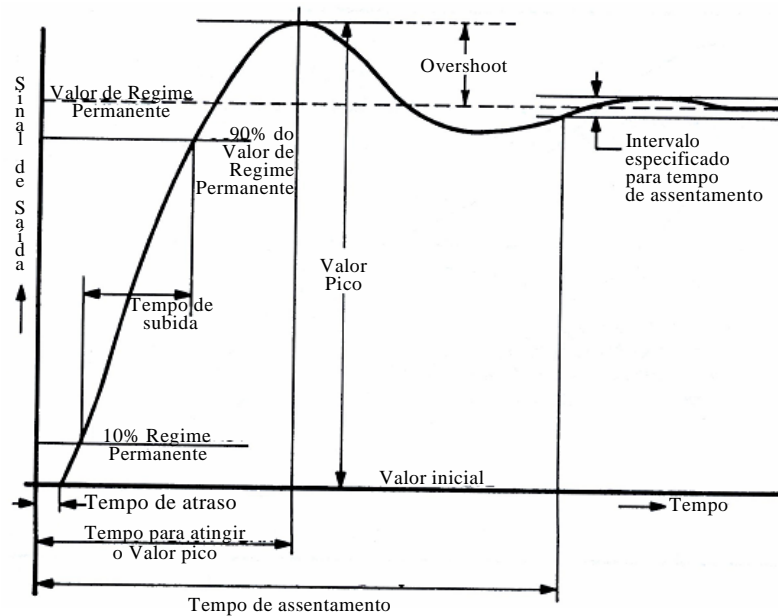


Figura 2.7: Resposta Transitória típica de um Sistema com realimentação.

Os índices que medem a qualidade do ajuste dos parâmetros do *RAT* são: o tempo de subida (t_r), o *overshoot*, e o tempo de adequação (t_s). O objetivo no ajuste dos parâmetros do *RAT*, utilizando esta metodologia, corresponde à minimização destes três índices.

Embora um valor alto para K_A , e um valor baixo para K_F (para modelos de *RAT* de primeira ordem com realimentação, conforme descrito na **Figura 2.4**), diminuirá o valor do tempo de subida, mas os valores para o *overshoot* e para o tempo de assentamento aumentam. Portanto, o ajuste do *RAT* torna-se um compromisso entre resposta rápida e resposta estável. Usualmente, considera-se aceitável valores de *overshoot* entre 5 e 15 % (IEEE Guide, 1990).

A **Figura 2.8** mostra um típico diagrama de *Bode* de um sistema de malha aberta; isto é, no caso de um determinado *SEP*, o sistema de excitação em série com o gerador e com a malha de realimentação aberta.

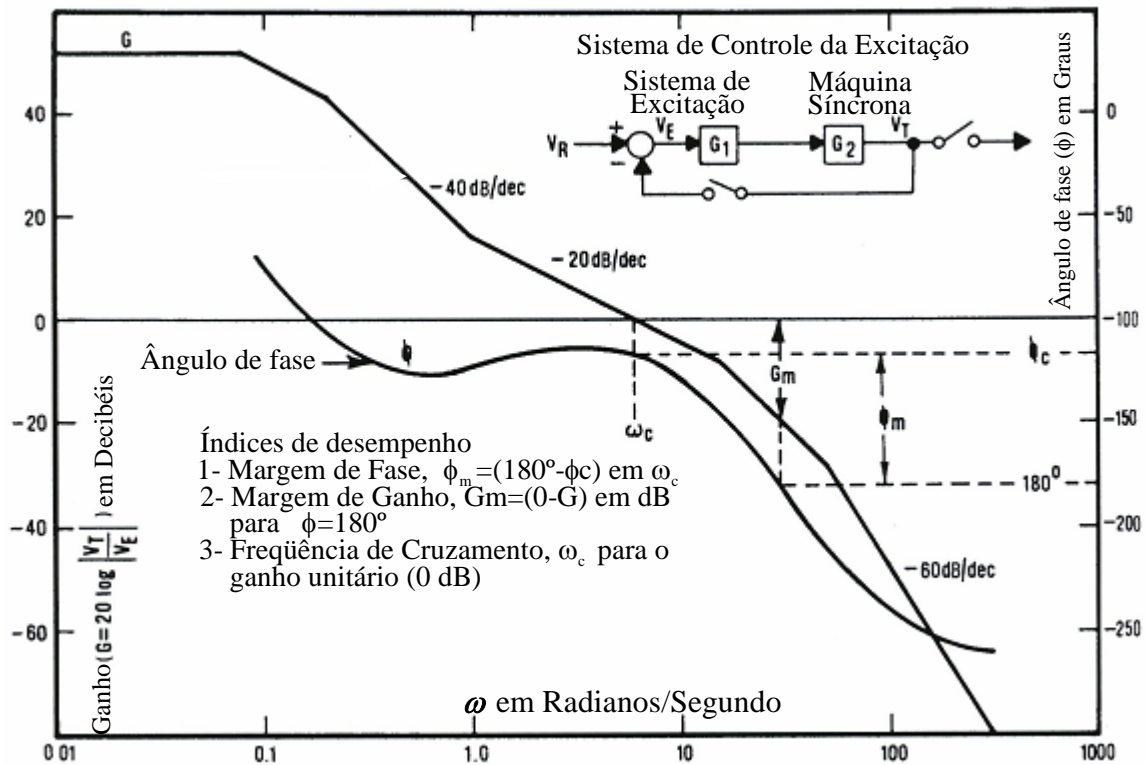


Figura 2.8: Diagrama de Bode típico de um sistema de malha aberta.

Os principais índices que determinam as características da resposta em frequência da Figura 2.8, para um determinado ajuste do RAT, são descritos a seguir:

1. Ganho de Frequência Baixa (G). Valores grandes neste índice fornecem uma melhor regulação da tensão em regime permanente;
2. Frequência de Cruzamento de Ganho (ω_c). Valores maiores indicam respostas mais rápidas;
3. Margem de Fase (ϕ_m). Valores maiores fornecem mais estabilidade (maior amortecimento pós-distúrbio);
4. Margem de Ganho (G_m): Valores maiores fornecem mais estabilidade (maior amortecimento pós-distúrbio).

Num processo de ajuste, quando é melhorado o valor de um índice os valores dos outros índices são piorados. Isso acontece também utilizando a metodologia da resposta em frequência descrita a partir de **Figura 2.8**, na qual, por exemplo, um aumento no valor do ganho, K_A , deslocará para acima tanto a curva de Bode para o ganho (dado em decibéis, dB) quanto a curva associada à fase; e com isso aumentará o valor de G e de ω_c , mas diminuirá o valor de ϕ_m e de G_m .

Portanto, uma margem de fase de 40° e uma margem de ganho igual a 6 dB são consideradas boas para obter um *RAT* que produza uma saída estável (amortecida) e não-oscilatória.

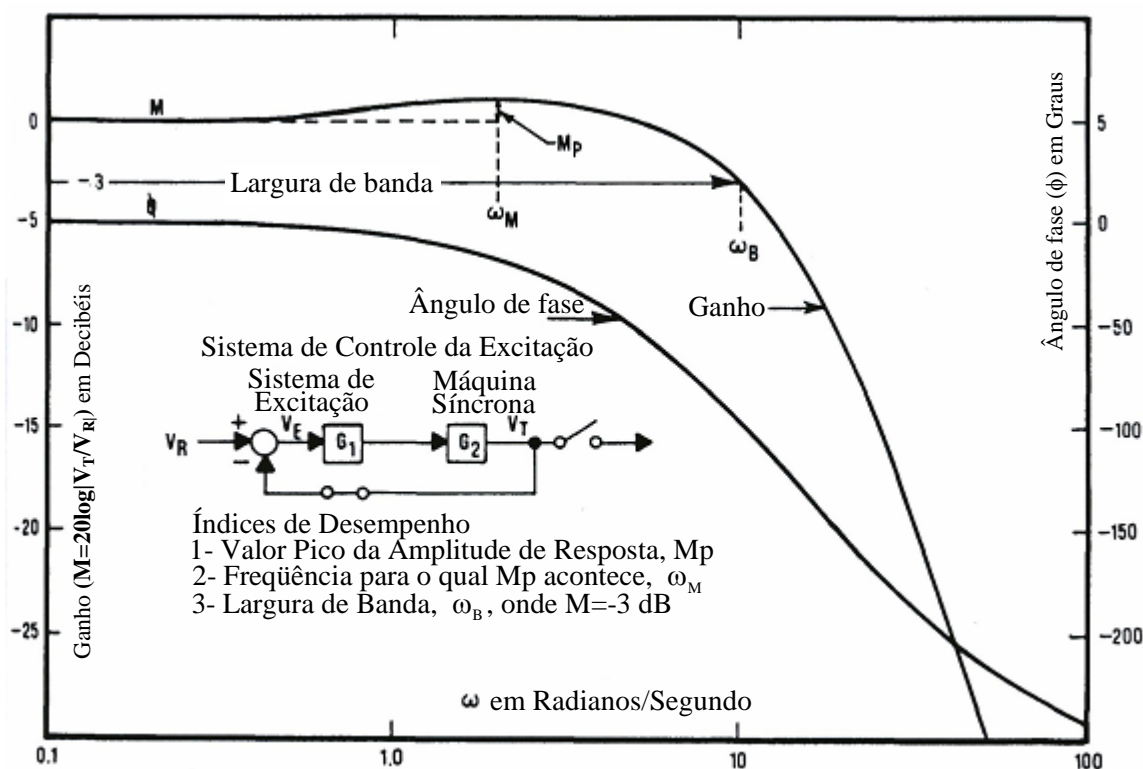


Figura 2.9: Diagrama de Bode típico de um sistema de malha fechada.

A **Figura 2.9** mostra uma típica resposta em frequência de um sistema de malha fechada. Neste caso a malha de realimentação está ligada. Portanto, a entrada do sinal no *RAT* corresponde ao erro de comparação entre a tensão de referência e a tensão terminal do gerador. Os índices de interesse para o ajuste e análise da estabilidade são:

1. Largura de Banda (ω_b). Valores maiores indicam respostas mais rápida;
2. Valor de Pico (M_p): Valores maiores indicam uma resposta mais oscilatória.

Um valor para M_p entre 1,1 e 1,5 dB é considerado um bom compromisso entre resposta rápida e oscilatória (IEEE Tutorial, 1980).

2.5.2. Ajuste do Estabilizador de Sistemas de Potência

Como já foi mencionada, a função básica do *ESP* é amortecer as oscilações eletromecânicas do rotor do gerador através do sistema de excitação usando sinais auxiliares de entrada. Assim, para fornecer esse amortecimento o *ESP* deve produzir uma componente do *Torque Elétrico* em fase com as variações da velocidade do rotor. O sinal mais natural para introduzir aquela componente do *Torque Elétrico* corresponde à velocidade angular do rotor, ω_r , conforme descrito em (MARTINS, 1989) e (KUNDUR, 1993).

Pode-se destacar duas metodologias tradicionais utilizadas com sucesso para ajuste dos estabilizadores: a) a metodologia via compensação de fase, como descrita em (DEMELLO, 1969); b) o ajuste baseado no *Controle Clássico* (IEEE Tutorial, 1980). O processo de ajuste de *ESP* deve ser feito depois de que os parâmetros do *RAT* estejam devidamente ajustados.

Na primeira metodologia, o ajuste é feito sequencialmente com aplicação recorrente de uma rede formada por um gerador em série com uma barra infinita, desprezando as interações dinâmicas com o resto das máquinas do sistema. É um método prático e, devido à facilidade de implementação, amplamente utilizado nas indústrias para amortecer as oscilações dos modos locais.

Embora a primeira metodologia forneça resultados satisfatórios, o problema de ajuste de *ESP* tem sido objeto de várias pesquisas para melhorá-la, como também para sistematizar a técnica e garantir o amortecimento de outros modos de oscilação (como por exemplo, os modos inter-área).

Nessa linha, o método baseado no *Lugar das Raízes* pretende deslocar os pólos associados com os modos de oscilação eletromecânica do *SEP* em malha aberta (cujas frequências tipicamente se encontram na faixa de 0.2 até 2 Hz inclusive), através da alocação conveniente dos pólos e zeros do estabilizador no plano complexo (IEEE Tutorial, 1980) e (OGATA, 2001).

O bloco *Avanço–Atraso* do estabilizador é definido através do cálculo do ângulo de partida (OGATA, 2001) do *Lugar das Raízes* do polinômio característico da função de transferência do *SEP* em malha aberta. O ângulo de partida determina a necessária compensação de fase que o bloco *ESP* deve fornecer ao sistema em malha fechada.

Na metodologia de ajuste utilizando o *Critério de Nyquist* é avaliada a estabilidade de um sistema de malha fechada através do gráfico da curva construída no plano complexo com a função de transferência do sistema em malha aberta. Segundo a metodologia baseada nesse critério, e aplicada ao ajuste de *ESP*, a qual está claramente descrita em (MARTINS, 1989) o primeiro passo é deduzir os parâmetros do bloco de compensação de fase (bloco *Avanço–Atraso*), na frequência do modo eletromecânico de interesse. Para essa frequência angular, é calculada a fase (em graus) da função de transferência em malha aberta do sistema (sistema de excitação em série com o modelo linearizado do *SEP* em estudo, sem estabilizador):

$$\phi_{max} = \tan^{-1} \left(\frac{\Delta\omega(s)}{\Delta V_{REF}(s)} \right)_{s=j\omega} \quad (2.2)$$

Assim sendo, a contribuição máxima de fase de cada bloco compensação do *ESP* é de 60°. Se o valor de ϕ_{max} , calculado conforme (2.2), excede esse valor então são ajustados mais blocos *Avanço–Atraso* tais que a soma das contribuições de fase de cada um deles seja igual a ϕ_{max} . Dessa maneira, os parâmetros de cada bloco de compensação são ajustados em função da contribuição de fase de cada bloco, como é descrita a seguir:

$$\phi_j = \sin^{-1} \left(\frac{a_j - 1}{a_j + 1} \right) \quad (2.3)$$

$$\omega = \frac{1}{T_j \cdot \sqrt{a_j}} \quad (2.4)$$

onde α_j corresponde à relação entre a constante de tempo do numerador e a constante de tempo do denominador do bloco de compensação de fase j , e a expressão matemática (2.4) permite o cálculo da constante de tempo do denominador, do bloco correspondente, para a frequência angular, ω , do modo eletromecânico de interesse.

Uma vez ajustados os parâmetros dos blocos de compensação do *ESP*, o passo a seguir consiste em definir o valor do ganho do estabilizador, K_S . O ganho do *ESP* determina a quantidade de amortecimento introduzida pelo estabilizador. Idealmente, o valor do ganho deve ser escolhido num valor correspondente ao máximo amortecimento. Neste estágio, uma técnica útil e prática para determinar aquele valor seria olhar o diagrama de *Lugar das Raízes* do polinômio característico da função de transferência com estabilizador incluído.

Entretanto, a escolha do ganho deve levar em conta outros fatores. Como mostrados em (LARSEN, 1981), e descrito para alguns exemplos em (MARTINS, 1989), uma das limitações do valor de K_S é o fato de que para valores cada vez maiores podem reduzir o amortecimento de outros modos de oscilação existentes, como os modos associados à excitatriz. Um outro fator é a excessiva amplificação de ruídos para valores elevados do ganho.

A escolha do ponto de operação, a partir do qual será ajustado o estabilizador, deve-se basear na condição mais crítica do sistema de potência. Tipicamente, sistemas de transmissão com alta impedância e alto carregamento requerem o maior esforço de estabilização no gerador, situação característica pós-distúrbio (IEEE Tutorial, 1980).

2.6 Ajuste Coordenado de Reguladores e Estabilizadores

No presente trabalho, será dada maior ênfase ao ajuste simultâneo dos parâmetros dos *RAT* e dos *ESP* associados a cada gerador de um sistema multi-máquina, considerando múltiplos pontos de operação. Dessa maneira, nesta seção serão apresentados os conceitos básicos para a implementação de uma metodologia de ajuste coordenado e robusto desses controladores.

Os grandes sistemas de potência possuem centenas de geradores e controladores, milhares de variáveis de estado e centenas de modos de oscilação eletromecânicas o que torna o *Problema de Ajuste Coordenado de Controladores*, de um determinado *SEP*, num problema extremamente difícil.

O primeiro passo, no ajuste desses controladores, consiste na sintonização dos parâmetros do *RAT* de cada gerador. O ajuste, como já fora descrito na subseção 2.5.1, é comumente feito no domínio do tempo, atendendo os requisitos de boa regulação de tensão no regime permanente e rápida atuação após um determinado distúrbio.

Na sintonização dos parâmetros de cada *RAT*, implementa-se com cada gerador um sistema formado por uma *Máquina* conectado a uma *Barra Infinita*. Imediatamente depois dessa montagem, aplica-se um degrau na referência do regulador, e passa-se a analisar a sua resposta.

A partir daí, o objetivo é que a resposta temporal de tensão do *RAT* forneça o mínimo erro possível quando comparado com a sua tensão de referência. Além disso, verifica-se também a resposta inicial, quer dizer, se o *RAT* atuou suficientemente rápido tal que a curva de resposta seja o mais próximo possível à trajetória em degrau da tensão de referência do regulador.

Uma vez sintonizados os parâmetros do *RAT* associado a cada gerador, usando a metodologia descrita anteriormente, passa-se para o ajuste dos parâmetros de cada *ESP* associado a cada gerador do sistema multimáquina sob estudo. Para isso, se obtém uma representação matemática de todo o sistema completo, considerando assim todos os componentes do sistema e as interações entre si, incluindo os reguladores previamente ajustados, com a finalidade de utilizar essa representação para a sintonização eficiente dos estabilizadores considerando uma ampla gama de possíveis cenários de operação do sistema.

O sistema de equações que modela um determinado *SEP* forma um conjunto de equações diferenciais e algébricas não-lineares, cuja expressão matemática compacta é dada pelas seguintes equações (KUNDUR, 1993):

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = f(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \mathbf{w}) \quad (2.5)$$

$$\mathbf{0} = g(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \mathbf{w}) \quad (2.6)$$

onde \mathbf{x} corresponde ao vetor de estados, \mathbf{y} corresponde às variáveis algébricas da rede (tensão, corrente, etc.), \mathbf{z} é o vetor associado às variáveis discretas do sistema (devida a dispositivos lógicos ou filtros), e \mathbf{w} refere-se à demanda como função do tempo.

O sistema de equações apresentado acima, serve para modelar as dinâmicas transitórias dos principais componentes eletromecânicos de um *SEP* (como as máquinas síncronas, e seus correspondentes reguladores de tensão, reguladores de velocidade, estabilizadores de potência entre outros). A equação (2.6) representa o balanço de corrente em todas as barras do sistema, incluindo a modelagem das cargas estáticas.

As dinâmicas mais importantes de médio e longo prazo podem ser representadas através de equações discretas (equações diferenças ao contrário de equações diferenciais). Nessas equações, o tempo tem comportamento discreto e capturam apropriadamente a atuação de dispositivos de controle e proteção que tem lugar em escalas de tempo muito lentas.

Portanto, essas equações não são consideradas no estudo e simulação do desempenho transitório do sistema (KUNDUR, 1993) e (CAUSARANO, 1997). Assim também, no presente trabalho, essas equações representando dispositivos de controle e proteção com atuação discreta não serão utilizadas.

Além disso, não será considerada a demanda como função do tempo porque a variação temporal delas acontece de uma maneira gradual e contínua (ou discreta) ao longo de um determinado evento de variação de carga. As cargas serão consideradas constantes em cada condição de operação. Dessa maneira, o conjunto de equações dinâmicas do *SEP*, descrito através das equações (2.5) e (2.6), pode ser reescrito da seguinte maneira simplificada:

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = f(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}, \mathbf{V}) \quad (2.7)$$

$$\mathbf{0} = g(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = g(\mathbf{x}, \mathbf{V}) \quad (2.8)$$

Sendo que a equação (2.8) pode ser re-escrita como uma expressão de balanceamento das correntes nodais na rede, da seguinte maneira:

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}, \mathbf{V}) = \mathbf{Y}_n \cdot \mathbf{V} \quad (2.9)$$

onde \mathbf{V} é um vetor cujas componentes são as tensões nodais da rede, \mathbf{I} é um vetor associado às injeções nodais de corrente, e \mathbf{Y}_n corresponde à matriz de admitância nodal do sistema, sendo n a dimensão da matriz de admitâncias.

Nos estudos de estabilidade a pequenas perturbações, o comportamento do *SEP* é analisado através da linearização do conjunto de equações diferenciais e algébricas dadas em (2.7) e (2.8) em torno de um ponto de operação $(\mathbf{x}_0, \mathbf{V}_0)$ que constitui a condição inicial do sistema (KUNDUR, 1993). A linearização de um *SEP* a partir de um ponto de operação é descrita na seguinte equação matricial:

$$\begin{bmatrix} \frac{d\mathbf{x}}{dt} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1 & \mathbf{J}_2 \\ \mathbf{J}_3 & \mathbf{J}_4 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{x} \\ \Delta\mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

onde:

$$\mathbf{J}_1 = \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}, \Delta\mathbf{V})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{V}_0} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{J}_2 = \left. \frac{\partial f(\mathbf{x}, \Delta\mathbf{V})}{\partial \mathbf{V}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{V}_0} \quad (2.12)$$

$$\mathbf{J}_3 = \left. \frac{\partial g(\mathbf{x}, \Delta\mathbf{V})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{V}_0} \quad (2.13)$$

$$\mathbf{J}_4 = \left. \frac{\partial g(\mathbf{x}, \Delta\mathbf{V})}{\partial \mathbf{V}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{V}_0} \quad (2.14)$$

onde a expressão matemática (2.10) representa a equação de estado do sistema linearizado, e as equações (2.11), (2.12), (2.13) e (2.14) são as componentes da matriz *Jacobiana* na equação de estado.

A equação de estado (2.10) representa o sistema de potência em malha aberta, linearizado num ponto de operação. Dessa equação, as variáveis de estado podem ser colocadas como uma função das componentes da matriz *Jacobiana* através da fatoração das variáveis algébricas, conforme mostrado a seguir:

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = \left[\mathbf{J}_1 - \mathbf{J}_2 \cdot \mathbf{J}_4^{-1} \cdot \mathbf{J}_3 \right] \cdot \Delta\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \Delta\mathbf{x} \quad (2.15)$$

onde a matriz \mathbf{A} corresponde à matriz de estados em malha aberta do *SEP* linearizado numa dada condição de operação.

Porém, visando o ajuste dos estabilizadores é preciso determinar as equações de estado matriciais que representam ao *SEP* em estudo:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x} \end{aligned} \right\} \quad (2.16)$$

onde na matriz de estado \mathbf{A} se tem incluído os *RAT* previamente ajustados, \mathbf{B} constitui a matriz de entradas no sistema de potência, \mathbf{y} corresponde ao vetor de variáveis de saída do sistema, \mathbf{C} constitui a matriz de saídas do *SEP* em estudo, e \mathbf{u} corresponde ao vetor de variáveis de entrada ao sistema.

Um diagrama de blocos esquemático mostrando um Sistema de Potência, linearizado num determinado ponto de operação, em malha fechada é apresentado na **Figura 2.10**:

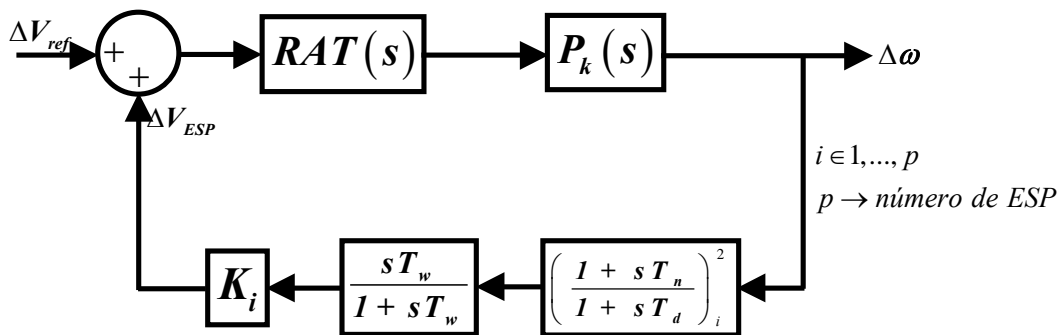


Figura 2.10: Sistema de Potência linearizado em malha fechada.

onde $k \in \{1, 2, \dots, m\}$, sendo m o número de condições de operação considerados, e $\Delta\omega$ corresponde ao vetor de saídas (velocidade do rotor de cada gerador) do *SEP* que constitui o sinal de entrada no bloco de realimentação *ESP*(s), que representa ao conjunto de blocos na malha de realimentação.

Como descrito na **Figura 2.10**, considera-se que $P_k(s)$ corresponde à representação do sistema em cada ponto de operação k , e o bloco de realimentação *ESP*(s) refere-se a uma matriz bloco diagonal de ordem p , conforme descrito em (2.17).

Num projeto descentralizado de estabilizadores, objetivo de estudo neste trabalho, representa-se o ramo de realimentação da **Figura 2.10** através de uma matriz bloco diagonal, em que cada bloco está associado ao modelo matemático do estabilizador conectado ao gerador correspondente. Essa matriz é denominada de *Matriz de Estado dos Controladores*.

$$A_c = \begin{bmatrix} ESP_1(s) & & & \\ & ESP_2(s) & & \\ & & \ddots & \\ & & & ESP_p(s) \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

onde $ESP_j(s)$, representa ao j -ésimo modelo de estabilizador conectado no sistema de excitação da máquina de geração j , tal que $j \in \{1, 2, \dots, p\}$ | p número de estabilizadores a serem ajustados.

O sistema de equações matriciais de estado que representam aos estabilizadores é expressa da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_c &= A_c \cdot \mathbf{x}_c + B_c \cdot \mathbf{u}_c \\ \mathbf{y}_c &= C_c \cdot \mathbf{x}_c + D_c \cdot \mathbf{u}_c \end{aligned} \quad (2.18)$$

onde B_c constitui a matriz de entradas ao estabilizador, \mathbf{y}_c corresponde ao vetor de variáveis de saída do controlador, C_c constitui a matriz de saídas dos ESP , D_c é a matriz de alimentação direta ($D_c \neq \emptyset$), e \mathbf{u}_c corresponde ao vetor de variáveis de entrada no estabilizador.

Considerando a **Figura 2.10** se percebe que $\mathbf{u}_c = \mathbf{y}$, $\mathbf{y}_c = V_s$, e que $\mathbf{u} = \mathbf{y}_c + V_{ref}$. Então, o sistema de equações matriciais de estado de malha fechada resultante corresponde à seguinte expressão matemática:

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}} \\ \dot{\mathbf{x}}_c \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} A + B \cdot D_c \cdot C & B \cdot C_c \\ B_c \cdot C & A_c \end{bmatrix}}_{A_F} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{x}_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ \emptyset \end{bmatrix} \cdot V_{ref} \quad (2.19)$$

onde A_F corresponde à matriz de estado de malha fechada do *SEP* em estudo, considerada num determinado cenário possível de operação do sistema.

As dimensões para cada uma das matrizes consideradas para o *SEP*, linearizado em torno a um ponto de operação, são os seguintes: $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$; $B \in \mathfrak{R}^{n \times p}$; $C \in \mathfrak{R}^{p \times n}$. Também, as dimensões para cada uma das matrizes consideradas para o estabilizador são: $A_C \in \mathfrak{R}^{3p \times 3p}$; $B_C \in \mathfrak{R}^{3p \times p}$; $C_C \in \mathfrak{R}^{p \times 3p}$; $D_C \in \mathfrak{R}^{p \times p}$. Dessa maneira, a dimensão da matriz de estados de malha fechada corresponde a $A_F \in \mathfrak{R}^{n+3p \times n+3p}$ ⁽¹⁾, ou seja, é uma matriz quadrada de ordem $n + 3 \cdot p$.

Cada bloco da matriz A_C corresponde a uma matriz de ordem igual a $nblocos + 1$, sendo $nblocos$ o número de blocos de compensação considerados para o modelo do estabilizador sob estudo. Neste trabalho, foi considerado para todos os casos de estudo um modelo de *ESP* formado por dois blocos de compensação de fase, recomendada na referência (*IEEE Tutorial*, 1980). Portanto, $nblocos = 2$, e a dimensão da matriz deduzida da função de transferência do estabilizador têm ordem igual a três (*OGATA*, 2001).

As maiorias das técnicas de ajuste desenvolvidas recentemente estão baseadas na avaliação dos autovalores da matriz de estado de malha fechada A_F , considerando diferentes condições de operação para tornar robusta a metodologia para projeto dos estabilizadores. Quer dizer, para cada ponto de operação previamente estabelecido é determinada uma matriz A_F correspondente. A escolha desses pontos de operação é normalmente baseada na experiência dos especialistas e em estudos de simulação, e devem estar associadas às situações mais críticas do sistema.

Um bom ajuste dos estabilizadores de potência, $ESP(s)$, fornece altos valores para os coeficientes de amortecimentos dos modos eletromecânicos da matriz de estado de malha fechada, em cada cenário de operação considerado.

⁽¹⁾ Na descrição das dimensões de cada uma das matrizes n corresponde à ordem da matriz de estado de malha aberta, p refere-se ao número de estabilizadores a serem ajustados, e o número três aparecendo nessas expressões refere-se à ordem da matriz que representa a cada $ESP(s)$ em cada bloco da matriz A_C , considerada no presente trabalho.

CAPÍTULO 3

Algoritmos Genéticos Adaptados para Problemas Multi-Objetivos

3.1 Algoritmos Genéticos

Muitos problemas podem ser resolvidos de uma forma computacional determinística. Contudo, outros problemas não têm um método de resolução exato, ou os métodos para a obtenção da solução são complexos demais para implementação. Para a resolução destes problemas são utilizados, com sucesso, métodos metaheurísticos como os Algoritmos Genéticos (*AG*).

As técnicas de busca e otimização, empregando *AG*, simulam basicamente os processos naturais da evolução aplicando a idéia de *Darwin* da *Seleção Natural das Espécies* onde os *indivíduos* mais aptos possuem maior probabilidade de ter os seus genes propagados ao longo de sucessivas gerações através da combinação entre os genes dos *indivíduos* que perduram na espécie (processo de *cruzamento*).

Um aspecto importante a se levar em conta é que estes cruzamentos podem produzir novos *indivíduos*, com uma melhor adaptação às características do seu meio ambiente. Baseando-se neste processo, os *AG*, aplicados a problemas tecnológicos do mundo real, são capazes de encontrar soluções muito melhores do que as soluções encontradas usando métodos determinísticos (GOLDBERG, 1989).

Nos *AG*, cada indivíduo da população representa uma possível solução para um dado problema. Através de uma função de aptidão (função objetivo), cada um dos *indivíduos* da população é avaliado, e uma pontuação (*Fitness*) lhe é atribuído. Essa pontuação pode ser o valor numérico da função objetivo (expressão matemática explícita) ou um valor obtido através de uma regra aplicada sobre essa função.

Os *indivíduos* mais adaptados (valores numéricos altos para a função de aptidão) têm maiores oportunidades de se reproduzir para a seguinte geração graças a uma função que simula o processo de *Seleção Darwiniana* (Operador de *Seleção*), e os *indivíduos* selecionados são cruzados entre eles mesmos produzindo descendentes com características de ambas as partes.

3.1.1 Principais Características dos Algoritmos Genéticos

A seguir, são descritas as principais características que determinam o desempenho do Algoritmo Genético:

- 1) Os *AG* trabalham com a codificação das variáveis independentes que definem a função de aptidão. As variáveis independentes podem ser codificadas usando um sistema binário (um vetor de uns e zeros), números reais e outros. Na literatura, a representação codificada das variáveis independentes é denominada de *cromossomo*.
- 2) Nos *AG*, a busca começa a partir de uma população de possíveis soluções (pontos do espaço de busca), e não a partir de um único ponto. A busca, feita desta forma, tem um paralelismo implícito (GOLDBERG, 1989). No *AG*, cada *indivíduo* corresponde a uma estrutura de dados formada pelo vetor de variáveis independentes, o *cromossomo*, e o valor numérico da função de aptidão.
- 3) Precisam somente do valor numérico da função objetivo para guiar a busca; ao contrário do que acontece com os métodos determinísticos tradicionais de otimização que requerem, além do valor numérico da função objetivo, outras informações para caracterizar a região de busca (como por exemplo, o gradiente da função).
- 4) Utilizam regras de transição probabilísticas para obter novos *indivíduos*.

3.1.2 Descrição da Implementação Básica do AG

Um AG, aplica sucessivamente, sobre um conjunto de *indivíduos*, os seguintes operadores de transição:

Seleção: O propósito deste operador é selecionar os *indivíduos* mais aptos (aqueles que têm altos valores numéricos nas funções objetivos) para a seguinte geração (iteração). Existem vários algoritmos eficientes descritos na literatura para implementar a seleção probabilística dos *indivíduos*. Os mais utilizados são: *Método da Roleta*, e *Torneio Estocástico* (TANOMARU, 1995) e (GOLDBERG, 1989).

Cruzamento: Este operador é responsável pela recombinação de componentes de um *cromossomo*, associado a um determinado *indivíduo*, com outros pertencentes a um outro *indivíduo* da população. Os *indivíduos* recombinados são previamente selecionados através do operador de *Seleção*.

Mutação: Alguns *indivíduos* são escolhidos para receber uma alteração do valor contido numa determinada posição no seu *cromossomo* correspondente. O número de *indivíduos* a serem escolhidos para sofrer essa alteração, numa população grande de possíveis soluções, é baixo (probabilidade de mutação baixa). Dessa maneira, o operador de *Mutação* garante que a diversidade genética da população seja mantida durante o processo evolutivo, ou seja, permite que dados eventualmente perdidos devido à atuação dos operadores de *Seleção* e *Cruzamento* sejam recuperados, e também, garante que a probabilidade de atingir qualquer ponto do espaço de busca seja possível.

```
t ← 0;
Iniciar População ( t );
Avaliar População ( t );
FAZER ENQUANTO um critério de parada não for alcançado
  t ← t + 1;
  Selecionar População ( t ) da População ( t - 1 );
  Cruzar e mutar População ( t );
  Avaliar População ( t );
FIM FAZER
```

Figura 3.1: Pseudocódigo do Algoritmo Genético.

Conforme é observado na **Figura 3.1**, antes do processo de otimização propriamente dito é criada uma população inicial. Na maioria das aplicações do *AG*, a população inicial é gerada aleatoriamente abrangendo todo o espaço de busca. Sobre essa população de N *indivíduos* são aplicados, em cada iteração (geração), os operadores probabilísticos já descritos. O símbolo t representa a contagem das gerações.

Assim, para encontrar uma boa solução é necessária que a população tenha suficiente variedade genética para evitar estagnação prematura do *AG* em máximos locais.

A avaliação refere-se ao cálculo do valor numérico associado à função objetivo, imediatamente após a obtenção dos novos *indivíduos* a partir dos operadores probabilísticos aplicados sobre a população.

A escolha do tipo de operador de transição a ser implementado depende diretamente da forma como as variáveis independentes, associadas ao problema a ser otimizado, serão representados no *cromossomo* associado a cada *indivíduo*. Apesar de existir numerosas formas de representar o *cromossomo* no *AG*, no presente trabalho, foi dado maior destaque ao *cromossomo* representado com números reais (quer dizer, aqueles cujas componentes são do tipo *ponto flutuante*).

3.1.3 Procedimento de Busca do *AG*

Os *AG* são métodos de busca e otimização de propósito geral que independe da forma do domínio de busca. Os *AG* combinam elementos de busca dirigida e estocástica, onde é executado um balanço entre aproveitamento da melhor solução e exploração de novos pontos no espaço de busca.

Assim, no início da busca, existe uma população altamente aleatória com grande diversidade, e aptidão média baixa (valor numérico médio considerando as funções de aptidão de toda a população). Através dos operadores probabilísticos de transição, a busca é feita explorando inicialmente todo o espaço de busca (*exploration*). Quando soluções com altos valores de funções de aptidão são obtidas, esses operadores executam a exploração na vizinhança dessas soluções (*exploitation*).

O processo de exploração do espaço de busca é realizado principalmente pelo operador de *Seleção* (denominado também *Operador de Evolução*). Porém, a busca local (na vizinhança da solução) corresponde aos operadores de *Cruzamento* e *Mutação* (denominados também *Operadores Genéticos*).

Nesses operadores, são manipuladas estruturas codificadas (*cromossomos*) que contém parte do conjunto ótimo de parâmetros, os quais são propagados pelos operadores probabilísticos ao longo do processo evolutivo do *AG*. São denominados *Blocos construtores* (*building blocks*) aquele conjunto ótimo de parâmetros existentes nos *cromossomos* de determinados *indivíduos* da população; e, existe uma demonstração, descrita detalhadamente em (GOLDBERG, 1989), que explica como esses blocos construtores são combinados até gerar em cada iteração, soluções cada vez melhores aos anteriores. Essa demonstração é conhecida como *Hipótese dos Blocos Construtores*.

3.1.4 Representação das Variáveis Independentes no *Cromossomo*

Existem diferentes maneiras de representar as variáveis independentes de uma determinada expressão matemática num *cromossomo*. Porém, será dado maior destaque nesta seção para o estudo das representações binária e real desses parâmetros. Assim, um *cromossomo* é um arranjo concatenado de variáveis (um vetor), codificadas ou não, que representam as grandezas de interesse de um dado problema sob estudo.

3.1.4.1. Representação Binária dos *Cromossomos*

A representação em binário dos parâmetros (variáveis independentes) do problema sob estudo, transforma o intervalo contínuo num intervalo discreto. Nesta representação, a distância de *Hamming*² não é constante. Dessa maneira, para superar esse problema foram criadas estruturas originárias do sistema binário de tal forma que a distância de *Hamming* seja igual à unidade (GOLDBERG, 1989).

² Distância de *Hamming* refere-se à distância entre dois números consecutivos representados através do sistema binário.

Porém, em virtude de o espaço de busca estar discretizado, se torna difícil encontrar a solução ótima global de uma expressão matemática que representa ao problema sob estudo.

O número de *bits* utilizados para representar um dado parâmetro está associado à precisão numérica dessa variável. A seguir, é dada uma função matemática que determina a precisão matemática que se deseja para representar uma determinada variável:

$$p_d = \frac{x_{max}^i - x_{min}^i}{2^n - 1} \quad (3.1)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, nvar\}$, sendo $nvar$ o número de variáveis independentes que caracterizam ao sistema sob estudo.

Na expressão (3.1), p_d corresponde à precisão desejada, n está associada ao tamanho binário da variável x_i , e $2^n - 1$ define o número de partes em que será dividido o intervalo contínuo correspondente. Porém, pode ser percebido que quando maior a precisão ($p_d < 1$) para representar às variáveis do problema, maior será o tamanho do *cromossomo*.

Além disso, na discretização, o valor numérico de uma determinada variável, associada à melhor solução, pode estar entre dois pontos adjacentes. Assim por exemplo, no caso de uma variável $X \Rightarrow [X_{min} ; X_{max}] \equiv [1,2 ; 6,0]$, sendo X_{min} e X_{max} o mínimo e máximo valor, respectivamente, permitido para essa variável. Então, para um *cromossomo* de $n = 6$ se tem:

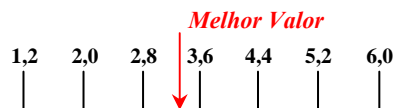


Figura 3.2: *Cromossomo* de $n = 6$. Melhor valor entre dois pontos discretos.

Logo, a obtenção do ponto ótimo (*Melhor Valor*) através do *AG* é pouco provável, conforme descrita na **Figura 3.2**, necessitando aumentar ainda mais a precisão, o que significa aumentar ainda mais o tamanho do *cromossomo*; e isto, comumente implica aumento dos recursos computacionais, no caso de problemas de grande porte.

3.1.4.2. Representação Real dos Cromossomos

Na representação usando o conjunto de números reais, o intervalo ao qual pertence uma determinada variável de interesse permanece contínuo. O tamanho do *cromossomo* é igual ao número de variáveis utilizadas para representar matematicamente o comportamento do sistema. A precisão desejada para os valores desses parâmetros, contidos no *cromossomo*, depende da precisão nas representações de variáveis de *ponto flutuante* permitido pelo computador que está sendo utilizado, já não depende do tamanho do *cromossomo*. Como exemplo, seja um *cromossomo* formado por duas variáveis independentes:

$$X_1 \Rightarrow [X_{min} ; X_{max}] \equiv [-2,56 ; 2,56] \Rightarrow X_1 = 2.34$$

$$X_2 \Rightarrow [X_{min} ; X_{max}] \equiv [-2,56 ; 2,56] \Rightarrow X_2 = 0.17$$

2,3	0,1
-----	-----

Figura 3.3: *Cromossomo* usando codificação real, de $n = 2$.

Como pode ser visto na **Figura 3.3**, cada componente do *cromossomo* é um número real pertencente ao intervalo pré-estabelecido para cada componente.

3.1.4.3. Características de cada Representação

A escolha entre as duas representações depende da dimensão do *cromossomo* que está sendo representado. Quando o número de parâmetros que descrevem o comportamento do sistema, sob estudo, for da ordem de dezenas de variáveis, então a representação em binário pode ser utilizada. Nesse caso, o tamanho do *cromossomo* dependerá da precisão requerida para todos, ou alguns, parâmetros.

Mas, se o número de elementos do *cromossomo* for muito grande, por exemplo, da ordem de centenas de elementos, a representação em real pode ser a mais adequada devido a que o tamanho do *cromossomo* será igual ao número de variáveis que descrevem o problema, o que não acontece no caso da representação em binário; além disso, a implementação dos operadores genéticos é mais simples.

Porém, com os avanços nos projetos de microprocessadores, maior velocidade de processamento, maior capacidade de memória de trabalho (*RAM*), entre outros logros, a representação em binário, considerando centenas de elementos, também ficou relativamente facilitada com a utilização de operações em nível de *bits* que algumas *Linguagens de Programação* (como a *Linguagem C / C++*) permitem. Em contrapartida, os operadores genéticos são mais difíceis de desenvolver.

3.1.5 Operador de Seleção

A obtenção de soluções cada vez melhores ao longo do processo de otimização, do *AG*, depende em primeiro lugar do *Operador de Seleção*, que imita o processo de seleção natural das espécies onde aqueles *indivíduos* mais fortes, e adaptados ao médio ambiente, são os que sobrevivem.

A seleção de *indivíduos* é feita em cada geração, aplicando-se sobre uma população de tamanho N (número de soluções consideradas no *AG* para a busca do ponto ótimo). Cada *indivíduo* tem uma probabilidade de escolha proporcional ao valor numérico da sua função de aptidão. Assim, o *Operador de Seleção* é executada N vezes com a finalidade de escolher probabilisticamente os N melhores *indivíduos* sobre os quais serão aplicados os outros operadores (*Cruzamento e Mutação*).

Três tipos de operadores de *Seleção* têm sido desenvolvidos para escolher indivíduos: a) *Seleção Estocástica*, b) *Seleção determinística*, e, c) *Seleção mista*. O operador de *Seleção* escolhe os *indivíduos* tendo em conta o valor numérico da sua função de aptidão, portanto, o desenvolvimento deste operador independe do tipo de codificação das variáveis utilizada.

3.1.5.1. Seleção do Tipo Estocástico

Uma característica desse método é a determinação do número de cópias que cada *indivíduo* irá receber baseado no valor de sua função de aptidão. Esse método criado por Holland (GOLDBERG, 1989) é denominado de seleção proporcional ou da *Roleta*.

```

SumaParcial = RAND ×  $\sum_{i=1}^N f_i$ ;
FAZER  $i = 1$  ATÉ  $i = N$ 
    Suma = Suma +  $f_i$ ;
    SE Suma ≥ SumaParcial ENTÃO
        Escolher  $i$  anterior como índice do indivíduo
selecionado;
        Sair do ciclo FAZER
FIM SE.

```

Figura 3.4: Pseudocódigo do Operador de *Seleção* tipo estocástico ou da *Roleta*.

Na **Figura 3.4**, a variável $RAND \in [0.0; 1.0]$, corresponde a um número real e positivo, mas aleatório, fornecido por algum algoritmo gerador de números aleatórios. A expressão $f_i | i \in \{1, 2, \dots, N\}$ representa o i -ésimo valor da função de aptidão de cada *indivíduo* i da população. Do pseudocódigo pode ser visto que, para que um *indivíduo* seja selecionado com frequência é necessário que a sua função de aptidão tenha valor numérico alto.

3.1.5.2. Seleção do Tipo Determinístico

A seleção elitista faz parte desse tipo de *Seleção* (TANOMARU, 1995). Este método seleciona o melhor indivíduo da população anterior e o preserva na população seguinte, substituindo o pior indivíduo. Essa estratégia evita a perda de soluções boas, propagando-as para a população seguinte.

3.1.5.3. Seleção do Tipo Misto

Este método contém, em forma simultânea, as características estocásticas e as determinísticas. Um exemplo é a *Seleção* através do *Torneio Estocástico* (TANOMARU, 1995), onde uma escolha aleatória de um conjunto de *indivíduos* é feita. Então, o melhor *indivíduo* entre eles é selecionado.

A quantidade de indivíduos nesse conjunto representa o *tamanho* do torneio. O tamanho influencia na qualidade da seleção. Para maior número de *indivíduos* no torneio maior será a quantidade de soluções com valor de aptidão alto. Porém, isso pode levar a ter rapidamente *indivíduos* com funções objetivos similares e o algoritmo evoluirá para ótimos locais.

3.1.6 Operadores Genéticos

Os operadores genéticos imitam o processo hereditário dos *genes* para criar novos *indivíduos* em cada geração. Nesta subseção, serão descritos os operadores genéticos de *Cruzamento* e *Mutação*, considerando os dois tipos de representação de *cromossomos* (binário e de *ponto flutuante*).

3.1.6.1. Operador Genético de *Cruzamento*

O *Operador de Cruzamento* é aplicado sobre cada par de *indivíduos* previamente selecionados. Atua especificamente intercambiando *genes* (componentes do *cromossomo*) entre os *indivíduos*. O *Cruzamento* gera outros dois novos *cromossomos* possuindo características combinadas dos anteriores.

O operador de *Cruzamento* contribui para propagar os *building blocks*, ou partes da solução ótima contidas nesses *cromossomos*, para as seguintes gerações. Mediante uma *taxa de cruzamento* (p_c), controla-se o número esperado de *indivíduos* que serão submetidos para recombinação (*Cruzamento*).

Maior *taxa de cruzamento* permite maior exploração do espaço de busca e reduz a chance de obtenção de uma solução local. Se essa taxa for muito elevada, resultará em muitos *indivíduos* com um valor baixo para a sua função de aptidão correspondente (MICHALEWICZ, 1996). Portanto, maior tempo computacional será despendido na exploração de regiões não promissoras do espaço de busca. Assim, o valor da taxa de cruzamento deverá ser um compromisso entre a melhor exploração da região de busca e o menor tempo para explorá-la.

Efeito sobre Representações em Binário

O cruzamento tem um efeito destrutivo sobre os *cromossomos* binários. Neste caso dependerá do ponto escolhido aleatoriamente por este operador (p_c) para dividir os *cromossomos* e intercambiar suas partes para formar novos *cromossomos*. Na ilustração, a seguir, pode ser analisado este efeito:

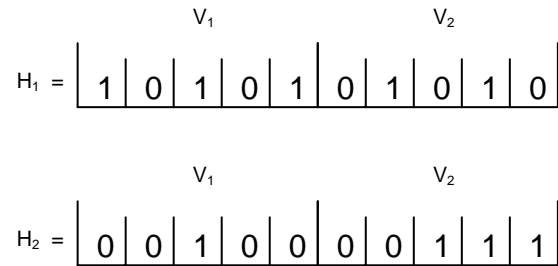


Figura 3.5: Representação Binária de dois *Cromossomos*.

Pode ser observado que existe maior probabilidade de ocorrer um ponto de corte no valor em binário correspondente a uma variável, e, portanto o seu valor ser alterado. Essa probabilidade aumenta quanto maior número de caracteres binários é necessário para representar uma variável no *cromossomo*. Quanto maior é a quantidade de caracteres binários para representar uma variável maior precisão numérica lhe corresponde. Porém, a probabilidade de obter um ponto de corte no ponto de concatenação entre duas variáveis consecutivas é muito baixa. Na literatura existem diferentes tipos de operadores de *Cruzamento* projetados com a finalidade de explorar melhor a região de busca.

- a) Cruzamento de Um Ponto de Corte. Após selecionar um par de *cromossomos*, um ponto na estrutura é escolhido de forma aleatória. A partir deste ponto, será feito um intercâmbio entre si de parâmetros localizados a partir da esquerda, ou da direita, entre ambos os *cromossomos*. A seguir, essa recombinação é mostrada na **Figura 3.6**, supondo que o ponto de corte seja igual a dois (*ponto de corte = 2*):

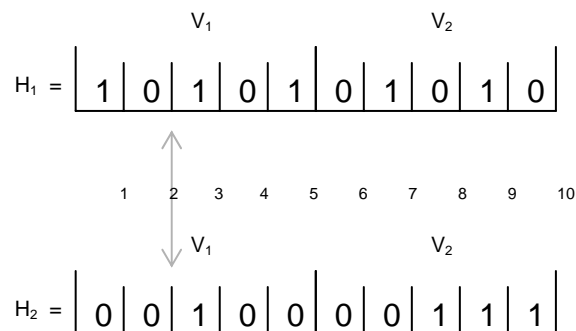


Figura 3.6: Dois *Cromossomos* para recombinar, $p_c = 2$.

Os resultados da recombinação destes dois *cromossomos* estão mostrados na **Figura 3.7**.

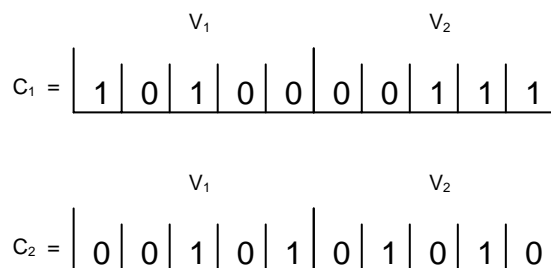


Figura 3.7: Resultado da Recombinação usando *Cruzamento* de Um Ponto de Corte.

Pode ser observado que as extremidades do *cromossomo* sempre participarão do cruzamento, independentemente do ponto escolhido.

- b) *Cruzamento com Dois Pontos de Corte*. Depois da seleção do par de *cromossomos*, são escolhidos aleatoriamente dois pontos. Esses dois pontos constituem os dois pontos de corte para o *Cruzamento*. Dessa maneira, o intercâmbio é feito com os parâmetros que se encontram entre esses dois pontos (**Figura 3.8**).

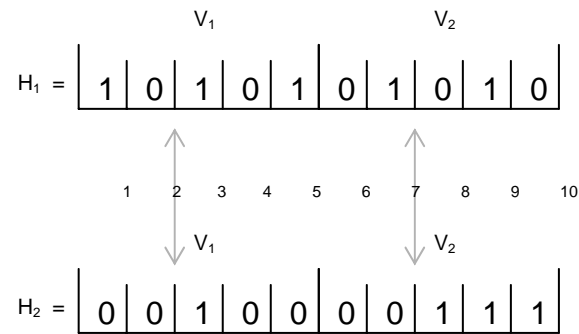


Figura 3.8: Dois *Cromossomos* para recombinar, $p_c = 2$ e $p_c = 7$.

O resultado da combinação dos dois *cromossomos* é mostrado na **Figura 3.9**.

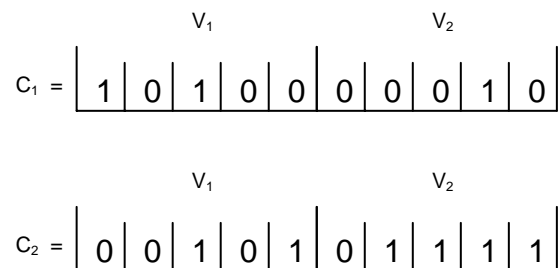


Figura 3.9: Resultado da Recombinação usando *Cruzamento* de Dois Pontos de Corte.

Este tipo de cruzamento minimiza o problema de cruzamento de um ponto no que tange aos caracteres binários das extremidades da representação binária.

- c) Cruzamento Uniforme. Depois da escolha do par de *indivíduos* para recombinação, as componentes dos *cromossomos* que irão intercambiar são escolhidas através de uma máscara, correspondente a um *cromossomo* binário gerado aleatoriamente. A troca dos caracteres da representação binária é efetuada quando o caractere binário correspondente da máscara for igual à unidade (SPEARS, 1994).

Este tipo de *Cruzamento* tem capacidade disruptiva maior do que os anteriores, pois quebra os *blocos construtores*. Em (SPEARS, 1994), é feita uma análise mostrando as vantagens do seu uso. Esse método é benéfico quando a população é pequena, pois fornece uma amostra mais precisa de um espaço de busca complexo. Conclusões desse estudo mostraram que:

- 1) Esse tipo de cruzamento alcançou melhor balanço entre exploração e o aproveitamento da melhor solução;
- 2) Esse tipo de cruzamento alcançou melhor balanço entre exploração e o aproveitamento da melhor solução;
- 3) Seu efeito disruptivo pode ser controlado variando-se a probabilidade de ocorrer à troca dos valores das posições escolhidas, alcançando apropriado balanço entre exploração e aproveitamento das melhores soluções.

Efeito sobre Representações em Real

Quando o sistema em estudo for muito grande e complexo, geralmente a função matemática é de tipo multi-variável e multi-modal. Portanto, a utilização de uma representação binária que codifique uma quantidade considerável de parâmetros desse sistema poderia requerer muitos recursos computacionais na exploração do espaço de busca. Nesse caso, é mais conveniente usar operadores genéticos projetados para trabalhar com codificação real.

A seguir, serão descritos os operadores de *Cruzamento* mais utilizados no caso de *cromossomos* reais:

- a) *Cruzamentos Aritméticos*. Existe uma outra linha de operadores genéticos de cruzamento aplicáveis às representações reais das variáveis do problema sob análise. Este tipo de recombinação é denominado operador aritmético (MICHALEWICZ, 1996). O *Cruzamento Aritmético* é definido como a combinação de dois *cromossomos* representados pelos vetores \vec{V}_1 e \vec{V}_2 . O resultado é obtido através das seguintes expressões matemáticas:

$$\left. \begin{aligned} \vec{V}_1 &= (1 - \chi) \cdot \vec{V}_1 + \vec{V}_2 \\ \vec{V}_2 &= \vec{V}_1 + (1 - \chi) \cdot \vec{V}_2 \end{aligned} \right\} \quad (3.2)$$

onde χ é um número real, tal que $\chi \in [0.0; 1.0]$.

A base desse conceito vem da teoria dos conjuntos convexos. Geralmente, a média ponderada de dois vetores \vec{X}_1 e \vec{X}_2 , é calculada da seguinte maneira:

$$\vec{X} = \chi_1 \cdot \vec{X}_1 + \chi_2 \cdot \vec{X}_2 \quad (3.3)$$

Sendo os fatores χ_1 e χ_2 restritos às seguintes condições: $\chi_1 + \chi_2 = 1$, tal que $\chi_1 > 0$ e $\chi_2 > 0$.

A forma ponderada mostrada na expressão matemática (3.3) é conhecida como combinação convexa. Se a condição de não negatividade dos fatores for relaxada, a combinação é conhecida como combinação afim. Em qualquer caso, o procedimento descrito corresponde a uma combinação linear.

A **Figura 3.10** mostra essas combinações no espaço de duas dimensões. Os resultados do *Cruzamento Aritmético* ficam no interior da linha quando a recombinação é convexa. Porém, quando a combinação for afim (*Cruzamento Afim*) alguns pontos se encontram na linha contínua e outros ficam na linha tracejada. Os vetores que resultam da aplicação do *Cruzamento Linear* estarão em qualquer ponto do espaço de busca real.

Soluções inviáveis podem surgir quando for aplicado o *Cruzamento Linear* ou *Afim*, como pode ser observado na **Figura 3.10**. Essas soluções inviáveis podem ser minimizadas usando eficientemente funções de penalização durante o processo de otimização do *AG*. Desta forma, as soluções inviáveis também formam parte do processo de otimização, mas, elas são eliminadas durante o transcurso das gerações (MICHALEWICZ, 1996).

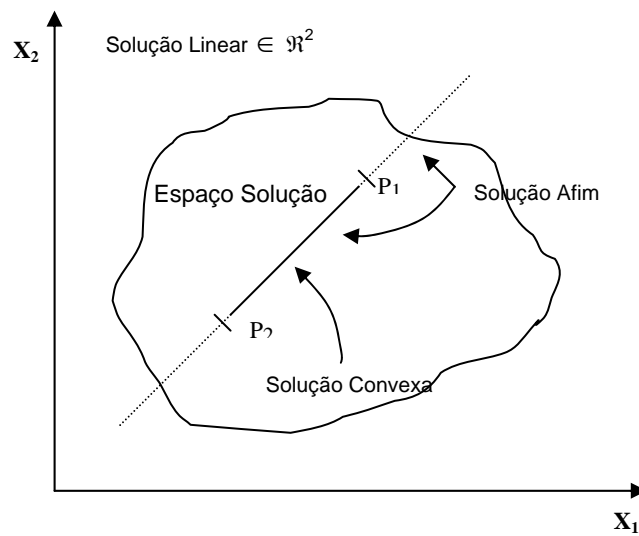


Figura 3.10: Ilustração dos resultados do *Cruzamento Aritmético*.

- b) Operadores de Cruzamento Tradicionais. Os operadores de *Cruzamento*: a) *Cruzamento* de Um Ponto de Corte; b) *Cruzamento* de Dois Pontos de Corte; c) *Cruzamento* Uniforme; vistos anteriormente para o caso dos *cromossomos* binários, também podem ser utilizados sobre *cromossomos* reais. Neste caso, não existe uma variação do valor numérico das componentes, como acontece no caso da codificação binária, porque sempre o ponto de corte cai entre dois parâmetros consecutivos no *cromossomo*.

Assim, esses operadores de recombinação realizam principalmente uma operação de permutação entre as componentes dos *cromossomos* selecionados. Quando esses tipos de operadores de Cruzamento tradicionais são utilizados sobre representações reais, o operador que cria novos indivíduos, propriamente dito, corresponde ao operador de *Mutação*.

3.1.6.2. Operador Genético de *Mutação*

A *mutação* é um operador que produz mudanças aleatórias em vários *cromossomos*. Através da seleção aleatória de uma posição no *cromossomo*, se realiza a alteração do valor contido nela (GOLDBERG, 1989). No *AG*, a *mutação* tem as seguintes funções:

- a) Substituir genes³ perdidos da população durante o processo de seleção.
- b) Fornecer genes que não estavam presentes na população inicial.

O efeito da *mutação* é aumentar a diversidade da população reduzindo a probabilidade de estagná-la. A *Mutação* poderá introduzir *genes* bons ou ruins. Estes últimos poderão ser eliminados na população através da *Seleção*.

A *taxa de mutação* é definida como o percentual do número total de *genes* da população que irão mutar. Controla a quantidade de novos *genes* que serão introduzidos na população. Se essa taxa for muito baixa, muitos *cromossomos* de populações anteriores deixarão de ser utilizados nas gerações seguintes. Se a taxa for muito elevada, existirá maior aleatoriedade no processo de busca. Mas, fazendo analogia com a natureza, no *AG* a probabilidade de ocorrência de *mutação* (p_m) é baixa.

Efeito sobre Representações em Binário

Neste caso, é selecionada aleatoriamente uma posição no *cromossomo*, e o seu valor numérico é substituído pelo seu valor oposto.

³ Uma representação binária codifica todas as variáveis necessárias para definir o valor da função objetivo que modela o sistema físico em estudo. Mas, a parte do *cromossomo* que representa a uma única variável chama-se de *gene*.

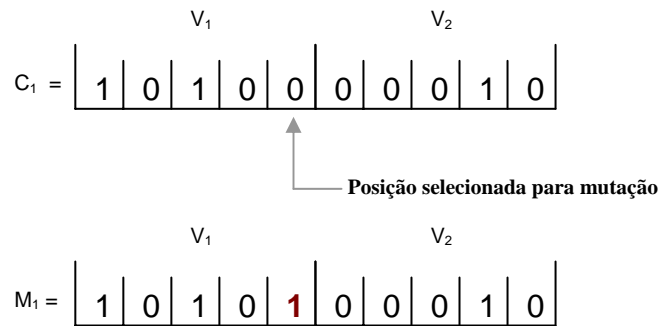


Figura 3.11: Ilustração para Mutação de *cromossomos* binários.

Como mostra a **Figura 3.11**, no cromossomo C_1 é selecionada uma posição (aleatoriamente). O conteúdo dessa posição é trocado para o seu valor oposto.

Efeito sobre Representações em Real

Uma das formas de aplicação da mutação para *cromossomos* reais, consiste na escolha aleatória, dentro dos limites (inferiores e superiores), do valor da componente. Por exemplo, supondo um vetor de variáveis independentes como mostrado a seguir:

$$\vec{V}_1 = \left. \begin{array}{c|c} x_1 & x_2 \\ \hline 34,78 & 2,32 \\ \hline 1 & 2 \end{array} \right\} \begin{array}{l} x_1 \in [20,0 \quad 50,0] \\ x_2 \in [-5,0 \quad 7,0] \end{array}$$

Figura 3.12: *Cromossomo* real, com uma posição selecionada para mutar.

Na **Figura 3.12**, são mostrados os limites de definição de cada uma das variáveis do *cromossomo*. A posição indicada com a seta foi selecionada para mutação. Assim, na **Figura 3.13** é mostrado o efeito da mutação de um determinado *cromossomo* real.

$$\vec{V}_1 = \left[\begin{array}{c|c} x_1 & x_2 \\ \hline 34,78 & -4,3 \\ \hline 1 & 2 \end{array} \right]$$

Figura 3.13: Resultado da mutação do *cromossomo*.

Esse tipo de mutação é denominado de *Mutação Uniforme*. Essa denominação deve-se à probabilidade de qualquer número ser escolhido no intervalo pertencente àquela variável, isto é, o intervalo dentro desses limites é considerado contínuo.

Mas, com este tipo de mutação a busca é muito mais aleatória e global, porque pode ser escolhido qualquer número do domínio de definição da função objetivo.

Para que a busca seja local e menos aleatória, existe um tipo de *mutação* que incrementa aleatoriamente um pequeno valor da variável escolhida. A seguir, é descrito esse tipo de operador de *mutação* através da expressão matemática seguinte:

$$x_i = x_i + \varepsilon \quad (3.4)$$

onde $i = 1, 2, \dots, nvar$, sendo $nvar$ o número total de variáveis independentes para definir o valor numérico da função de aptidão. O incremento ε é definido dentro de um pequeno intervalo pré-estabelecido.

Com este tipo de mutação, a busca fica reduzida à procura de pontos na vizinhança das variáveis escolhidas, o que permite uma convergência mais rápida até uma boa solução. Mas, como nas primeiras gerações é preciso maior diversidade na população para alcançar boas soluções, uma mutação do tipo mostrado anteriormente faz uma busca restrita nas variáveis muito próximas à variável escolhida e pode acontecer, com alta probabilidade, convergência a soluções locais (DAVIS, 1991).

Por essa razão, uma forma de solucionar esse inconveniente consiste em se variar o valor do incremento durante o cálculo das gerações no *AG* como descrito a seguir:

$$x_i = x_i + \kappa^t \cdot \varepsilon \quad (3.5)$$

onde κ ($\kappa < 1$) e ε (também $\varepsilon < 1$), são valores convenientemente selecionados, de tal maneira que o incremento aleatório da variável escolhida seja grande no início, porém, no transcurso das gerações o valor da componente aleatória diminua.

3.2 Adaptação para Problemas Multi-Objetivos

Muitos dos problemas tecnológicos reais envolvem a otimização simultânea de vários e, em alguns casos, incomensuráveis objetivos. Além disso, esses objetivos podem ser conflitantes entre si; isto é, quando os parâmetros que descrevem o problema são ajustados para obter soluções ótimas para um determinado objetivo esse mesmo ajuste piora os resultados de algum outro objetivo considerado.

Por exemplo, no projeto de um sistema de comunicação complexo *Software/Hardware*. Um ótimo projeto pode ser uma arquitetura que minimiza o custo de fabricação e o consumo de energia, e, simultaneamente aumenta o desempenho global do sistema. Porém, estes objetivos são comumente contraditórios entre si, porque geralmente uma arquitetura que economiza consumo de energia está associada a altos custos de fabricação em componentes de alta qualidade e programação de *Baixo Nível* (*Baixo Nível* = programação em nível de *bits* ou Linguagem *Assembler*); mas, uma arquitetura de baixo custo implica num consumo alto de potência (ZITZLER, 1999).

Nesse tipo de problemas, não existe uma única solução senão múltiplas alternativas de projeto ótimo. A computação evolucionária tem demonstrado ser muito eficaz na resolução de problemas tecnológicos altamente complexos (como o problema descrito acima), desde a década dos oitenta tem sido gasto muito esforço em pesquisa para adaptar os algoritmos evolucionários de tal forma que sejam capazes de trabalhar sobre problemas de múltiplos critérios.

Dessa forma, nas seguintes seções serão descritos as técnicas já existentes para que os *AG* sejam capazes de trabalhar com *Problemas Multi-Objetivos (PMO)*.

3.2.1 Formulação Matemática do *PMO*

Nos *PMO*, como já foi mencionado, há mais do que um único objetivo a otimizar. Sendo assim, para cada um desses objetivos haverá uma solução ótima diferente podendo até mesmo serem conflitantes entre si.

No entanto, em problemas de otimização mono-objetivos a solução ótima, correspondente a um vetor n -dimensional, fornece um único valor numérico para uma única função objetivo.

A seguir, é descrita matematicamente a diferença entre a representação de um problema mono-objetivo e a representação de um *PMO*:

- a) Problema de Otimização Mono-Objetivo. Existe uma única função objetivo a otimizar:

$$\text{Otimizar} \quad u = f(x) \quad (3.6)$$

Sendo, x^* a solução ótima, tal que $u = f(x^*)$, onde:

$x \in \mathfrak{R}^n$, é o vetor de variáveis do problema;

$f : \mathfrak{R}^n \Rightarrow \mathfrak{R}$ é a função objetivo;

$u \in \mathfrak{R}^n$, é o resultado obtido da função objetivo no ponto ótimo (x^*).

- b) Problema de Otimização Multi-Objetivo. Neste caso, existe uma lista de funções objetivo a serem otimizadas simultaneamente.

$$\text{Otimizar:} \quad \left. \begin{array}{l} u_1 = f_1(x) \\ u_2 = f_2(x) \\ \vdots \\ u_p = f_p(x) \end{array} \right\} \quad (3.7)$$

onde x representa à possível solução a partir da qual é definida numericamente cada função objetivo pertencente a lista de objetivos a serem otimizados.

3.2.2 AG Multi-Objetivo baseada na Soma Ponderada de Objetivos

Atualmente, existem diversos métodos para se encontrar a solução ótima (ou soluções ótimas) de um *PMO* através do *AG*. Porém, uma das metodologias mais simples de implementar consiste na transformação de um problema multi-objetivo num problema mono-objetivo. Essa transformação se obtém através da soma ponderada dos valores numéricos das funções objetivos.

Nessa metodologia, a função de aptidão, $F(x)$, de cada indivíduo é expressa da seguinte maneira:

$$F_i(x) = a_1 \cdot f_1(x) + a_2 \cdot f_2(x) + \dots + a_p \cdot f_p(x) \quad (3.8)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o tamanho da população. Cada um dos coeficientes da expressão (3.8) é um número real positivo ($a_1 > 0, a_2 > 0, \dots, a_p > 0 \mid a_k \in \mathfrak{R}$, tal que $k \in \{1, 2, \dots, p\}$ tal que p corresponde ao número de objetivos considerados para o problema de otimização correspondente).

Se cada uma das funções objetivo de um *PMO* já estivesse sendo representada na mesma grandeza e unidade de medida, então os pesos na equação (3.8) podem ser iguais à unidade ($a_1 = a_2 = a_3 = \dots a_p = 1.0$), significando com isso que cada função tem o mesmo nível de importância que o resto.

Porém, isso não acontece na maioria dos casos nos quais cada função objetivo está dada por grandezas diferentes, e muitas vezes conflitantes entre si. Dessa maneira, quando é utilizada uma metodologia metaheurística de otimização cada peso a_k é dado pela seguinte expressão:

$$a_k = \frac{1}{f_{k \max}} \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, p\} \quad (3.9)$$

onde $f_{k \max}$ corresponde ao máximo valor da função objetivo k , o que significa que a função objetivo $F(x)$, calculada na equação (3.8), pode ter valor numérico igual a p como valor máximo devido a que todos os objetivos estão normalizados.

A soma ponderada de objetivos é calculada da forma descrita na expressão (3.9) como uma maneira de evitar que uma ou algumas funções tenham predominância sobre o resto das soluções encontradas. Porém, com esta metodologia de otimização multi-objetivo também se obtém, no final de processo de otimização, uma única solução ótima.

A adaptação do *AG* para este tipo de otimização multi-critério é muito simples, porque a única modificação a ser feita no pseudocódigo, mostrado na **Figura 3.4**, corresponde à maneira como será avaliado a função de aptidão de cada *indivíduo*.

3.2.3 Regras de Dominância e Otimalidade de Pareto

Geralmente um *PMO* possui objetivos que são conflitantes entre si, portanto, a combinação de cada uma dessas soluções ótimas, considerando diferentes alternativas, pode fornecer uma família de soluções, e não uma única solução ótima.

Assim sendo, existem vários métodos baseados em computação evolucionária foram desenvolvidos para determinar famílias de soluções ótimas de um *PMO*. Nesse contexto, a técnica mais comumente utilizada corresponde às *Regras de Dominância e Otimalidade de Pareto* (COELHO, 1996), (COELHO, 1999) e (VELDHUIZEN, 1998).

O conjunto de soluções de um *PMO*, usando *Regras de Dominância e Otimalidade de Pareto*, é formado pelas soluções que satisfazem as duas regras de dominância de *Pareto*.

Dessa maneira, como exemplo para descrever as regras de dominância, sejam os vetores $u = \{f_1(x_i), \dots, f_p(x_i)\}$ e $v = \{f_1(x_k), \dots, f_p(x_k)\}$ soluções de um problema de maximização com p objetivos utilizando um algoritmo metaheurístico. Cada uma das componentes de u e v foram definidas para as soluções factíveis x_i e x_k , respectivamente; onde, tanto i quanto k pertencem ao conjunto $\{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o tamanho da população.

As duas regras que serão descritas a seguir servem para definir e quantificar o nível de dominância de cada solução. Esse nível de dominância determinará quais soluções serão consideradas ótimas. Portanto, num problema de *maximização*, a solução x_i se diz que domina à solução x_k se e somente se os seguintes critérios são satisfeitos:

- i. $u_i \geq v_i \forall i \in \{1, 2, \dots, p\}$; ou seja, todos os elementos de u deverão ser maiores ou iguais às correspondentes componentes de v ;
- ii. $\exists i \in \{1, 2, \dots, p\} \mid u_i > v_i$; ou seja, existe pelo menos um único elemento em u maior do que o seu correspondente elemento em v .

As duas regras descritas devem ser satisfeitas para que x_i domine a x_k , cuja representação matemática é a seguinte: $x_i \succ x_k$. Pode acontecer também que as duas soluções sejam não comparáveis, isto é, a solução x_i não domine à solução x_k , e viceversa. Assim, são consideradas soluções ótimas todas aquelas soluções não dominadas e não comparáveis.

Uma melhor descrição da aplicação dessas regras é feita através de um exemplo conforme mostrado a seguir:

Seja o seguinte problema de *maximização*:

$$\text{maximizar} \quad f(x) = \{f_1(x), f_2(x), f_3(x)\} \quad (3.10)$$

onde, por exemplo, $x \in \{x_a, x_b, x_c, x_d, x_e, x_f, x_g\}$.

Portanto, os valores da função objetivo, $f(x)$, calculado a partir da equação (3.10) para cada uma das possíveis soluções são:

$$\begin{aligned}
 a &= f(x_a) = \{1.0, 5.0, 4.0,\} \\
 b &= f(x_b) = \{2.0, 3.0, 5.0,\} \\
 c &= f(x_c) = \{1.0, 3.0, 5.0,\} \\
 d &= f(x_d) = \{1.0, 3.0, 4.0,\} \\
 e &= f(x_e) = \{1.0, 3.0, 5.0,\} \\
 f &= f(x_f) = \{1.0, 2.0, 5.0,\} \\
 g &= f(x_g) = \{3.0, 1.0, 6.0,\}
 \end{aligned}
 \tag{3.11}$$

A **Tabela 3.1** mostra as soluções dominadas e não dominadas:

Tabela 3.1: Níveis de dominância de cada solução.

Vetor	Domina o(s) vetor(es)	Dominado por
<i>a</i>	<i>d</i>	–
<i>b</i>	<i>c, d, e, f</i>	–
<i>c</i>	<i>d, f</i>	<i>b</i>
<i>d</i>	–	<i>a, b, c, e</i>
<i>e</i>	<i>d, f</i>	<i>b</i>
<i>F</i>	–	<i>b, c, e</i>
<i>g</i>	–	–

Na **Tabela 3.1** pode ser observado que apesar do vetor *g* possuir os piores elementos referentes às funções objetivos $f_1(\cdot)$ e $f_2(\cdot)$, o elemento referente à função $f_3(\cdot)$ é o maior possível (melhor valor), e devido a essas características, o vetor *g* não domina e nem é dominado por outro vetores.

3.2.4 AG Multi-Objetivo baseado nas Regras de Dominância de Pareto

O AG padrão conhecido na literatura (GOLDBERG, 1989) pode ser aplicado a qualquer PMO via soma ponderada das funções objetivos ou ser adaptado através da utilização de uma “falsa” função de aptidão baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*.

O termo “falsa” é utilizado devido ao fato dos valores de aptidão atribuídos aos indivíduos não corresponderem aos valores numéricos das funções objetivos. O valor dado à função de aptidão, baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*, corresponde ao nível de dominância da solução correspondente.

A idéia básica do algoritmo é encontrar o conjunto de indivíduos, pertencentes a uma população de possíveis soluções, que não sejam dominados pelo resto da população. A estes indivíduos lhes são atribuídos o maior valor para a sua função de aptidão sendo em seguida guardados num conjunto acumulado de soluções não dominadas, denominado *Frente de Pareto*.

Uma das formas mais fáceis de adaptação do AG para problemas de otimização multi-objetivo corresponde ao algoritmo MORD (*Multi-Objective Ranking Dominate*) no qual a função de aptidão de cada indivíduo é calculada através do seu correspondente nível de dominância. Assim, quando o nível de dominância de um determinado indivíduo da população for igual a zero (ou seja, não dominado) a sua função de aptidão adquire o máximo valor (no presente trabalho, o máximo valor é igual à unidade).

O algoritmo MORD é descrito pelo Fluxograma da **Figura 3.14**, no qual são mostrados e descritos cada um dos passos executados no processo de otimização. A população inicial no algoritmo MORD é gerada de forma aleatória; isso porque o MORD utiliza um AG no processo de busca, e aplica as *Regras de Dominância de Pareto* para avaliar as soluções, separando aquelas que sejam não dominadas para a *Frente de Pareto*.

Dessa forma, todas as soluções que se encontram na *Frente de Pareto* são soluções ótimas fornecendo assim no final do processo de otimização não uma única solução, como o AG padrão faz, mas uma família de soluções ótimas.

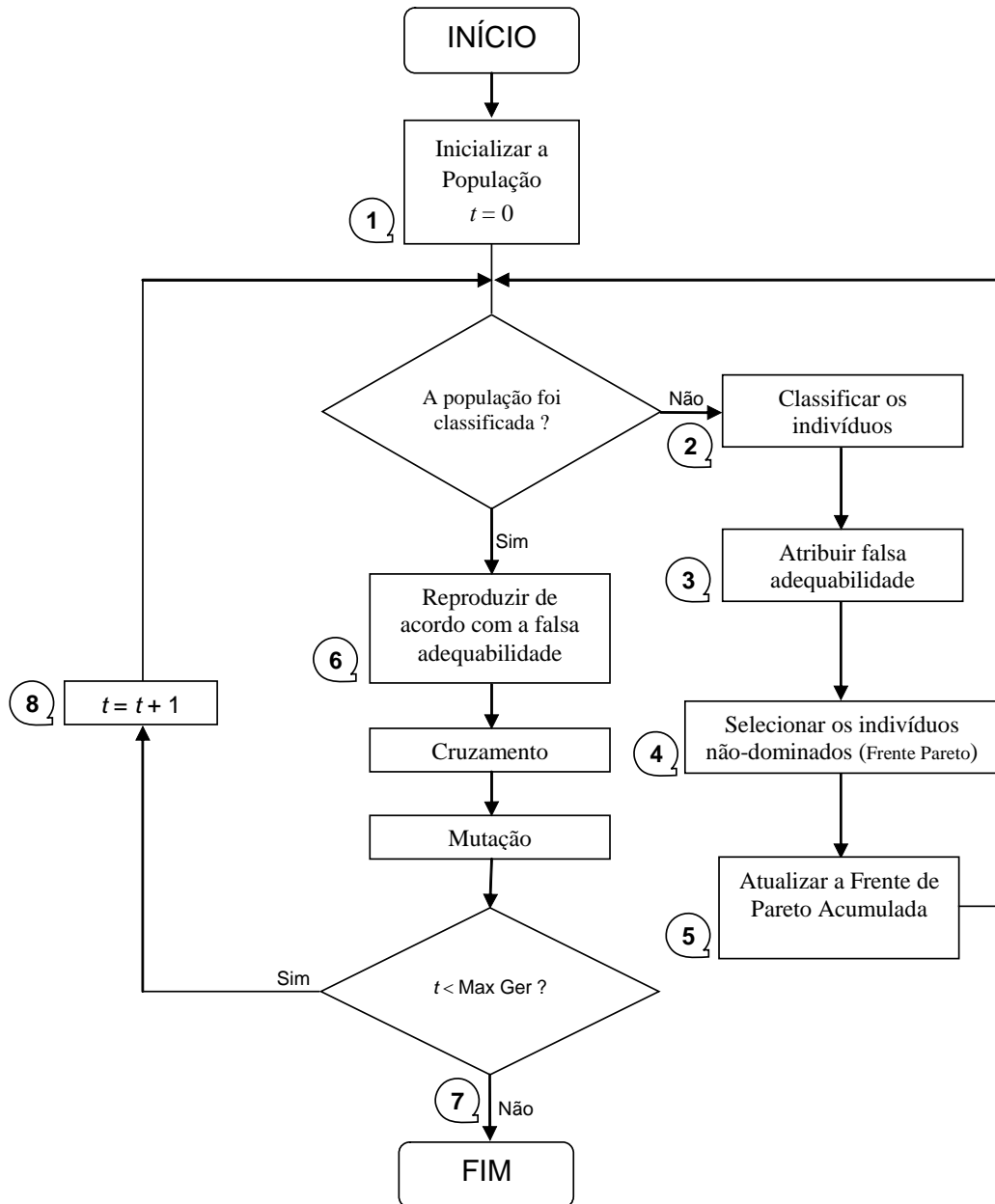


Figura 3.14: Diagrama de Fluxos do algoritmo *MORD*.

A seguir, são descritos os passos do *Fluxograma* apresentado na **Figura 3.14**:

Passo 1. A população de soluções factíveis (*indivíduos*) é gerada aleatoriamente.

- Passo 2. Realiza-se a classificação das soluções (determinar quais soluções são dominadas e quais não). A classificação é feita através das *Regras de Dominância de Pareto*. Os *indivíduos* não dominados pelo resto dos indivíduos, têm dominância zero. Porém, os *indivíduos* dominados têm nível de dominância igual ao número de *indivíduos* que os dominam.
- Passo 3. Aqui é definido o valor numérico da função de aptidão, para cada solução. O máximo valor da função de aptidão é dado àqueles *indivíduos* cujo nível de dominância seja igual a zero. Mas, os *indivíduos* com níveis de dominância maiores do que zeros são penalizados com um valor numérico baixo para a sua correspondente função de aptidão conforme a regra linear descrita na **Figura 3.15**:

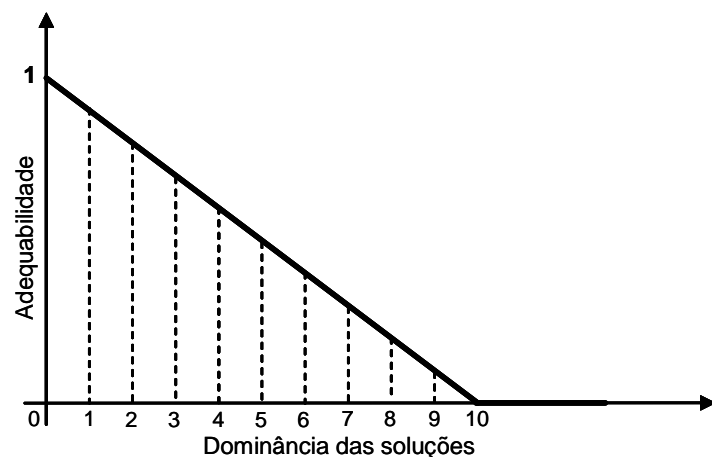


Figura 3.15: Função Linear adotada para a avaliação da *Função de Aptidão*.

- Passo 4. É formado um conjunto de soluções não dominadas (*Frente de Pareto auxiliar*) associado à geração (iteração) atual.
- Passo 5. Os *indivíduos* não dominados da *Frente de Pareto auxiliar* são comparados com os *indivíduos* não dominados já existentes na *Frente de Pareto global*. Dessa forma, a *Frente de Pareto global* é atualizada em cada geração.

- Passo 6. Uma vez classificada a população, estabelecido o conjunto de soluções não dominados e salvadas todas elas na *Frente de Pareto* global, o *AG* continua o processo evolutivo. A função de aptidão utilizado no *Operador de Seleção* corresponde àquela calculada através da função linear mostrada na **Figura 3.15**. Depois são aplicados os operadores genéticos do *AG* (*Cruzamento* e *Mutação*) para gerar novos indivíduos para a seguinte geração.
- Passo 7. Como descrito na **Figura 3.14**, o critério de parada do *MORD* corresponde ao máximo número de gerações (iterações); quer dizer, uma vez que seja atingido o máximo número de gerações o algoritmo termina de executar.
- Passo 8. A geração é incrementada, passando a executar o algoritmo novamente a partir do *Passo 2* se ainda não é satisfeito o critério de parada.

CAPÍTULO 4

Enxame de Partículas Adaptado para Problemas Multi-Objetivos

4.1 Otimização através do *Enxame de Partículas*

O *Enxame de Partículas* ou *PSO* (*Particle Swarm Optimization*) é uma técnica de otimização desenvolvida na década dos anos noventa por James Kennedy e Russell Eberhart (KENNEDY, 1995), inspirada no comportamento social de grupos de *indivíduos* de determinada espécie, tais como, grupo de aves ou cardume de peixes.

Para o desenvolvimento do *PSO*, tais pesquisadores se basearam principalmente no estudo feito pelo biólogo Frank Heppner (HEPPNER, 1990), no qual foi modelado o comportamento social das aves em procura de alimento. Nesse modelo, as aves inicialmente estão distribuídas aleatoriamente numa determinada área (ou região de busca), e dessa maneira, começam a procura pelo alimento e um local para construir o ninho. No início, elas não sabem onde poderia estar o alimento, e o local para pousar e construir o ninho.

A pesquisa consistiu em determinar qual o melhor comportamento social que as aves teriam para atingirem os mencionados objetivos; e, pareceu mais evidente que o grupo de aves como um todo siga àquela que estiver mais perto do alimento e do local de pouso para o estabelecimento do ninho. Inicialmente os pássaros voam sem nenhuma orientação prévia, eles se aglomeram em bandos, até que um deles consegue encontrar o alimento ou o local para o ninho e, assim, são atraídas àquelas que estejam mais próximas.

Pelo fato de um pássaro encontrar o alimento, ou o local para o ninho, as chances de os outros pássaros para encontrarem esse mesmo local aumenta consideravelmente, isto se deve à existência de uma inteligência social, ou seja, cada *indivíduo* aprende com o acerto do outro.

Portanto, trasladando ao plano computacional, basicamente o *PSO* consiste num algoritmo iterativo baseado numa população de indivíduos denominado *enxame* (*swarm*), no qual cada *indivíduo*, denominado *partícula*, se diz que sobrevoa o espaço de decisão (espaço das variáveis independentes) em busca de soluções ótimas.

Assim sendo, dado um espaço n -dimensional, cada *partícula* i do *enxame* ($i \in \{1, 2, \dots, N\}$ | N número de partículas no *enxame*) tem conhecimento da sua posição atual $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$, da sua velocidade $\mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}]$, e a melhor posição no qual alguma vez esteve $\mathbf{P}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}]$ denominada, *melhor posição individual*.

Além disso, todas as partículas conhecem a melhor posição encontrada pelo *enxame* $\mathbf{G} = [g_1, g_2, \dots, g_n]$ na iteração anterior, denominada *melhor posição global*. Dessa forma, vão se atualizando, primeiramente, a velocidade e, seguidamente, a posição de cada partícula. Feitas as atualizações, passa-se para a atualização da *melhor posição individual* de cada partícula, e finalmente a *melhor posição global* do *enxame*. Ao longo do processo de busca, todas as partículas devem ir se aproximando à *melhor posição global* do *enxame*, e, portanto, à solução ótima global. Esse processo de busca converge de acordo com algum critério de parada previamente estabelecido.

4.2 Procedimento de Otimização do *PSO*

De forma similar aos *Algoritmos Evolucionários* (como por exemplo, o *AG*) o *PSO* é uma metodologia de otimização que realiza a busca do ponto ótimo, a partir de uma população de soluções factíveis geradas aleatoriamente.

Porém, no *PSO*, diferentemente dos *Algoritmos Evolucionários*, a cada solução potencial (partícula) lhe é atribuída uma velocidade, cuja magnitude, no início do processo de otimização, também é gerada aleatoriamente. Com essa velocidade, as partículas se movem pelo espaço de busca, em procura da solução ótima.

Como já fora descrito, cada partícula i conserva a sua melhor posição, ou seja, o vetor P_i , associado à sua função de aptidão. Assim também, o *enxame* todo possui conhecimento da melhor posição G encontrada até esse instante (iteração). Então, cada partícula do *enxame* se move na direção do P_i e do G através da variação (aceleração) da sua velocidade.

A aceleração desta busca é ponderada através de um termo (peso) que pode variar gradativamente (como por exemplo, um decrescimento exponencial); e, a comparação da posição anterior da partícula com relação a suas melhores posições, locais e globais, são também ponderados através de coeficientes (pesos) que variam aleatoriamente.

Dessa forma, a atualização da velocidade e da posição da partícula em cada iteração pode ser expressa matematicamente da seguinte maneira:

$$\left. \begin{aligned} V_i^k &= w \cdot V_i^{k-1} + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_i^{k-1} - X_i^{k-1}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_i^{k-1} - X_i^{k-1}) \\ X_i^k &= X_i^{k-1} + V_i^k \end{aligned} \right\} \quad (4.1)$$

Como pode ser observada na expressão matemática (4.1), uma vez atualizada a velocidade de cada partícula i , imediatamente depois é atualizada a sua posição. Dessa forma, é gerada uma nova solução a partir da memória individual (P_i) da correspondente partícula, do comportamento social (G) do *enxame*, e considerando a velocidade (magnitude e direção) da partícula determinada na iteração anterior. Esta atualização é feita em cada iteração k .

Na expressão matemática anterior, o símbolo w representa o parâmetro de inércia que regula o impacto da velocidade anterior, c_1 corresponde ao *parâmetro* (peso ou ponderação) que indica a melhor experiência individual da partícula na velocidade atual, e c_2 corresponde ao peso que indica a máxima influência da informação social na nova velocidade calculada. Os símbolos r_1 e r_2 são números *randômicos* que podem assumir valores $[0,1]$ inclusive, fornecendo a componente aleatória no processo de busca.

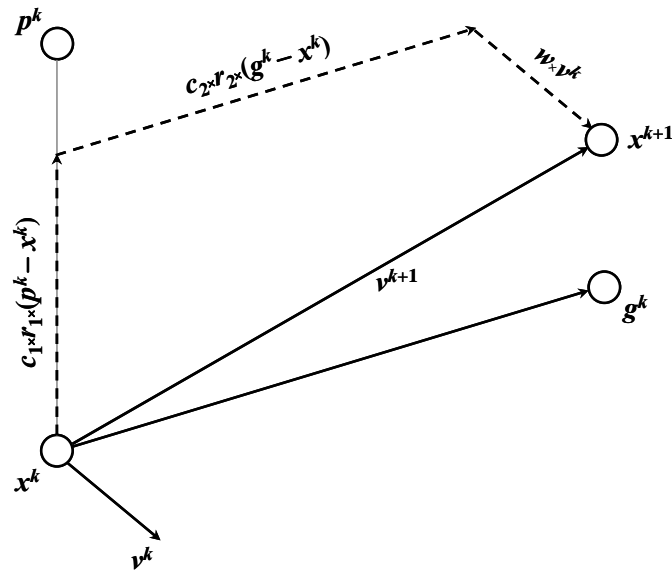


Figura 4.1: Atualização de uma partícula.

Na **Figura 4.1**, o símbolo k indica a contagem das iterações. Tipicamente, ao coeficiente w é atribuído um valor de 0,8; porém, em outros casos é selecionado um valor numérico pertencente ao intervalo fechado $[1-1,5]$, o qual se faz decrescer durante a execução do *PSO*. Os melhores resultados são encontrados quando w decresce gradativamente segundo a equação: $w^{k+1} = \beta \cdot w^k$, onde β é o coeficiente de redução utilizada (tipicamente, $\beta = 0,98$) (ABIDO, 2002). Os valores numéricos dos pesos c_1 e c_2 são fixados em 2 ($c_1 = c_2 = 2.0$).

4.3 Descrição do Algoritmo Básico

O procedimento básico que descreve o *PSO* é apresentado através da descrição de cada etapa do processo de busca da solução ótima. Portanto, a seguir são descritas cada uma dessas etapas:

- (i) Primeiramente, são gerados de forma aleatória N partículas, cujas posições e velocidades correspondentes são definidas num espaço n -dimensional. Quer dizer, para cada partícula i são gerados, de forma randômica, o X_i e $V_i \in \mathfrak{R}^n$. A geração aleatória deve respeitar os limites de valores associados às posições de cada partícula, ou seja, $x_{\min,i} \leq x_i \leq x_{\max,i}$, e também, $v_{\min,i} \leq v_i \leq v_{\max,i}$; o sub-índice $i \in \{1, 2, \dots, N \mid N, \text{ tamanho do enxame de partículas}\}$;

- (ii) Para cada partícula, avaliar a sua função de aptidão;
- (iii) Se $t=0$, $P_i \leftarrow X_i$, ou seja, no início da execução do algoritmo a *melhor posição individual* da partícula é a própria. Mas, para o cálculo da *melhor posição global* encontrado pelo enxame, G , a função objetivo de cada partícula é comparada e analisada com o resto do enxame. A partícula que tem a melhor função objetivo é associada à partícula G .

Porém, se $k > 0$ comparar o valor numérico da função objetivo dessa partícula com o valor numérico da função de aptidão associada com a sua *melhor posição individual*. Somente, se o valor numérico da função para X_i é melhor do que o valor numérico da função para P_i as componentes desta última são substituídas por aquelas de X_i .

Imediatamente depois de calcular a *melhor posição individual*, e calculada a *melhor posição global* do conjunto de partículas. Aqui também, a função objetivo de cada partícula é comparada com aquele associada às outras partículas. Assim, se uma das partículas possui a melhor função de aptidão (função objetivo) então ela é denominada a *melhor posição global* do enxame na iteração k .

- (iv) Modificar a posição e a velocidade de cada partícula, segundo a expressão matemática do deslocamento mostrada na equação (4.1);
- (v) Ir para a etapa (ii) até que algum critério de parada (estabelecido previamente) seja satisfeito. Comumente, o critério de parada consiste na execução de um número máximo de iterações.

Para ilustrar melhor o método de otimização do *PSO*, é apresentado o seguinte pseudocódigo:

```

/* Inicialização das partículas */
PARA i=1 ATÉ i=N
  PARA j=1 ATÉ j=nvar
     $x_{ij} \leftarrow$  geração aleatoria  $\{x_{j \min}, x_{j \max}\}$ ;
     $v_{ij} \leftarrow$  geração aleatoria  $\{v_{j \min}, v_{j \max}\}$ ;
  FIM PARA
FIM PARA
/* Realiza iterações */
ENQUANTO  $k \leq$  Máximo Número de Iterações FAZER
  /* Avaliar Função de Aptidão */
  PARA i=1 ATÉ i=N
     $F_i \leftarrow$  função objetivo  $\{X_i\}$ ;
    /* Guardar melhor posição da partícula */
    SE  $F_i$  É MELHOR DO QUE  $P_{i \rightarrow \text{aptidão}}$  ENTÃO
       $P_i \leftarrow X_i$ ;
       $P_{i \rightarrow \text{aptidão}} \leftarrow F_i$ 
    FIM SE
    /* Determina melhor Global */
    SE  $F_i$  É MELHOR DO QUE  $F_g$  ENTÃO
       $g \leftarrow i$ ;
    FIM SE
  FIM PARA
  /* Atualizar as partículas */
  PARA i=1 ATÉ i=N
    PARA j=1 ATÉ j=nvar
       $v_{ij}^k \leftarrow w_k \cdot v_{ij}^{k-1} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ij}^{k-1} - x_{ij}^{k-1}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_j^{k-1} - x_{ij}^{k-1})$ ;
       $x_{ij}^k \leftarrow x_{ij}^{k-1} + v_{ij}^k$ ;
    FIM PARA
  FIM PARA
   $k \leftarrow k + 1$ ;
FIM ENQUANTO

Retornar o melhor  $G$  encontrado até agora.

```

Figura 4.2: Pseudocódigo do *PSO* para otimização mono-objetivo.

No pseudocódigo mostrado na **Figura 4.2**, os símbolos N e $nvar$ representam o número de partículas no *enxame* e a dimensão do vetor de parâmetros (posições) e velocidades de cada partícula, respectivamente. Todas essas partículas, no início do processo de otimização, são geradas aleatoriamente, respeitando os limites mínimos e máximos das posições de cada partícula bem como as restrições inferiores e superiores das suas respectivas velocidades.

Na **Figura 4.2**, os símbolos $x_{j \min}$ e $x_{j \max}$, bem como $v_{j \min}$ e $v_{j \max}$, correspondem aos limites mínimos e máximos, respectivamente, das posições e velocidades de cada uma das partículas do *enxame*.

Os limites para as velocidades de cada partícula, podem ser determinados da seguinte maneira (ABIDO, 2002):

$$\left. \begin{aligned} v_{j \max} &= \frac{x_{j \max} - x_{j \min}}{NP} \\ v_{j \min} &= -v_{j \max} \end{aligned} \right\} \quad (4.2)$$

onde NP indica o número de partições do segmento associado à variação na posição da partícula; pois, será essa variação que determinará o módulo da variação máxima da sua correspondente velocidade. Comumente, os valores associados ao NP oscilam no seguinte intervalo fechado $[4 - 12]$. Com um valor baixo do NP , o avanço da partícula para o ponto ótimo é rápido; porém, acontece ao contrário quando o valor do NP corresponde a um valor alto.

Uma vez inicializado o *enxame* de partículas, passa-se ao processo de otimização propriamente dito. A primeira ação tomada consiste na avaliação da função objetivo de cada partícula. Imediatamente depois, são determinadas (atualizadas) as melhores posições (*melhor posição individual*) de cada partícula, bem como o índice associado à partícula que possui a *melhor posição global* no *enxame*, na iteração correspondente.

Após feita a avaliação de cada partícula, e determinados o seu correspondente *melhor posição individual* bem como a melhor partícula do *enxame*, na respectiva iteração, passa-se para a atualização das velocidades e das posições de cada partícula, conforme descrito em (4.1).

Porém, se ainda não for satisfeito algum critério de parada, definida previamente, se repete todo o processo descrito anteriormente atualizando antes a contagem das iterações. A melhor solução que o algoritmo *PSO* devolve no final do processo de otimização, corresponde à última atualização feita para as posições do *melhor global* do *enxame*.

4.4 Representações das Partículas no *PSO*

Na metodologia de otimização do *PSO* descrito acima, e denominado *PSO* canônico, são utilizados números reais (denominado também como de *ponto flutuante*) para representar a posição de cada partícula no espaço de busca (KENNEDY, 1995).

A representação real da posição de cada partícula é a forma comumente utilizada no desenvolvimento do algoritmo, e amplamente utilizada na maioria das aplicações do *PSO* para resolução de problemas em Sistemas de Potência (JIMENEZ, 2004).

Porém, em problemas tecnológicos tais como o *Problema de Roteamento Ótimo* da comunicação ou transmissão de dados, e problemas associados à *Programação de Tarefas (Task Scheduling Problems)* são manipuladas variáveis que podem precisar de estados que indiquem “aberto” (desligado) ou “fechado” (ligado). Esses problemas possuem variáveis de controle, ou de decisão, que podem assumir valores de 0 ou 1. Portanto, o espaço de busca está discretizado no *Sistema Binário*.

A primeira versão discretizada do *PSO* (denominado também como *PSO Binário*) foi introduzida em (KENNEDY, 1997). Nesta versão, as variações de posição de cada partícula correspondem a câmbios de probabilidade de geração de um estado ou de outro (ou seja, geração de 0 ou 1). Mas, *PSO Binário* aplicado a problemas tecnológicos com restrições foi desenvolvido em (FARZANEH, 2005).

Em (KENNEDY, 1997), cada partícula do *PSO* pode se movimentar ao longo de espaço de busca através da troca de um estado por outro; ou seja, troca de um 0 por 1 e viceversa. Mas, o controle da quantidade de 1, ou 0, a serem trocados está restrito a um número real que indica a probabilidade de geração de 1s (ou 0s). Portanto, nesse trabalho se descreve a metodologia de otimização baseado na mudança dessa probabilidade, com a finalidade de controlar a troca de um estado por outro nos parâmetros (posições) da partícula, ao longo das iterações.

Assim, poucas alterações binárias nos parâmetros de cada partícula implicam uma busca local; portanto, acontece um deslocamento curto (nas vizinhanças da partícula). Mas, quando a maior parte dos parâmetros da partícula muda significa que se está realizando uma busca global; ou seja, a partícula se desloca bem longe da sua posição inicial.

Assim, conforme já mencionado as trajetórias (deslocamentos de posições) e as velocidades são definidas em termos da probabilidade de uma partícula mudar cada uma das suas componentes (posições). Mas, as regras de atualização de V_i e de X_i são as mesmas descritas em (4.1).

Uma vez atualizado o valor de v_{ij} , o valor correspondente está associado a uma probabilidade e o valor que será passado para a respectiva atualização de x_{ij} deve estar restrita ao intervalo fechado $[0,1]$. Para satisfazer essa condição é utilizada a função *Sigmóide*, $S(v_{ij})$, conforme descrito em (KENNEDY, 1997) e mostrada na seguinte expressão matemática:

$$\begin{array}{l}
 \mathbf{SE} \text{ rand}()_{ij} < S(v_{ij}) \mathbf{ENTÃO} \\
 \quad x_{ij}^{k+1} = 1 \\
 \mathbf{SENÃO} \\
 \quad x_{ij}^{k+1} = 0 \\
 \mathbf{FIM SE}
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{l} \mathbf{SE} \\ \mathbf{SENÃO} \\ \mathbf{FIM SE} \end{array}} \right\} \quad (4.3)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ | N indica o tamanho do *enxame*, $j \in \{1, 2, \dots, nvar\}$ | $nvar$ indica o número de parâmetros existentes na partícula i , e a função de transformação $S(v_{ij})$ é representada matematicamente da seguinte maneira:

$$S(v_{ij}) = \frac{1}{1 + e^{-v_{ij}}} \quad (4.4)$$

Dessa maneira, o *PSO* discretizado trabalha ajustando os deslocamentos através da manipulação de cada um dos seus parâmetros binários. As trajetórias são probabilísticas; e, portanto, a velocidade correspondente a cada parâmetro da partícula está associada à probabilidade desta componente de trocar para o seu valor oposto.

4.5 Adaptação do *PSO* para Otimização Multi-Objetivo

Como já foi mencionado no Capítulo 3 do presente trabalho, num problema de otimização multi-objetivo é necessário que o algoritmo seja capaz de otimizar simultaneamente todos os objetivos considerados, de tal forma que a solução que otimiza um objetivo não piore aos outros.

Da mesma forma como aconteceu com o *AG*, existem duas alternativas de adaptação do *PSO* para problemas de otimização multi-objetivo: a) através da *Soma Ponderada dos Objetivos*; b) utilizando as *Regras de Dominância de Pareto*.

O *PSO* multi-objetivo, baseado na soma ponderada dos objetivos, transforma um problema de otimização multi-objetivo num problema mono-objetivo; ou seja, a função objetivo correspondente a cada partícula é calculada a partir da soma de todos os seus objetivos associados. A expressão matemática para a função aptidão é a mesma descrita na equação (3.8) do Capítulo 3.

Embora esta versão do *PSO* multi-objetivo seja de fácil implementação, a escolha dos pesos (coeficientes), que controla o valor numérico de cada objetivo na função de aptidão, é bem difícil devido a que está sujeito à experiência do usuário e às constantes simulações.

Porém, apesar do *PSO* multi-objetivo, que utiliza as *Regras de Dominância de Pareto*, apresenta um desenvolvimento mais trabalhoso ele fornece uma família de soluções ótimas e não uma única solução como acontece na primeira versão. A complicação no desenvolvimento deste algoritmo é devido a varias razões: a) deve manter atualizado, ao longo das iterações, dois *enxames* de partículas onde uma delas corresponde às soluções não dominadas (soluções ótimas), e a outra corresponde às partículas propriamente ditas que são atualizadas constantemente; b) a metodologia de gerenciamento do conjunto dos *melhores globais*; c) a rotina que administra a lista das *melhores posições individuais* associados a cada partícula.

Portanto, na adaptação do *PSO* para otimização multi-objetivo, baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*, requer que na atualização das partículas a *melhor posição global* e a *melhor posição individual*, da partícula correspondente, sejam soluções não dominadas.

4.5.1 *PSO* Multi-Objetivo Baseado nas Regras de *Dominância de Pareto*

Nesta subsecção é apresentado um pseudocódigo que descreve um algoritmo genérico do *PSO* Multi-Objetivo (*MOPSO – Multi-Objective Particle Swarm Optimization*) que usa as *Regras de Dominância de Pareto*.

Na **Figura 4.3** é apresentado o mencionado algoritmo genérico para o *MOPSO*. Na versão do *MOPSO* da **Figura 4.3**, o símbolo $\{G\}$ é utilizado para representar ao conjunto de soluções não dominadas encontradas, e guardadas, ao longo das iterações. Esse conjunto de partículas, atualizada em cada iteração, é denominado *Repositório Global*. Da mesma maneira, o símbolo $\{P\}_i$ indica a solução não dominada correspondente à partícula i , encontrada no transcurso do processo de busca.

No processo de otimização, imediatamente depois da avaliação da lista de objetivos associada a cada partícula do *enxame*, passa-se a calcular o nível de dominância de cada solução factível utilizando as duas regras de dominância de *Pareto* já descrito no Capítulo 3. Com o nível de dominância calculado para cada solução, são montados: o *Repositório Global* e o *Repositório Individual* de cada partícula.

Na **Figura 4.3**, o símbolo $Best_G_i^k$ e $Best_P_i^k$ se estão referindo ao *Melhor Global* e ao *Melhor Individual*, respectivamente, selecionados para atualização da partícula i , na iteração k , tal que $Best_G_i^k \in \{Best_g_1, Best_g_2, \dots, Best_g_n\}^k$ e também, para o *Melhor Individual*, $Best_P_i^k \in \{Best_p_1, Best_p_2, \dots, Best_p_n\}^k$, sendo $nvar$ a dimensão dos vetores correspondentes, em ambos os casos.

A principal diferença entre os vários tipos de *MOPSO* desenvolvidos na literatura esta na maneira de obtenção do *melhor global* e na metodologia gestão dos repositórios (*Global* e *Individual*) no momento da atualização das partículas do *enxame*, ao longo do processo de otimização. Dessa maneira, na seguinte subseção serão brevemente descritas as diversas metodologias de adaptação do *PSO* para *Problemas de Otimização Multi-Objetivo*.

4.5.2 Diferentes *MOPSO* Desenvolvidos na Literatura

Nesta subseção serão apresentadas as diversas metodologias de manipulação da *melhor posição global* e da *melhor posição individual* no momento da atualização das velocidades e das posições de cada partícula do *enxame*. Serão descritas aquelas que mais influenciaram para implementar o algoritmo proposto.

4.5.2.1 Moore e Chapman (1999)

Moore e Chapman (MOORE, 1999) propõem um algoritmo *MOPSO* no qual a *melhor posição individual* de cada partícula é substituído por uma lista de soluções não dominadas. Essas soluções foram encontradas ao longo do processo iterativo de otimização, e adicionadas ao conjunto $\{P\}_i$. Da mesma forma, é montada a lista de soluções não dominadas do *enxame* para formar o conjunto $\{G\}$.

Em cada iteração, esses conjuntos são atualizados eliminando as soluções dominadas pelas novas partículas inseridas em cada um deles.

Na atualização de cada partícula i , considera-se como *melhor individual* qualquer componente do seu conjunto $\{P\}_i$, e o *melhor global* corresponde a qualquer solução não dominada pertencente ao conjunto $\{G\}$.


```

/* Inicialização das partículas */
PARA i=1 ATÉ i=N
  PARA j=1 ATÉ j=n
     $x_{ij} \leftarrow$  geração aleatoria  $\{x_{j \min}, x_{j \max}\}$ ;
     $v_{ij} \leftarrow$  geração aleatoria  $\{v_{j \min}, v_{j \max}\}$ ;
  FIM PARA
FIM PARA
/* Realiza iterações */
ENQUANTO k  $\leq$  Máximo Número de Iterações FAZER
  /* Avaliar Funções Objetivos (ou Fitness) */
  PARA i=1 ATÉ i=N
    PARA j=1 ATÉ j=p
       $função_{ij} \leftarrow$  função objetivoj {  $X_i$  };
    FIM PARA
    /* Montar Repositório Global */
    SE  $X_i$  NÃO É DOMINADA POR  $G, \forall G \in \{G\}$  ENTÃO
      Incluir  $X_i$  em  $\{G\}$ ;
      Eliminar Dominados em  $\{G\}$ ;
    FIM SE
    /* Montar Repositório Individual */
    SE  $X_i$  NÃO É DOMINADA POR  $P, \forall P \in \{P\}_i$  ENTÃO
      Incluir  $X_i$  em  $\{P\}_i$ ;
      Eliminar Dominados em  $\{P\}_i$ ;
    FIM SE
  FIM PARA
  /* Seleção do Melhor Global e do Melhor Individual */
  PARA i=1 ATÉ i=N
     $Best\_G_i^k \leftarrow$  Selecionar ( $\{G\}, X_i$ );
     $Best\_P_i^k \leftarrow$  Selecionar ( $\{P\}_i, X_i$ );
    /* Atualizar as partículas */
    PARA j=1 ATÉ j=n
       $v_{ij}^k \leftarrow w_k \cdot v_{ij}^{k-1} + c_1 \cdot r_1 \cdot (Best\_p_{ij}^k - x_{ij}^{k-1}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (Best\_g_j^k - x_{ij}^{k-1})$ ;
       $x_{ij}^k \leftarrow x_{ij}^{k-1} + v_{ij}^k$ ;
    FIM PARA
  FIM PARA
   $k \leftarrow k + 1$ ;
FIM ENQUANTO

Retornar soluções de  $\{G\}$ .

```

Figura 4.3: Pseudocódigo genérico do *MOPSO* baseada nas *Regras de Dominância de Pareto*.

4.5.2.2 Ray e Liew (2002)

Ray e Liew (RAY, 2002) propõem um algoritmo *MOPSO* baseado num *Ranking Pareto* (*Ordenação Pareto*) das partículas do *enxame*; ou seja, uma ordenação baseada no nível de dominância de cada partícula. Nessa metodologia, as soluções não dominadas do *enxame* formam uma lista de soluções denominada *Conjunto de Liderança* (*Set of Leaders – SOL* – pelas suas siglas em inglês).

A diferença com relação ao trabalho feito em (MOORE, 1999) consiste em que o *melhor global* é selecionado do conjunto *SOL* através do método *Roleta* utilizando o rádio de *crowding* para definir o conjunto de soluções sobre a qual será aplicado o operador de seleção mencionado.

O rádio de *crowding* delimita a vizinhança, em torno à partícula, que determinará o número de soluções que serão selecionadas. Porém, cada partícula mantém como *melhor posição individual* a última posição (solução) não dominada encontrada; a qual é substituída por uma outra solução que domina ela, ou com a qual resulte não comparável.

4.5.2.3 Hu e Eberhart (2002)

Hu e Eberhart (HU, 2002) propõem um algoritmo *MOPSO* no qual cada membro do *enxame* escolhe como *melhor global* uma das m partículas previamente selecionadas, onde m é um parâmetro desta metodologia definida inicialmente.

O *melhor global*, durante a atualização, é selecionada entre as m partículas considerando a menor distância que elas têm com relação a um dos p objetivos da partícula correspondente.

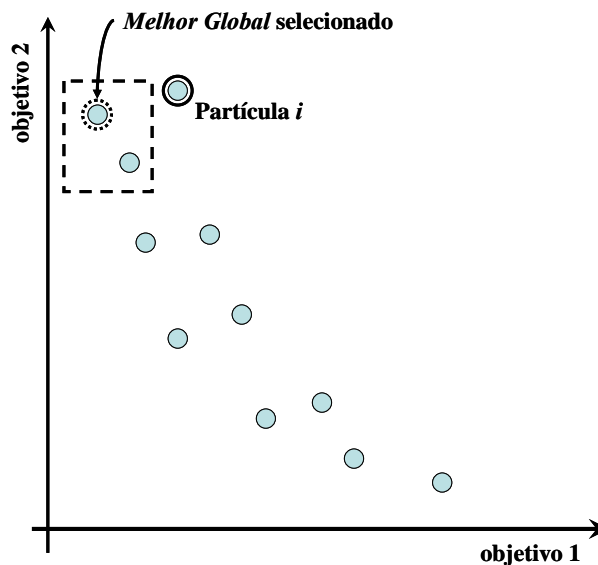


Figura 4.4: Determinação do *melhor global* na atualização da partícula i .

No exemplo de dois objetivos da **Figura 4.4**, se descreve que o *melhor global* escolhido, para a partícula considerada (círculo circunscrito cheio), corresponde à partícula (ponto) inscrita dentro do círculo tracejado, devido a que esse ponto (considerando o objetivo 2) está mais perto à solução i considerada que o outro.

Cada partícula, durante o processo de otimização, mantém como *melhor posição individual* a última posição (solução) não dominada encontrada, a qual é substituída por uma outra solução que domine àquela anterior.

4.5.2.4 Coello e Lechuga (2002)

Coello e Lechuga (COELLO, 2002) desenvolveram um algoritmo *MOPSO* no qual se mantém um repositório que armazena todas as soluções não dominadas encontradas durante o processo de busca.

O espaço dos objetivos é dividido em regiões denominadas de *hipercubo*. Então, cada partícula do repositório global de soluções não dominadas recebe uma pontuação em função do *hipercubo* onde se encontra. Essa pontuação pode ser expressa matematicamente da seguinte maneira:

$$h_i^k = \frac{z}{np} \quad (4.5)$$

onde, h_i^k indica a pontuação da partícula i no *hipercubo* correspondente na iteração k , o símbolo z corresponde a um número positivo tal que $z > 1$ (nesse trabalho $z = 10$), e np refere-se ao número de partículas contida nesse *hipercubo* (incluindo a partícula sob análise).

Para a definição de cada *hipercubo*, o espaço dos objetivos é dividido num número determinado de cubos através de um parâmetro global dependente das funções objetivos a serem otimizadas, conforme indica a seguinte expressão matemática:

$$\Delta f_j = \frac{f_j^{\max} - f_j^{\min}}{ND} \quad (4.6)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, p\} \mid p$, número de objetivos a serem otimizados, e ND indica o número de divisões da coordenada associada a cada objetivo, no espaço do *fenótipo* (espaço dos objetivos). Então, como descreve a equação (4.6) se estabelece um valor máximo e mínimo de cada objetivo.

Dessa forma, dependendo dos valores numéricos das funções objetivo correspondentes a cada partícula, cada solução recebe a pontuação descrita na equação (4.5), conforme se apresenta na **Figura 4.5**:

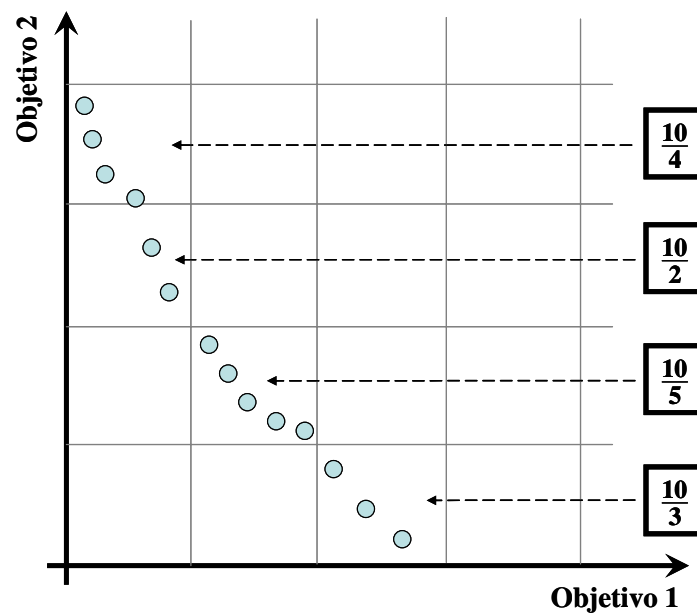


Figura 4.5: Soluções não dominadas nos seus respectivos *hipercubos*.

O mencionado repositório é atualizado em cada iteração, inserindo nele todos os elementos não dominados da população atual e eliminando os elementos dominados. Mas, se o número de partículas neste repositório ultrapassa o máximo permissível, então, são eliminadas as partículas correspondentes àqueles *hipercubos* mais cheios.

No momento da atualização da partícula, o *melhor global* é selecionado através do método de *Seleção da Roleta* considerando a pontuação de cada partícula em função do *hipercubo* ao qual pertence.

Cada partícula mantém como *melhor individual* à última posição não dominada encontrada, a qual é atualizada cada vez que a partícula encontra uma outra solução que domine (ou seja não comparável) ao melhor individual já existente.

4.5.2.5 Fieldsend e Singh (2002)

Em (FIELDSEND, 2002) foi proposto um algoritmo *MOPSO* no qual é utilizada uma estrutura de dados denominada *Dominate Tree* (FIELDSEND, 2001), que mantém um repositório que armazena todas as soluções não dominadas encontradas.

A estrutura de *árvores dominadas* (*Dominated Tree*) consiste de uma lista de $L = \{Z/p\}$ pontos compostos, os quais estão ordenados em função das suas correspondentes relações de dominância fraca⁴:

$$Y = \{c_L \leq \dots \leq c_2 \leq c_1\} \quad (4.7)$$

As posições de cada um dos pontos compostos são definidos pelos p elementos de Z , sendo p o número de objetivos a serem otimizados. Por exemplo, no caso de dois objetivos cada ponto composto tem dois elementos (duas partículas), conforme mostra a **Figura 4.6**.

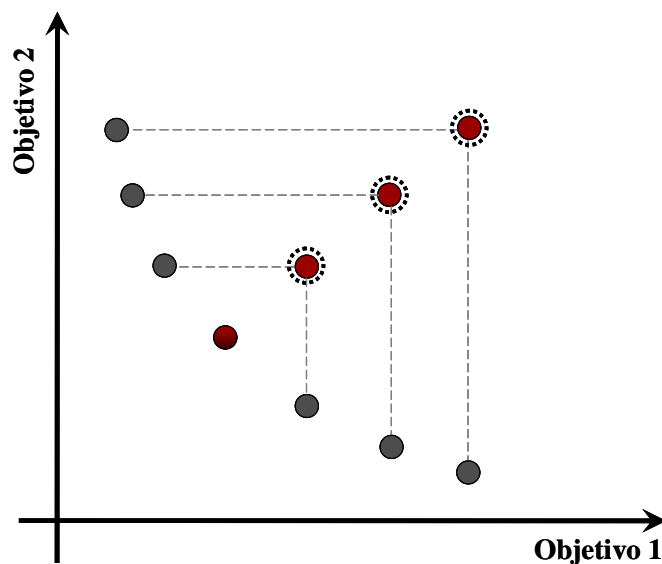


Figura 4.6: Estrutura de duas Dimensões de *Árvores Dominadas*.

⁴ Um vetor de desição \mathbf{x}_u se diz que domina estritamente um outro vetor \mathbf{x}_v ($\mathbf{x}_u < \mathbf{x}_v$) se: **i)** $f_i(\mathbf{x}_u) \leq f_i(\mathbf{x}_v) \forall i \in \{1, \dots, p\}$; e, **ii)** $f_i(\mathbf{x}_u) < f_i(\mathbf{x}_v)$ para algum i . Porém, se diz que existe dominância fraca (*weakly dominance*) quando só é satisfeita a primeira regra de dominância de *Pareto*.

A *melhor posição global*, para atualização de uma partícula, se escolhe do repositório global formado com o conceito das *Árvores Dominadas* (FIELDSEND, 2001). Além disso, cada partícula mantém uma lista de soluções não dominadas encontradas até esse momento, selecionando a qualquer delas como *melhor individual*.

Neste enfoque, é introduzido também um novo parâmetro denominado de *turbulência* que atua basicamente como operador de mutação. Este parâmetro é aplicado na expressão matemática que atualiza a velocidade correspondente de cada partícula (equação (4.1)), conforme se mostra a seguir:

$$V_i^k = w \cdot V_i^{k-1} + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_i^{k-1} - X_i^{k-1}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_i^{k-1} - X_i^{k-1}) + t \quad (4.8)$$

onde t se refere a qualquer valor aleatório no intervalo fechado de $[-t_{max}, t_{max}]$, tal que o valor numérico de t_{max} corresponde ao máximo valor absoluto para o parâmetro de *turbulência* selecionado previamente.

4.5.2.6 Mostaghim e Teich (2003)

Em (MOSTAGHIM, 2003) foi desenvolvido um algoritmo *MOPSO* que utiliza uma função denominada *Sigma* para orientar às partículas até as soluções não dominadas e armazenadas num repositório global.

A função *Sigma* associa a cada partícula um vetor $\vec{\sigma}$ que define uma linha gradiente desde a posição da partícula (solução) ate a origem de coordenadas no espaço objetivo, conforme mostra a **Figura 4.7** (exemplo de duas dimensões):

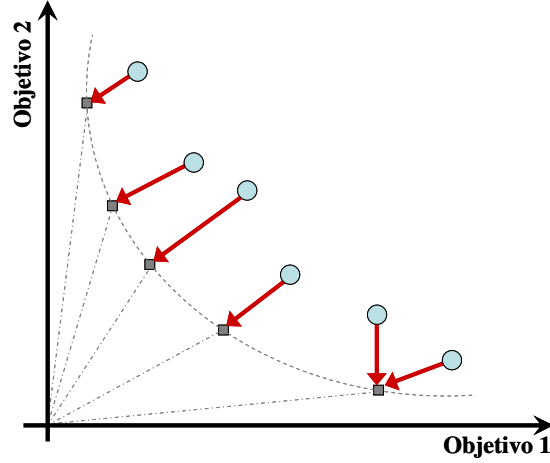


Figura 4.7: Função *Sigma* que associa uma linha *gradiente* a cada partícula.

onde para o exemplo de dois objetivos, a função *Sigma* pode ser calculada da seguinte maneira:

$$\sigma_i = \frac{f_{1,i}^2 - f_{2,i}^2}{f_{1,i}^2 + f_{2,i}^2} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (4.9)$$

Num caso geral, $\vec{\sigma}$ é um vetor de $\binom{p}{2}^m$ elementos, onde m constitui a dimensão

do espaço dos objetivos. Neste caso, cada um dos elementos do vetor $\vec{\sigma}$ corresponde à combinação de duas coordenadas, similares a descrita na equação (4.9). Por exemplo, para um caso de três objetivos ($m = 3$) se tem o seguinte:

$$\vec{\sigma} = \begin{pmatrix} f_1^2 - f_2^2 \\ f_2^2 - f_3^2 \\ f_3^2 - f_1^2 \end{pmatrix} / (f_1^2 + f_2^2 + f_3^2) \quad (4.10)$$

Cada partícula seleciona como *melhor global* ao elemento do repositório para o qual a distância Euclidiana entre os seus vetores *Sigma* seja o menor possível. Além disso, todas as partículas mantêm como *melhor individual* à última posição não dominada (ou não comparável) encontrada, a qual é atualizada quando uma outra solução, que domina à anterior, se obtém durante o processo de busca.

CAPÍTULO 5

Metodologias Desenvolvidas para Ajuste Coordenado de Controladores

5.1 Considerações Gerais

Para uma sintonização ótima dos parâmetros dos controladores do sistema de excitação de cada gerador, diversas condições de operação crítica do *SEP* deveram ser consideradas.

Dessa maneira, se garante um funcionamento robusto dos estabilizadores amortecendo rapidamente as oscilações eletromecânicas instáveis pós-distúrbio em todos aqueles cenários possíveis de operação pré-estabelecidos, e inclusível para uma ampla gama de pontos de operação não considerados. O ajuste dos *RAT* também deverá ter em conta grandes solicitações de corrente de campo em situações de máximo carregamento.

Antes de se passar à descrição da metodologia de ajuste coordenado propriamente dito será apresentada a técnica de ajuste do *RAT* desenvolvida no presente trabalho. Depois, nas subseções mais adiante, serão descritas as metodologias de ajuste coordenado usando *Algoritmos Genéticos (AG)*, e *Enxame de Partículas (PSO)*. Na última última parte deste capítulo será descrita a plataforma computacional utilizada para desenvolvimento das metodologias de ajuste coordenado proposto.

5.2 Ajuste do Regulador de Tensão

A técnica de ajuste do *RAT* baseia-se na *resposta transitória* da tensão terminal do gerador, fornecida através da simulação no tempo, quando se aplica uma pequena variação incremental em degrau à tensão de referência na entrada do regulador do sistema de excitação.

Na técnica de ajuste proposta monta-se uma rede independente para cada grupo de máquinas, constituída de uma reatância em série com uma barra infinita (fonte de tensão constante), como se mostra na **Figura 5.1**.

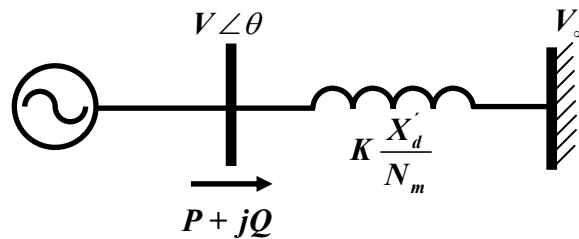


Figura 5.1: Sistema *Máquina* conectada a *Barra Infinita* montado para ajuste do *RAT*.

O valor da reatância da linha de transmissão considera o valor da reatância transitória do eixo direito X'_d do gerador como referência, multiplicada por um determinado fator K e dividido pelo número de máquinas N_m existentes no grupo (ANATEM, 1999). Na inicialização do modelo é considerada que a tensão e o despacho de cada grupo são os mesmos do fluxo de potência original. A tensão na barra infinita é calculada para satisfazer estas condições.

Dessa maneira, o ajuste do *RAT* é feito com a máquina em carga, onde o fator K da reatância da linha serve para determinar a maior ou menor influência da carga (despacho do grupo de geradores) na rede. No presente trabalho, foi utilizado um valor de K igual à unidade ($K = 1$).

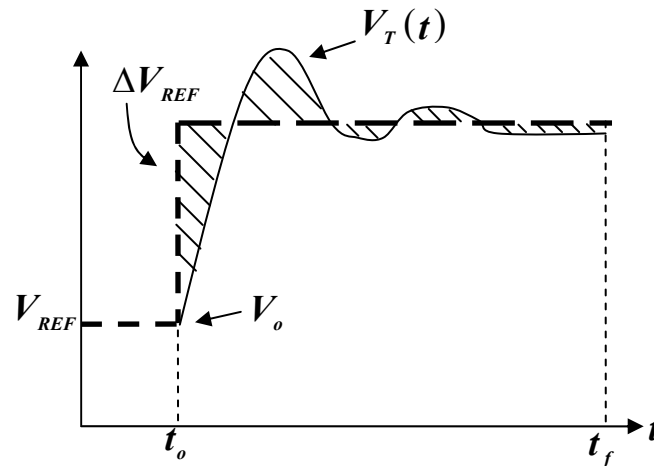


Figura 5.2: Área de Integração da Resposta Transitória.

A simulação da variação em degrau da tensão de referência do *RAT*, começa a partir da tensão terminal do gerador V_0 , correspondente ao valor de tensão num determinado estado de equilíbrio do sistema (estado de regime permanente).

Dessa maneira, na técnica de ajuste implementada, o índice que mede a qualidade do ajuste dos parâmetros corresponde à *Área de Integração da Resposta Transitória* (A_I) representada na **Figura 5.2**.

A *Área de Integração da Resposta Transitória* A_I é calculada como a diferença entre a área devida à tensão de referência V_{REF} e a área associada à resposta transitória da tensão terminal $V_T(t)$ quando foi aplicado degrau sobre o valor da tensão de referência.

Dessa maneira, em comparação com os outros métodos já descritos, se reduz o número de índices necessários a ter em conta para determinar quantitativamente um bom ajuste.

Assim, valores maiores de A_I determinam uma resposta oscilatória com amplitude crescente (instável) ou uma resposta muito lenta (valor monotonicamente crescente de $V_T(t)$), enquanto que valores cada vez menores determinam respostas mais rápidas e mais amortecidas. Além disso, facilita-se o desenvolvimento de um algoritmo automático e rápido para a sintonização dos reguladores de tensão, objetivo desta metodologia.

A partir da **Figura 5.3** se descreve a metodologia computacional para o cálculo da área de integração, A_I :

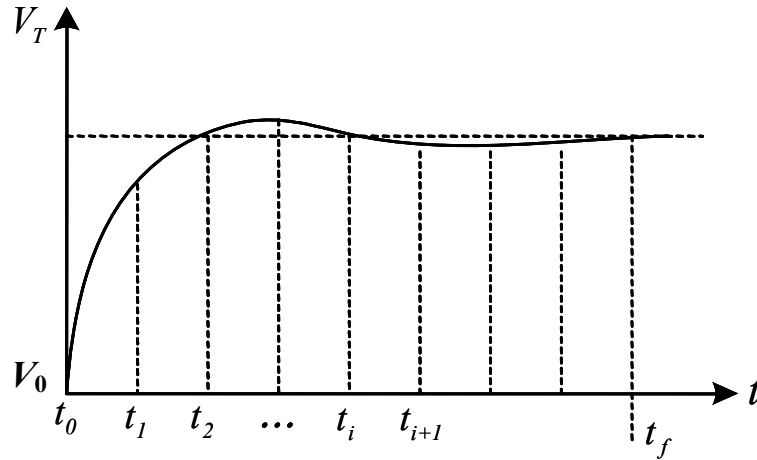


Figura 5.3: Cálculo da Área de Integração da Resposta Transitória.

Assim, para o cálculo do índice A_I é utilizado a *Integral Definida* entre os limites de integração correspondentes ao tempo inicial, t_0 , e o tempo final, t_f , da simulação temporal, conforme descreve a equação (5.1) a seguir:

$$A_I = \int_{t_0}^{t_f} (V_{REF} - V_T(t)) \cdot dt = V_{REF} \cdot (t_f - t_0) - \int_{t_0}^{t_f} V_T(t) \cdot dt \quad (5.1)$$

Computacionalmente, a expressão matemática (5.1), quando se tem pequenos passos de integração, pode ser re-escrita da seguinte maneira:

$$A_I = V_{REF} \cdot (t_f - t_0) - \sum_{i=t_0}^{t_f} V_T(i) \cdot \Delta t \quad (5.2)$$

Dessa maneira, quanto menor for Δt o valor calculado na expressão (5.2) estará mais próximo ao valor de A_I calculado através da equação (5.1), para os mesmos limites de integração.

5.3 Ajuste Coordenado do Sistema de Excitação

O problema de ajuste simultâneo de reguladores e estabilizadores, considerando diversos pontos de operação, pode ser posto na forma de um *Problema de Otimização Multi-Objetivo* para o qual os objetivos a serem otimizados correspondem à *Area de Integração*, A_I , associado ao *RAT*, e ao mínimo coeficiente de amortecimento, ξ_{min} , calculado a partir do *SEP* linearizado, considerando diversos cenários possíveis de operação.

Dessa maneira, no presente trabalho foram desenvolvidas duas metodologias que usam *Algoritmos Genéticos* para ajuste coordenado de sistemas de excitação. A robustez dessas metodologias está baseada na consideração de um conjunto de condições de operação pré-estabelecida para o *SEP* em estudo, durante o processo de ajuste dos estabilizadores. As duas metodologias estão diferenciadas principalmente na forma como é avaliada a função de aptidão de cada *indivíduo* (solução factível).

Porém, foi utilizado um segundo algoritmo metaheurístico denominado *Enxame de Partículas (PSO)* para o desenvolvimento de uma técnica de sintonização simultânea dos parâmetros dos controladores (*RAT* e *ESP*) do sistema de excitação de cada gerador do *SEP* considerado.

Assim, o primeiro objetivo a ser otimizado associa o ajuste independente do *RAT*, conforme foi visto na subsecção anterior. A expressão matemática dessa função é mostrada a seguir:

$$F_1 = \frac{1}{(A_I)_{\max}} \quad (5.3)$$

onde $(A_I)_{\max}$ representa o valor máximo da área de integração selecionada do conjunto de máquinas do *SEP* em cada uma das quais o *RAT* está sendo ajustado. Então, o valor numérico de F_1 corresponde ao valor mínimo entre as inversas das áreas de integração calculadas conforme descrita na equação (5.2). Portanto, o objetivo é maximizar F_1 .

A segunda função objetivo relaciona os parâmetros do *ESP* com o mínimo amortecimento calculado a partir da matriz de malha fechada, representando ao *SEP* linearizado incluindo os estabilizadores, em cada ponto de operação considerado, conforme descrito na seguinte expressão matemática:

$$F_2 = \zeta_{\min} \quad (5.4)$$

onde ζ_{\min} representa o mínimo valor do coeficiente de amortecimento selecionado dentre todos os coeficientes calculados a partir da matriz de malha fechada determinada para cada ponto de operação pré-estabelecido.

Dessa maneira, seja p o número de estabilizadores que deverão ser ajustados, e seja n a dimensão da matriz de malha fechada do *SEP* linearizado, e m corresponde ao número de condições de operação consideradas para o ajuste coordenado. Portanto, serão calculados $m \times (n+3 \cdot p)$ autovalores⁵, sendo m o número de cenários possíveis de operação do *SEP* em estudo e a expressão entre parêntese provem da dedução da dimensão da matriz de malha fechada do Capítulo 2.

Então, para cada um desses autovalores é determinado o seu correspondente coeficiente de amortecimento. Conforme é descrito na equação (5.4), será selecionado dentre todos esses coeficientes aquele que tem o menor valor numérico possível.

5.3.1 Ajuste Coordenado usando *AG*

Nesta subseção será descrita a metodologia de ajuste simultâneo de reguladores e estabilizadores, considerando diversas condições de operação do *SEP* em estudo, baseado nos *AG*.

Na descrição dessa metodologia serão apresentadas, primeiramente, as diferentes estruturas consideradas para o *indivíduo*. Depois, será descrita a obtenção da população inicial; quais são as metodologias de avaliação de cada *indivíduo*; o tipo de operadores probabilísticos utilizados; e finalmente, o pseudocódigo de cada metodologia de ajuste.

⁵ No presente trabalho, para o cálculo de autovalores utilizou-se o algoritmo *QR*. Dessa maneira, para cada *indivíduo* são calculados todos os autovalores da matriz A_F (sistema de malha fechada) para todos os pontos de operação pré-estabelecidos.

5.3.1.1 Estrutura do *Indivíduo*

O *cromossomo* associado a cada *indivíduo*, com o qual o *AG* trabalha na procura do melhor conjunto de parâmetros para os *RAT* e os *ESP* a serem projetados, está representado na **Figura 5.4**:

K_{A1}	T_{A1}	K_{ESP1}	α_{ESP1}	ω_{ESP1}	...	K_{Ap}	T_{Ap}	K_{ESPp}	α_{ESPp}	ω_{ESPp}
----------	----------	------------	-----------------	-----------------	-----	----------	----------	------------	-----------------	-----------------

Figura 5.4: Estrutura do *indivíduo* (TIPO I).

Na representação deste *cromossomo*, foi utilizada codificação real para representar os parâmetros dos controladores. Nessa estrutura cada conjunto de cinco parâmetros está associado a uma determinada máquina. Os dois primeiros parâmetros pertencem ao *RAT*, e o resto (os três últimos parâmetros) estão associados ao *ESP*. Esta primeira estrutura do *cromossomo* foi denominada estrutura TIPO I.

Porém, foram montadas mais duas estruturas para o *cromossomo* visando analisar o desempenho do *AG* no ajuste coordenado de controladores utilizando diferentes arranjos, como mostram as **Figuras 5.5 e 5.6**.

K_{A1}	T_{A1}	...	K_{Ap}	T_{Ap}	K_{ESP1}	α_{ESP1}	ω_{ESP1}	...	K_{ESPp}	α_{ESPp}	ω_{ESPp}
----------	----------	-----	----------	----------	------------	-----------------	-----------------	-----	------------	-----------------	-----------------

Figura 5.5: Estrutura do *indivíduo* (TIPO II).

K_{A1}	...	K_{Ap}	T_{A1}	...	T_{Ap}	K_{ESP1}	...	K_{ESPp}	ω_{ESP1}	...	ω_{ESPp}	α_{ESP1}	...	α_{ESPp}
----------	-----	----------	----------	-----	----------	------------	-----	------------	-----------------	-----	-----------------	-----------------	-----	-----------------

Figura 5.6: Estrutura do *indivíduo* (TIPO III).

No arranjo TIPO II a estrutura do *cromossomo* foi organizada colocando primeiramente parâmetros associados aos *RAT* de tal forma que cada dois parâmetros estejam associados a uma determinada máquina de geração. Seguidamente, no resto do *cromossomo*, foram posicionados os parâmetros correspondentes aos estabilizadores, de tal forma que cada três parâmetros correspondam a um determinado gerador.

Na última estrutura do *cromossomo* (arranjo TIPO III) os parâmetros foram organizados agrupando em cada conjunto um determinado parâmetro pertencente ao *RAT*, ou associado ao *ESP*. Dessa forma, cada parâmetro em cada um desses conjuntos pertence a uma determinada máquina.

5.3.1.2 População Inicial

O *AG* inicia o processo de busca com uma população de N *indivíduos* (soluções factíveis). A população inicial é construída da seguinte maneira:

1. São gerados aleatoriamente $N - 1$ *indivíduos*. Isto é, determina-se de forma aleatória os $5 \times p$ parâmetros de cada *cromossomo* associado ao *indivíduo* i ; onde, p indica o número de máquinas de geração a serem ajustadas, e $i \in \{1, 2, \dots, N - 1\}$;
2. O *indivíduo* restante é determinado utilizando o *Critério de Nyquist* (descrito no **Apêndice A**) para ajustar os parâmetros dos estabilizadores. No processo de ajuste todos os parâmetros do *RAT* se mantêm fixos em valores pré-determinados, bem como o valor numérico do ganho do estabilizador. Portanto, são ajustados os parâmetros correspondentes ao bloco de compensação de cada estabilizador considerando, todos os pontos de operação previamente estabelecidos dando robustez à técnica de ajuste.

5.3.1.3 Avaliação da Função de Aptidão

Após a geração dos $N - 1$ *indivíduos* na população inicial cada um dessas possíveis soluções são avaliadas. A avaliação desses *indivíduos* consiste na determinação do valor numérico de cada um dos objetivos descritos acima (funções F_1 e F_2), bem como o cálculo do valor numérico da função de aptidão que será efetivamente considerado no processo de otimização.

Como foi descrito, primeiramente é executado uma simulação completa para obter a resposta transitória de cada gerador com o seu correspondente *RAT* através da montagem do sistema descrito na **Figura 5.2**. Depois são calculadas as *áreas de integração* para cada gerador selecionado, e finalmente, escolhendo o máximo valor de entre todas as áreas A_i calculadas, determina-se a função $F_1(\cdot)$.

Uma vez calculado a primeira função objetivo é determinado o valor numérico da função $F_2(\cdot)$ para cada um dos *indivíduos* da população. No cálculo da função $F_2(\cdot)$ são utilizados os parâmetros já determinados para o *RAT*. Com os parâmetros fornecidos pelo *AG* para cada *ESP*, cada um deles é ligado a sua correspondente máquina formando um sistema de malha fechada.

Uma vez que cada estabilizador estiver ligado ao gerador correspondente, o sistema de potência é linearizado em cada ponto de operação considerado; e, em cada um desses cenários são calculados todos os autovalores através do algoritmo *QR*.

Depois de ter calculado os autovalores, considerando o conjunto de condições de operação pré-estabelecido, são determinados os coeficientes de amortecimento, cada um deles associado ao autovalor correspondente. Finalmente, a função objetivo F_2 é calculada conforme descrito na equação (5.4).

Dependendo do tipo de metodologia utilizada para o cálculo da função de aptidão será obtida uma única solução, ou uma família de soluções de ajuste ótimas, para cada execução do *AG*.

Assim, com a utilização do *AG Multi-Objetivo* baseada na *Soma Ponderada* das funções objetivos (*AGSP*) é determinado, no final do processo de otimização, uma única solução de ajuste. A expressão matemática para o cálculo da função de aptidão é expressa a seguir:

$$F_i = a_1 \cdot \frac{F_{1_i}}{F_{1_{max}}} + a_2 \cdot \frac{F_{2_i}}{F_{2_{max}}} \quad (5.5)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o número de *indivíduos* na população.

Na equação (5.5), $F_{1 \max}$ e $F_{2 \max}$, são os valores máximos das funções F_1 e F_2 , respectivamente, determinados na população na iteração correspondente. Dessa maneira, a função de aptidão $F(\cdot)$ está normalizado para diminuir o máximo possível a influência de um termo sobre o outro, durante o processo de busca, evitando assim estagnação prematura num ótimo local.

Mas, quando é utilizado o algoritmo *AG*, baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*, é obtido, no final da execução do algoritmo, uma família de soluções ótimas, e não uma única solução como no caso anterior.

Dessa maneira, o *MORD* (*Multi-Objective Ranking Dominated*), cujo pseudocódigo foi descrito no Capítulo 3 (**Figura 3.14**), fornece um conjunto de soluções ótimas no final do processo de otimização. A função de aptidão correspondente é calculada da maneira descrita no mencionado pseudocódigo.

Dessa maneira, todas essas soluções ótimas (soluções não dominadas) são guardadas, em cada geração, num outro conjunto denominado *Frente de Pareto*. A *Frente de Pareto* é atualizada em cada iteração (geração) do *AG* porque pode acontecer que novas soluções dominem àquelas já existentes. Dessa maneira, todos os *indivíduos* já existentes na *Frente de Pareto* que sejam dominados, pelas novas soluções encontradas, são eliminados.

5.3.1.4 Operadores Probabilísticos do *AG*

O processo evolutivo do *AG*, se faz através de três operadores básicos: a) Operador de *Seleção*; b) Operador de *Cruzamento*; c) Operador de *Mutação*. Esses operadores são aplicados após a geração da população inicial, em cada geração (iteração).

No presente trabalho, foi utilizado um operador de *Seleção* tipo *Torneio Estocástico*, com cinco *indivíduos* no torneio; isto é, primeiramente são selecionados aleatoriamente cinco indivíduos da população, e depois, aquele *indivíduo* com maior valor numérico da função de aptidão, é selecionado. O processo de seleção continua até completar N *indivíduos*.

Depois da *Seleção*, são escolhidos $\frac{N}{2}$ pares de *indivíduos* dentre aqueles selecionados. Sobre cada um desses pares de indivíduos, segundo uma frequência de atuação (denominado *probabilidade de cruzamento*, p_c) é aplicado o *Operador de Cruzamento* a partir do qual são determinado dois novos *indivíduos*.

Em cada par de *indivíduos*, é selecionado aleatoriamente dois pontos de corte a partir dos quais, os componentes de cada *indivíduo* serão intercambiados entre si formando assim um novo par de *indivíduos*; ou seja, foi utilizado o *Operador de Cruzamento com Dois Pontos de Corte*.

No *Operador de Mutação* são percorridos todos os parâmetros do *cromossomo* de cada *indivíduo*, e segundo uma probabilidade muito pequena (fazendo analogia com a *Natureza*) se faz a alteração do valor do parâmetro numa determinada posição escolhida para mutar.

Mas, no presente trabalho, duas metodologias de variação da probabilidade de mutação foram adotadas. Assim, a probabilidade de mutação é grande no início da execução do *AG* (p_m^{\max}), mas, decresce ao longo do processo de otimização até atingir um valor mínimo (p_m^{\min}).

As duas metodologias de variação da probabilidade de mutação implementadas são descritas através das seguintes expressões matemáticas:

$$p_m^t = p_m^{\max} \cdot e^{-A \cdot (t-1)} \quad (5.6)$$

onde p_m refere-se a probabilidade de mutação, e t indica a contagem de gerações. Além disso, o decrescimento da probabilidade é determinístico.

Na expressão matemática (5.6), o coeficiente A corresponde a um quociente descrito na seguinte equação:

$$A = \frac{\log\left(\frac{p_m^{\max}}{p_m^{\min}}\right)}{N} \quad (5.7)$$

Também foi desenvolvida uma metodologia de variação da probabilidade de mutação do tipo adaptativo, conforme descrito na seguinte equação:

$$p_m^t = a \cdot \left(\frac{1 - f_{avg}^t}{f_{max}^t} \right) + p_m^{\min} \quad (5.8)$$

onde, f_{avg}^t e f_{max}^t correspondem à função de aptidão médio e à função de aptidão máxima da população, respectivamente, na geração t ; e, o coeficiente $a = p_m^{\max} - p_m^{\min}$.

Portanto, a expressão matemática (5.8) implica um processo adaptativo da probabilidade de mutação ao *Desvio Padrão* da população; isso significa que, se existem na população muitos indivíduos com altos valores para a função de aptidão correspondente, o valor de f_{avg}^t será alto, e em consequência, o valor da probabilidade de mutação será pequena; porém, se existe ainda muita diversidade na população o valor de f_{avg}^t será pequeno, e dessa maneira, o valor da probabilidade de mutação será grande.

5.3.1.5 Pseudocódigo do Algoritmo de Ajuste Coordenado usando AG

A metodologia de ajuste coordenado usando o algoritmo de *AG Multi-Objetivo* (*AGMO*), desenvolvida no presente trabalho, é descrita a través de um *pseudocódigo*, cujos passos são descritos a seguir:

Passo 1. Inicializar cada componente de cada *indivíduo* i , sendo que $i \in \{1, 2, \dots, N - 1\}$. Os valores numéricos, que cada parâmetro pode assumir, estão restritos a valores mínimos e máximos, como são descritos a seguir:

$$\left. \begin{aligned} K_{A \min} &\leq K_A \leq K_{A \max} && (p.u.) \\ T_{A \min} &\leq T_A \leq T_{A \max} && (s) \\ K_{ESP \min} &\leq K_{ESP} \leq K_{ESP \max} && (p.u.) \\ \alpha_{ESP \min} &\leq \alpha_{ESP} \leq \alpha_{ESP \max} \\ \omega_{ESP \min} &\leq \omega_{ESP} \leq \omega_{ESP \max} && (rad / s) \end{aligned} \right\} \quad (5.9)$$

O *indivíduo* faltante é fornecido através de uma metodologia de ajuste de estabilizadores baseado no *Critério de Nyquist*. Neste caso, os ganhos de todos os *RAT* são assumidos iguais aos seus valores máximos ($K_A = K_{A \max}$), e as constantes de tempo foram fixados no valor de $T_A = 0,05 \text{ s}$.

Passo 2. Uma vez determinado os valores das componentes de cada *indivíduo* da população, procede-se à avaliação da função de aptidão:

Utilizando AGSP. São calculadas, para cada *indivíduo*, as funções objetivos F_1 e F_2 , conforme descrito nas equações (5.3) e (5.4) respectivamente. A função de aptidão $F_i(\cdot)$ para cada *indivíduo* i é determinado através da equação (5.5), onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$.

Utilizando MORD. São calculadas, para cada *indivíduo*, as funções objetivos F_1 e F_2 , conforme descrito nas equações (5.3) e (5.4) respectivamente. Utilizando as *Regras de Dominância de Pareto* é determinado o nível de dominância de cada solução (*indivíduo*). A função de aptidão, que o *AG* vai maximizar, é calculado conforme descrito na **Figura 3.2**.

Então, todos aqueles *indivíduos* cujo nível de dominância seja igual a zero são guardados numa outra população denominada *Frente de Pareto*. A *Frente de Pareto* é atualizada em cada geração.

Passo 3. Depois, são aplicados os operadores probabilísticos do *AG*, para obter novos *indivíduos*, próximos à solução ótima global.

Passo 4. Índices estatísticos são calculados para observar a evolução do *AG*. Comumente, os índices calculados em cada geração são: a) máximo valor encontrado para a função de aptidão; b) mínimo valor da função de aptidão; c) Valor numérico médio para a função de aptidão, considerando toda a população; d) *Desvio padrão*. O processo de otimização termina quando algum critério de parada é satisfeito. No presente trabalho, o critério de parada considerado corresponde a um número máximo de gerações (iterações).

Passo 5. Se não for satisfeito o critério de parada, então passa-se a executar novamente o Passo 2.

Com a finalidade de descrever melhor o algoritmo *AGSP* (Algoritmo Genético Multi-Objetivo baseado na Soma Ponderada dos objetivos) proposto para ajuste coordenado de controladores, será apresentado na **Figura 5.7** um *fluxograma* do algoritmo.

Como pode ser observado nesse *fluxograma*, a geração da população inicial implica na criação, de forma aleatória, de N cromossomos (conforme apresentado nas **Figuras 5.4, 5.5 e 5.6**). Os valores numéricos associados a esses parâmetros são gerados aleatoriamente respeitando os limites pré-estabelecidos conforme equação (5.9).

O cálculo da função objetivo $F_1(\cdot)$ começa com o cálculo das p *Áreas de Integração* (A_I), associada a cada máquina de geração. Então, depois é selecionado o maior valor numérico entre aquelas, e em seguida é calculado a inversa da A_I selecionada.

A segunda função objetivo, $F_2(\cdot)$, calcula primeiramente todos os coeficientes de amortecimento, ξ , provenientes dos autovalores correspondentes da matriz de malha fechada determinada para cada cenário de operação pré-estabelecido. Depois, é selecionado o mínimo valor de coeficiente de amortecimento considerando as m condições de operação.

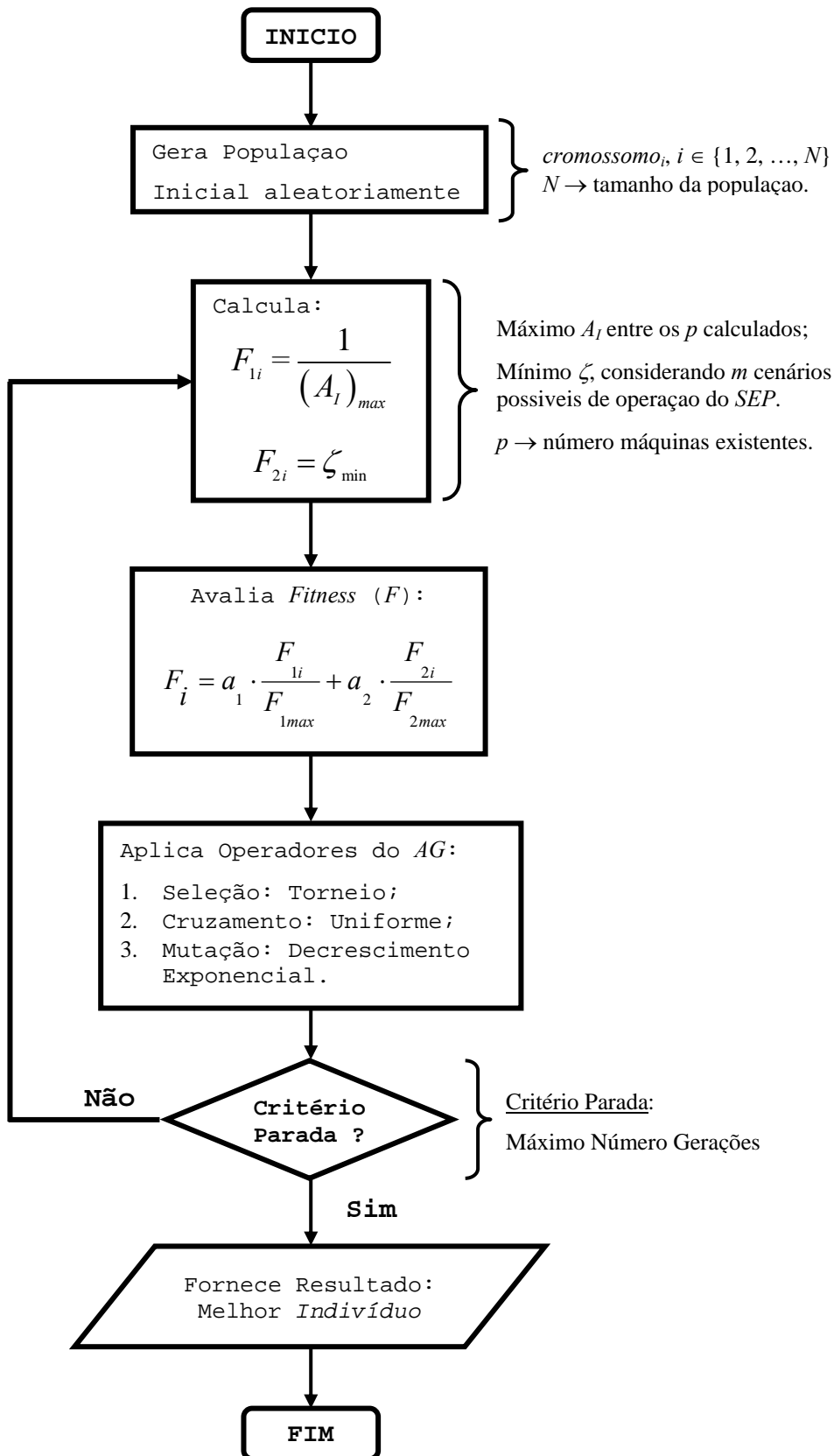


Figura 5.7: Fluxograma do AG Multi-Objetivo baseado na Soma Ponderada de Objetivos (AGSP).

Imediatamente depois de serem calculadas as funções objetivos, para cada indivíduo da população, é avaliada a função de aptidão conforme indicado no *fluxograma*. Nesse *fluxograma* pode ser observado que a função de aptidão está normalizada..O critério de parada do algoritmo, utilizado no presente trabalho, corresponde a um máximo número de gerações estabelecido previamente.

Da mesma maneira, na **Figura 5.8** é apresentado o *fluxograma* do algoritmo *MORD* desenvolvido. O *MORD* corresponde ao *AG* adaptado para Problemas de Otimização Multi-Objetivo baseado nas *Regras de Dominância de Pareto*.

Na atualização da *Frente de Pareto* verifica-se se os novos *indivíduos* dominam àqueles já existentes e viceversa. Então, aqueles *indivíduos* dominados são eliminados desse conjunto.

Uma outra característica que deve ser considerado neste algoritmo consiste em que a *Frente de Pareto* vai acumulando *indivíduos* ao longo de processo de otimização, significando que o processo de verificação e cálculo da dominância nas duas populações através da aplicação das *Regras de Dominância de Pareto* vai requerindo do processador mais recursos computacionais. Portanto, a convergência para soluções ótimas vai tornando-se mais demorada. Por essa razão, é necessário limitar o tamanho da *Frente de Pareto*. No presente trabalho, o número máximo de indivíduos viáveis (não dominados e não comparáveis) depende do tipo de *SEP* utilizado para teste.

Utiliza-se também neste algoritmo, o mesmo critério de parada do *AGSP*. Assim, uma vez satisfeito o critério de parada o algoritmo fornece como solução à *Frente de Pareto* atualizada por última vez.

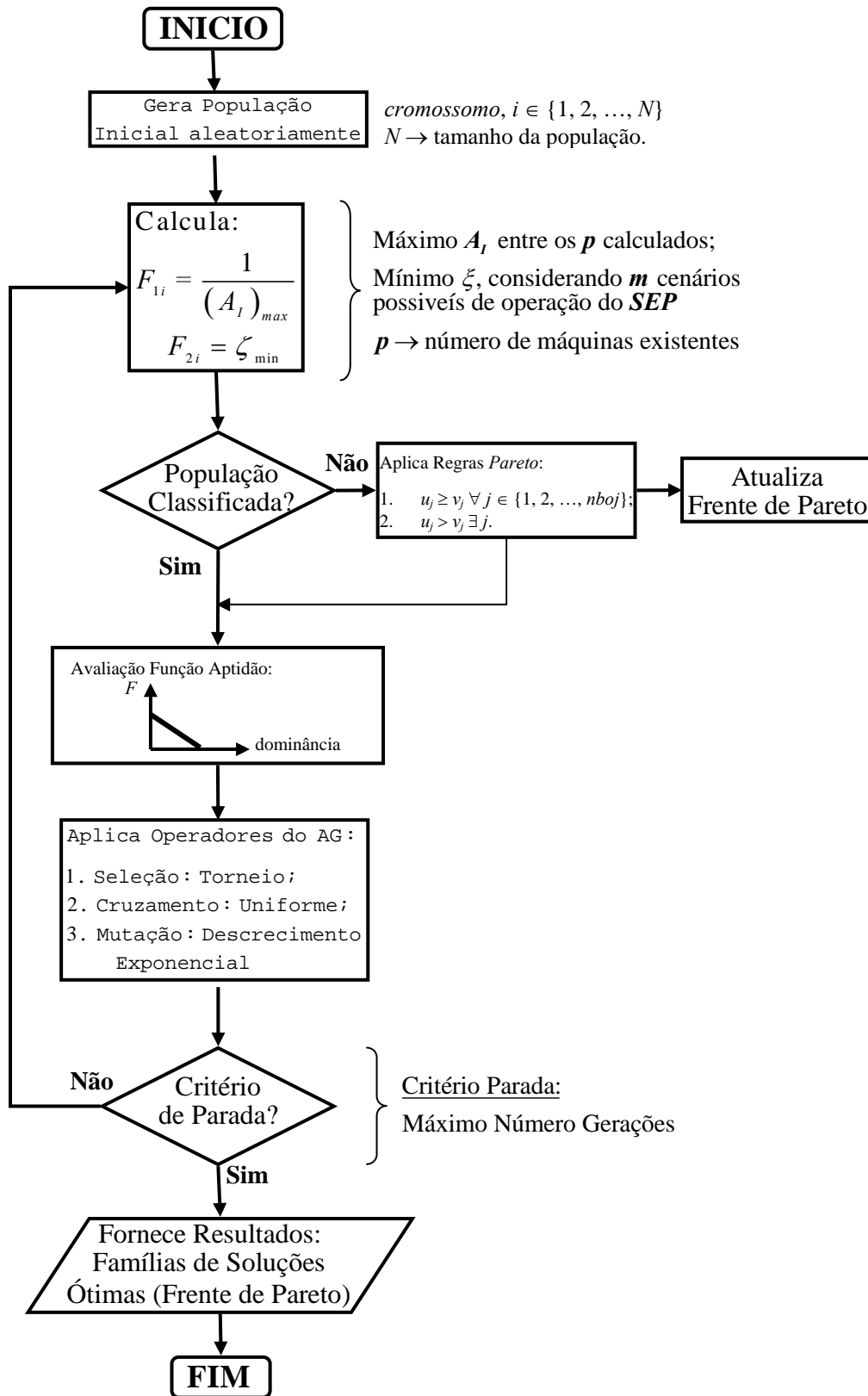


Figura 5.8: Fluxograma do AG Multi-Objetivo usando Regras de Pareto (MORD).

5.3.2 Ajuste Coordenado usando *Enxame de Partículas (PSO)*

Nesta subseção será descrita a metodologia de ajuste simultâneo de reguladores e estabilizadores, considerando diversas condições de operação de um determinado *SEP*, baseado no *PSO*. Aqui também são consideradas os três tipos de arranjos para as partículas, já descritos nas **Figuras 5.4, 5.5 e 5.6**. Esses parâmetros representam a posição da partícula no espaço de busca. Além da posição, cada partícula precisa ter uma velocidade que indique a direção e rapidez de avanço para outras posições no espaço de busca. Portanto, também será definido entre que limites o *PSO* pode fornecer valores para as velocidades das correspondentes partículas.

Depois da descrição anterior, serão apresentadas as regras que permitem obter uma nova partícula. Em seguida será apresentada a metodologia proposta para a atualização da *melhor posição individual* correspondente a cada partícula e da *melhor posição global* do *enxame*.

Esta subseção finalizará com a descrição do *PSO* adaptado para problemas de otimização multi-objetivo, e aplicado ao problema de ajuste coordenado de controladores do *SEP* em estudo.

5.3.2.1 Estrutura de cada Partícula

O vetor de parâmetros, associado a cada partícula, que representa a posição no espaço de busca segue a mesma estrutura descrita nas **Figuras 5.5, 5.6 e 5.7**. Além disso, como já foi mencionado, a cada partícula lhe é atribuída também um vetor de velocidades. Cada velocidade está associada a cada parâmetro; assim, o vetor de velocidades tem a mesma dimensão do que o vetor de parâmetros.

O valor numérico associado a cada velocidade está restrito entre determinados limites, os quais são definidos através da equação (5.2), apresentado no Capítulo 2. Então, no *PSO* as partículas se deslocam no espaço de busca restritos a determinados limites de velocidade, restringindo a área coberta de busca na sua vizinhança.

5.3.2.2 Inicialização do *Enxame*

No início do processo de otimização, o *PSO* gera aleatoriamente $N - 1$ *partículas*; quer dizer, são inicializados cada um dos componentes das estruturas mostradas nas **Figuras 5.4, 5.5 e 5.6** (dependendo do vetor de parâmetros utilizado no *PSO*). Esses parâmetros são gerados aleatoriamente entre limites máximo e mínimo.

A *partícula* restante é determinada através do *Critério de Nyquist* para ajuste de estabilizadores, considerando o conjunto de condições de operação pré-estabelecida. Portanto, segue a mesma regra de determinação da população inicial descrita para o *AG*.

5.3.2.3 *PSO* adaptado para Problemas Multi-objetivo

Após a geração das $N - 1$ *partículas* passa-se a determinar a *melhor posição individual* de cada *partícula* e a *melhor posição global* do *enxame*. A maneira como é atualizada, em cada iteração, cada uma das melhores posições determina o tipo de metodologia a ser utilizada para adaptação do *PSO* para problemas de otimização multi-objetivo.

No presente trabalho, foram desenvolvidos dois tipos de *PSO* para otimização simultânea de diferentes objetivos. O primeiro, corresponde à soma ponderada dos objetivos, e o segundo tipo utiliza as *Regras de Dominância de Pareto*.

No primeiro tipo de *PSO* Multi-Objetivo, calcula-se a função objetivo da seguinte maneira:

$$F_i = a_1 \cdot F_{1i} + a_2 \cdot F_{2i} \quad (5.10)$$

onde $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, sendo N o número de *partículas* no *enxame*.

Porém, observando a expressão matemática (5.10), se percebe que a função de aptidão aqui considerada difere daquela calculada no *AG* em que não existe normalização dos objetivos. A razão disso é simplesmente porque no momento da atualização a melhor função de aptidão da nova partícula possui o mesmo valor daquela associada à *melhor posição global* do *enxame* da iteração anterior, portanto, esta última posição nunca seria atualizada.

Calculada a função de aptidão associada a cada partícula, no *PSO* baseada na soma ponderada dos objetivos, se atualiza a *melhor posição individual* associada a cada partícula. A *melhor posição individual*, determinada para cada partícula, é denominada *pbest* (símbolo utilizado na literatura).

Na atualização do *pbest* de cada partícula, é comparado o valor da função de aptidão da nova partícula com o *pbest* correspondente da iteração anterior. Se o valor numérico da função de aptidão da nova partícula é superior então o *pbest* correspondente é atualizado. Para atualização da *melhor posição global* procede-se de uma maneira análoga, selecionando primeiramente a melhor função de aptidão entre as novas partículas determinadas para depois compara-la com o valor numérico daquela associada com a *melhor posição global* da iteração anterior. Se for superior, se realiza a atualização da *melhor posição global*, *gbest* (símbolo utilizado na literatura).

Uma vez definidas as melhores posições, individual e global, aplica-se sobre cada partícula a expressão matemática (4.1) que descreve o deslocamento das partículas no *PSO*, obtendo dessa maneira, novas soluções de ajuste coordenado.

O *PSO* Multi-Objetivo baseada na *Soma Ponderada (MOPSO_{sp})* dos objetivos, descrito nos parágrafos anteriores, fornece no final do processo de otimização uma única solução ótima de ajuste coordenado.

Porém, no *PSO* Multi-Objetivo baseado nas *Regras de Dominância de Pareto* o *melhor individual* e o *melhor global* são atualizadas em cada iteração de uma maneira bem diferente do procedimento descrito para o *MOPSO_{sp}*. No presente trabalho, o *PSO* desenvolvido corresponde a uma variante da metodologia descrita em (MOORE, 1999).

A variante correspondente consiste na atualização da *melhor posição individual* de cada partícula, na qual cada uma delas mantém como *melhor posição individual* a última posição (solução) não dominada encontrada.

O *PSO* Multi-Objetivo baseado nas *Regras de Dominância de Pareto* (*MOPSO_{fp}*), fornece no final do processo de otimização uma família de soluções ótimas de ajuste coordenado associadas à última atualização das *melhores posições globais* do *enxame*.

5.3.2.4 Pseudocódigo do Algoritmo de Ajuste Coordenado usando *PSO*

A metodologia de ajuste coordenado usando o *PSO Multi-Objetivo*, é descrita a través de um *pseudocódigo*, cujos passos são apresentados a seguir:

PASSO 1. Inicializar em forma aleatória todos os parâmetros associados a cada *partícula* i , sendo $i \in \{1, 2, \dots, N - 1\}$, considerando qualquer um dos arranjos descritos nas **Figuras 5.4, 5.5 e 5.6**.

Os valores numéricos, que cada componente pode assumir, estão restritos a valores mínimos e máximos, conforme descrito na equação (5.9).

Para completar as N partículas do *enxame*, a partícula faltante é determinada através do *Critério de Nyquist* para ajuste de estabilizadores. Neste caso, os parâmetros de todos os *RAT* são conhecidos, e então, são inseridos na linearização do *SEP* em estudo, considerando todos os pontos de operação pré-estabelecidos dando robustez ao ajuste.

Imediatamente depois, são calculadas as velocidades máximas e mínimas associada a cada partícula, através da expressão matemática (5.2). Como pode ser observado nessa equação, para determinar a expressão da velocidade máxima são consideradas os limites mínimos e máximos do correspondente parâmetro.

Considerando os valores limites definidos para cada velocidade, é determinado em forma aleatória o valor numérico da velocidade associada à partícula correspondente.

Passo 2. Uma vez determinado os valores das componentes e das velocidades associados para cada partícula do *exame*, procede-se à avaliação da correspondente função de aptidão:

Utilizando o $MOPSO_{sp}$. O processo de busca da solução ótima se faz da mesma maneira conforme descrito no pseudocódigo apresentado na **Figura 4.2**. Nesse pseudocódigo se descreve a um *PSO* genérico utilizado na otimização mono-objetivo.

Porém, para adaptar aquele *PSO* genérico de tal forma que seja capaz de otimizar *Problemas Multi-Objetivos (PMO)* a função de aptidão, de cada partícula, é determinada através da soma ponderada dos objetivos de interesse, conforme descrito na equação (5.5).

Quando finaliza o processo de otimização, depois de satisfazer um critério de parada, o algoritmo fornece uma única solução ótima. Essa solução ótima corresponde à última atualização que a *melhor posição global* teve.

Utilizando o $MOPSO_{fp}$. Concretamente, baseada na técnica de otimização multi-objetivo desenvolvida em (MOORE, 1999).

Da mesma maneira, se tem um conjunto de partículas não dominadas correspondente às *melhores posições globais* do *exame*. A *melhor posição individual* de cada partícula corresponde à última posição não dominada da mesma. Então, as *Regras de Dominância de Pareto* são aplicadas em cada iteração para atualizar a lista das *melhores posições globais (Frente de Pareto)* e a *melhor posição individual* de cada partícula.

Passo 3. Após a determinação da melhor posição individual de cada partícula e a melhor posição global do enxame, no caso do $MOPSO_{sp}$, e, a *melhor posição individual* não dominada e a lista das *melhores posições globais*, no caso do $MOPSO_{fp}$; cada uma das partículas do *enxame* é atualizada segundo a expressão matemática do deslocamento (4.1).

Passo 4. Índices estatísticos são calculados para observar a evolução do *PSO*. Comumente, os índices calculados em cada iteração são: a) máximo valor encontrado para a função aptidão; b) mínimo valor encontrado para a função aptidão; c) valor médio das funções de aptidão considerando todo o *enxame*. Porém, na estatística correspondente ao $MOPSO_{fp}$ são consideradas também o número de partículas não dominadas obtidas em cada iteração.

O processo de otimização termina quando algum critério de parada é satisfeito. No presente trabalho, o critério de parada corresponde a um número máximo de iterações a ser executada.

Passo 5. Se ainda não for satisfeito o critério de parada, então se passa a executar novamente o Passo 2.

Também para estes algoritmos será apresentado o *fluxograma* correspondente. O primeiro *fluxograma* corresponde ao algoritmo $MOPSO_{sp}$ proposto para ajuste coordenado de controladores.

Como pode ser observado, no início do processo de otimização a *melhor posição individual* ($pbest_i$, $i \in (1, 2, \dots, N) \mid N$ tamanho do *Enxame*) de cada partícula, gerada aleatoriamente, é ela própria. Essa ação está simbolizada na **Figura 5.9** através de $pbest_i \Leftarrow partícula_i$.

Depois, é calculado o valor numérico de cada uma das funções $F_1(\cdot)$ e $F_2(\cdot)$. Com os valores numéricos das funções objetivo, é avaliada a função aptidão associado a cada partícula, conforme se mostra no *fluxograma* do algoritmo.

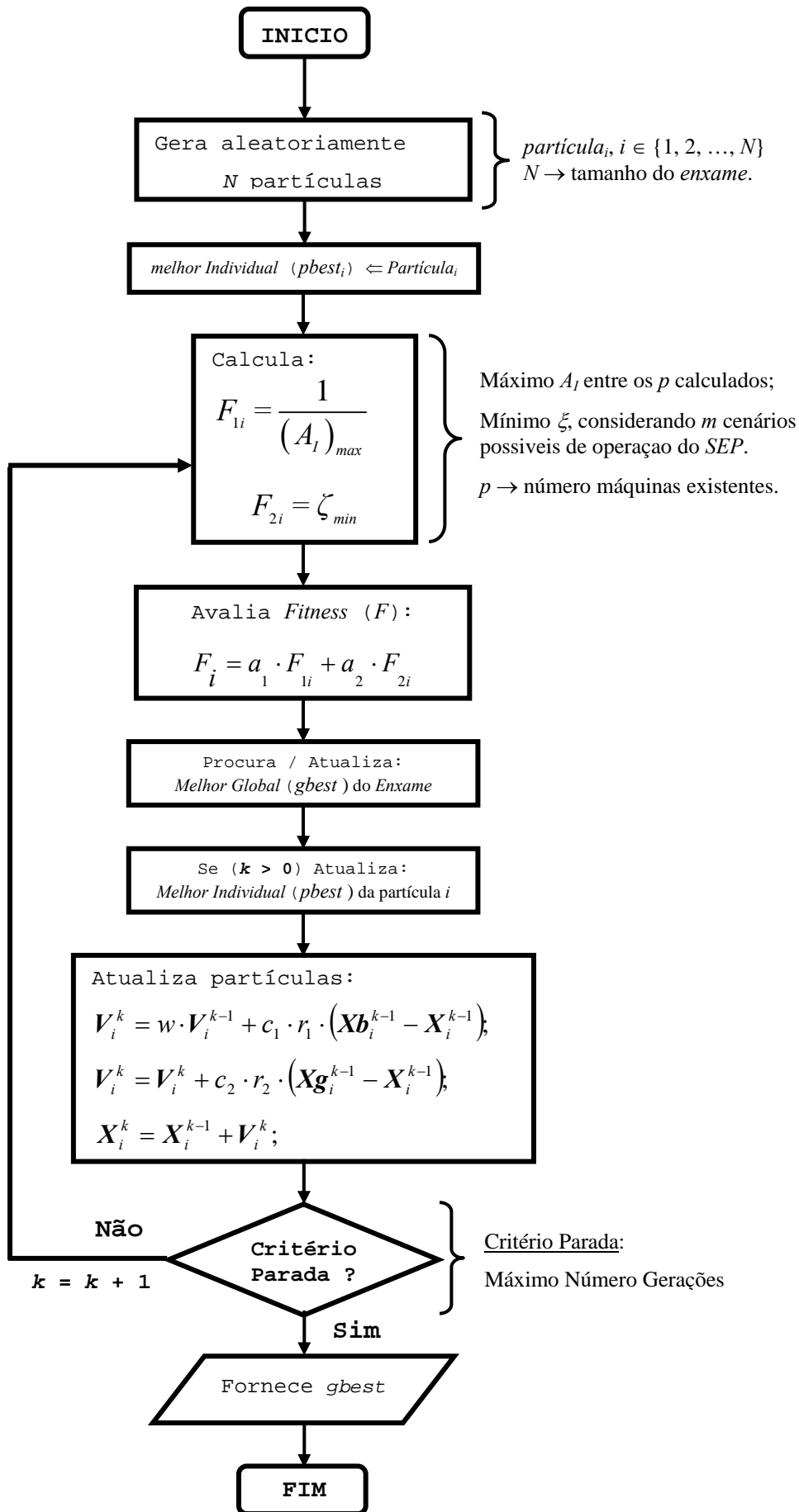


Figura 5.9: Fluxograma do PSO Multi-Objetivo usando Soma Ponderada (MOPSO_{sp}).

Uma vez determinada a função de aptidão de cada partícula, procura-se a *melhor posição global* do *enxame* ($gbest$) e a *melhor posição individual* de cada partícula i ($pbest_i$). Uma vez calculados o $pbest_i$ e o $gbest$, cada uma das partículas da iteração anterior ($k-1$) é atualizada, conforme descrito no *fluxograma*.

A seguir, na **Figura 5.10**, apresenta-se o *fluxograma* do $MOPSO_{fp}$ proposto para ajuste coordenado de reguladores e estabilizadores do *SEP* sob estudo. Similarmente ao $MOPSO_{sp}$, o conjunto inicial de partículas é determinado de forma aleatória.

Imediatamente após o cálculo das funções objetivos de interesse, $F_1(\cdot)$ e $F_2(\cdot)$, são aplicadas as *Regras de Dominância de Pareto* para determinar o nível de dominância de cada solução inicial. Todas as soluções não dominadas iniciais passam a formar parte da lista das *melhores posições globais* ($lgbest$) do *enxame*. Na determinação da *melhor posição individual* verifica-se primeiramente se a nova partícula domina à solução $pbest$ correspondente já existente. No caso que a *melhor posição individual* anterior seja dominada pela nova partícula procede-se a sua atualização.

Depois, já ao longo das iterações ($k > 0$), é calculado também o nível de dominância de cada nova solução obtida. Então, as novas partículas são adicionadas àquelas já existentes no $lgbest$. A atualização é feita conferindo quais soluções se tornam dominadas pelas novas partículas adicionadas. As partículas dominadas são eliminadas. Na atualização do $pbest_i$ da partícula i , se confere se a nova partícula domina ou não à *melhor posição individual* já existente. Se a nova partícula domina àquela já existente então passa a substituí-la.

Se ainda não for satisfeito o critério de parada (máximo número de iterações) passa-se novamente a calcular as funções objetivo de interesse com as novas partículas determinadas. O processo iterativo de otimização culmina quando for satisfeito o critério de parada, fornecendo uma família de soluções de ajuste ótimas (última atualização da lista das *melhores posições globais*).

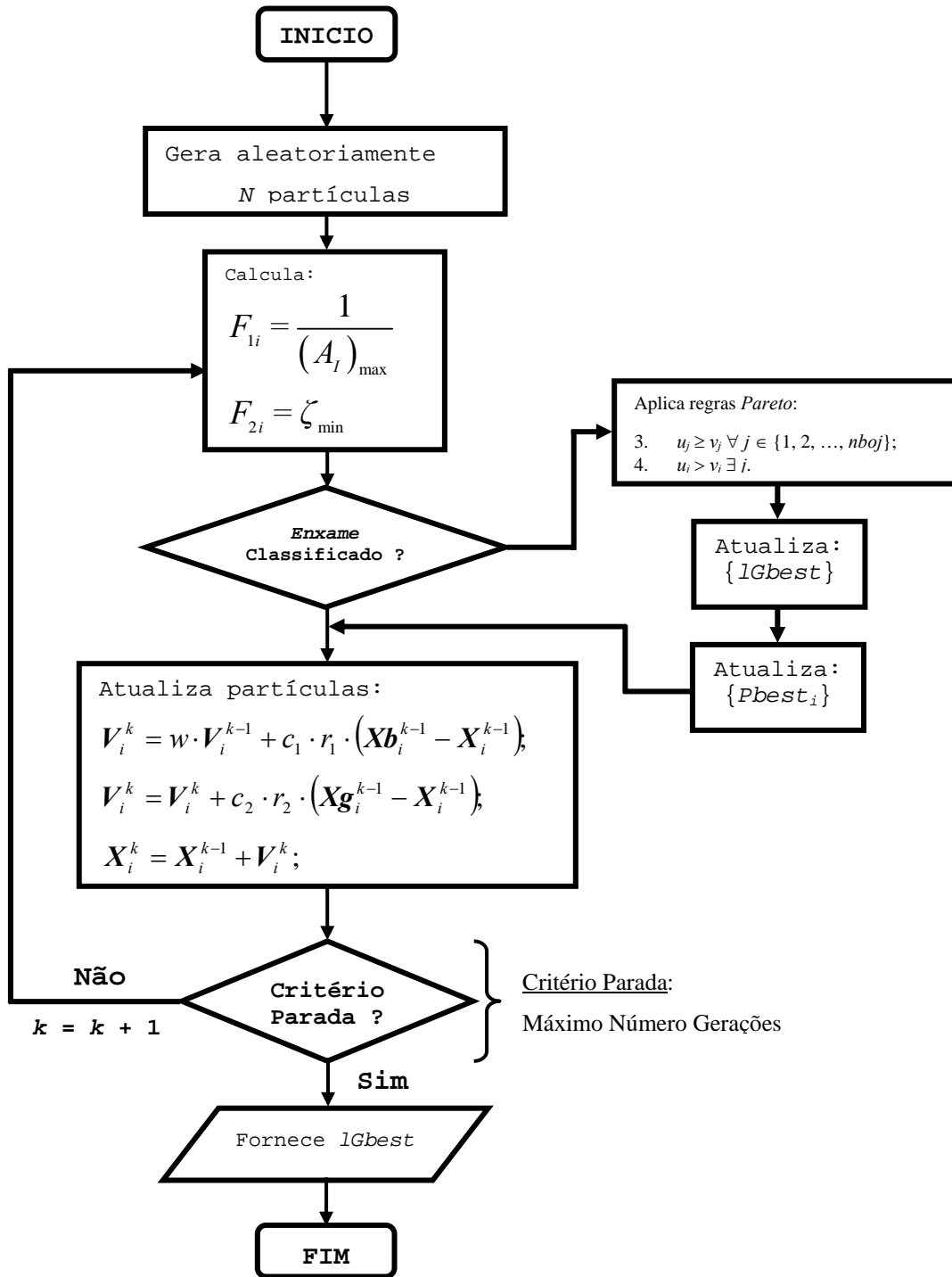


Figura 5.10: Fluxograma do PSO Multi-Objetivo baseado nas Regras de Pareto (MOPSO_{fp}).

5.4 Ferramenta Computacional Utilizada

No desenvolvimento das metodologias propostas para ajuste coordenado dos *RAT* e dos *ESP*, correspondente aos geradores de um determinado sistema de potência, foi utilizada uma base computacional genérica baseada na *Modelagem Orientada a Objetos (MOO)* que integra um conjunto de ferramentas para simulação e análise de Sistemas Elétricos. Essa base computacional foi proposta em (MANZONI, 2005), e para o desenvolvimento foi utilizada a *Linguagem C++*.

Utilizando representações e metodologias da *UML (Unified Modeling Language)*, na **Figura 5.11** é descrita a estrutura geral da base computacional mencionada bem como os mecanismos de interação entre as ferramentas (funções). O *UML* foi utilizado em (MANZONI, 2005) para o desenvolvimento da estrutura de classes (objetos) da base computacional mencionada. Na representação gráfica, os dados que representam ao sistema de potência são fornecidos através de um banco de dados (podendo ser um arquivo em formato texto).

Por sua vez, a classe *SEE* fornece um suporte para acessar esses dados montando e conectando cada um dos elementos e dispositivos que compõem o sistema de potência em estudo.

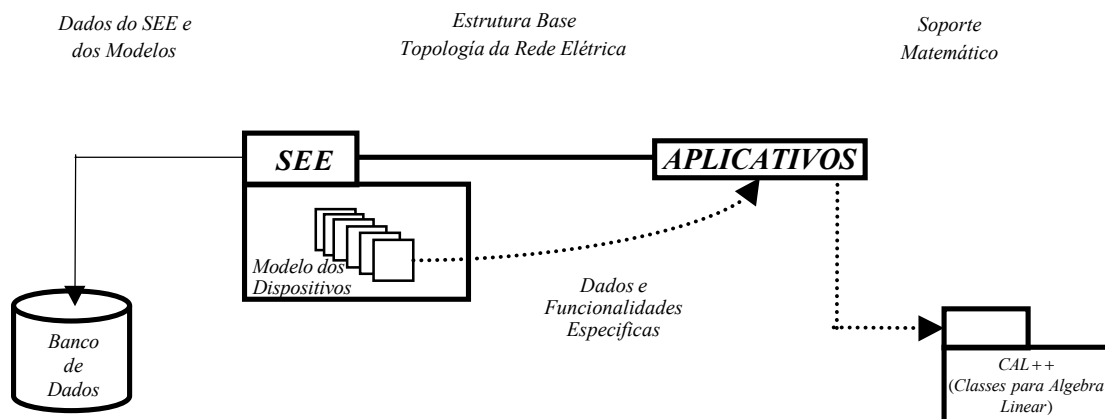


Figura 5.11: Estrutura geral do Modelo Orientado a Objetos.

Dessa forma, a estrutura computacional utilizada, permite a representação e gerenciamento de qualquer *SEP*, o que facilita a utilização de ferramentas de análise e simulação de sistemas elétricos, como: algoritmos de Fluxo de Potência, Simulação Completa, Análise Linear, etc., conforme mostra a **Figura 5.12**:

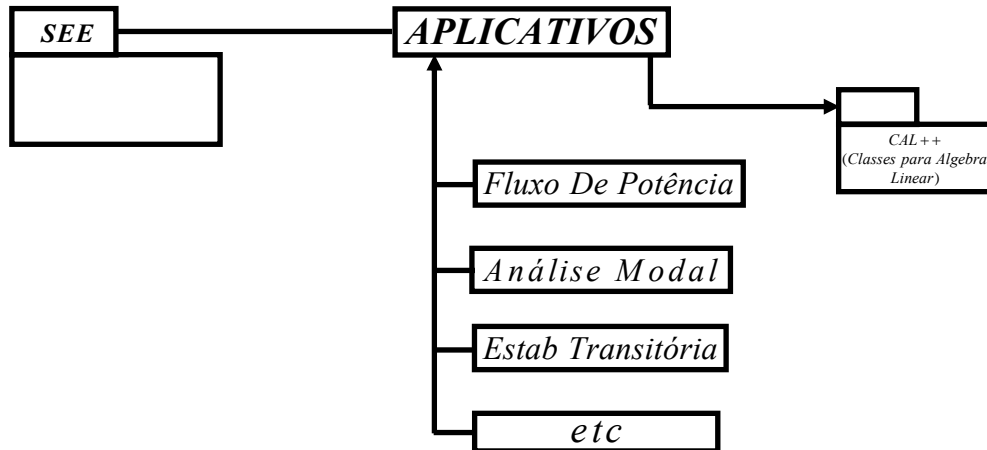


Figura 5.12: Diagrama de Classes do *SEE* e do *APLICATIVO*.

A classe base *APLICATIVOS* possui uma associação lógica com a classe *SEE* e uma associação com o pacote *CAL⁺⁺*. O pacote *CAL⁺⁺* está associado apenas com a classe *APLICATIVOS*, devido à premissa estabelecida de que as ferramentas matemáticas contidas não pertencem ao contexto do *SEE*, porém pertencem ao contexto dos aplicativos. Os aplicativos utilizados no presente trabalho correspondem àqueles representados na **Figura 5.12**. Esses aplicativos são objetos com funcionalidades específicas que se adequam ao tipo de dados do *SEP*, fornecido através do *Banco de Dados*.

A relação entre a classe principal *APLICATIVOS* e os aplicativos a serem utilizados é denominado *Herança*. Este tipo de relação permite que uma classe herde todas as características de outra classe, exceto aquelas características definidas como *privadas* daquela classe. Através deste mecanismo é possível reunir características comuns entre objetos relacionados definindo assim uma estrutura hierárquica onde os níveis mais altos correspondem a classes com funcionalidades mais gerais e os níveis mais baixos estão associados a objetos com funcionalidades mais específicas, conforme detalhadamente descrito em (MANZONI, 2005).

A seguir serão dadas descrições breves dos aplicativos utilizados:

Fluxo de Potência. Possui algoritmos de Fluxo de Potência utilizando o método clássico de Newton–Raphson. Este algoritmo é utilizado para obter as condições iniciais para o sistema Máquina + Barra Infinita montada para cada gerador do *SEP* sob estudo, para o ajuste do *RAT*.

Análise Modal. Nesta classe se encontram funções para cálculo do Jacobiano do *SEP* em estudo, bem como o cálculo dos fatores de participação e *mode shapes* dos modos associados aos autovalores de interesse. Também existe a função de cálculo de autovalores, sendo o *QR* o método existente atualmente para avaliação de todos os autovalores da matriz de estado associado ao *SEP*.

Simulação Completa. Utilizada na avaliação da estabilidade transitória do sistema de potencia e simulação de perturbações para teste de desempenho de controladores. Existem duas metodologias de integração numérica na classe *Simulação*: a) *Simulação Completa* com passo simultâneo (passo de integração constante); b) *Simulação Completa* com passo alternado (passo de integração variável).

O gerador, na base computacional baseado em *MOO*, está composto de um modelo representando à máquina síncrona correspondente, incluindo um determinado modelo de *RAT*, e um modelo de turbina junto com o seu correspondente *Regulador de Velocidade* padrão. O modelo de gerador descrito está representado na **Figura 5.13**.

Na **Figura 5.13**, pode ser observado que a saída do gerador são as injeções de potência ativa e reativa, P_{out} e Q_{out} , à rede. As linhas tracejadas do bloco *ESP* indicam que o gerador correspondente pode funcionar sem estabilizador. Mas, conforme descrito em (MANZONI, 2005) o gerador deve ter necessariamente associado um bloco de turbina e *Regulador de Velocidade* inserido bem como uma representação do *RAT*.

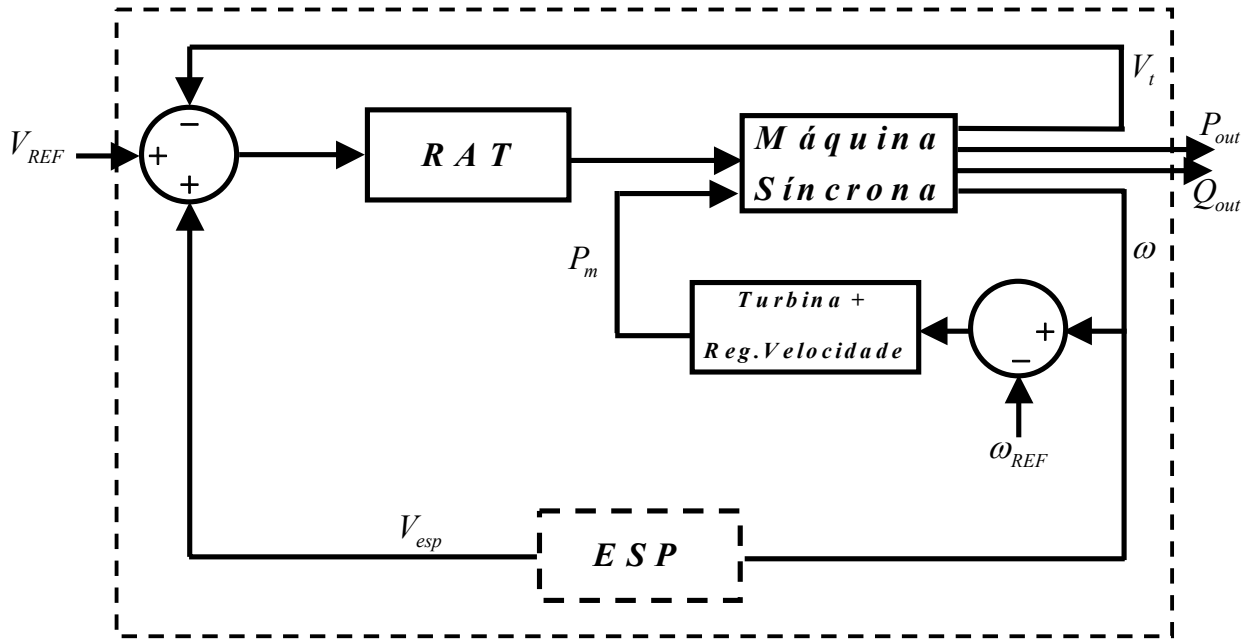


Figura 5.13: Modelo de Gerador disponível na base computacional baseado em *MOO*.

No presente trabalho, o modelo de turbina e *Regulador de Velocidade* utilizado corresponde a um modelo padrão descrito através do seguinte diagrama de blocos:

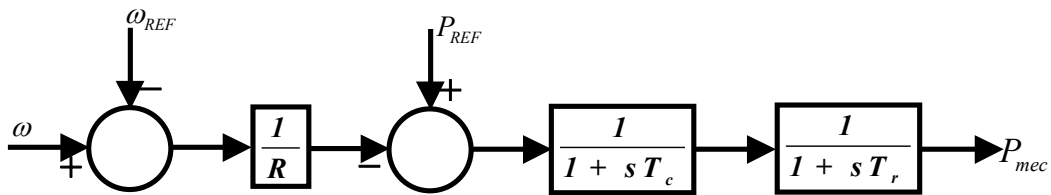


Figura 5.14: Diagrama de Blocos do modelo de Turbina e *Regulador de Velocidade* utilizado.

Mas, como a base computacional utilizada ainda está em desenvolvimento não se dispõe de um recurso de pivotamento automático no gerenciamento da matriz *Jacobiana* do sistema. Portanto, quando não é fornecido nenhum modelo de turbina e *Regulador de Velocidade* no banco de dados, gera um pivô nulo na componente da matriz *Jacobiana*, associado ao modelo da turbina e *Regulador de Velocidade*.

Dessa maneira, como uma alternativa para evitar esse tipo de problemas na metodologia desenvolvida para ajuste dos parâmetros do *RAT* existe o recurso da *Turbina de Referência* mostrada a seguir:

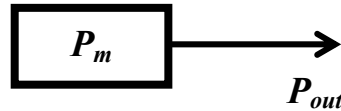


Figura 5.15: Diagrama de Blocos do modelo *Turbina de Referência*.

Neste caso, $P_{out} = P_m = 1.0$ p.u., conforme mostra a **Figura 5.15**. Dessa forma, sempre a *Turbina de Referência* fornecerá 1.0 p.u. de potência mecânica constante no gerador. Isso faz com que a correspondente componente na matriz *jacobiana* do *SEP* não fique nula. Dessa maneira, com muita aproximação, é simulado o desligamento do *Regulador de Velocidade* no momento do ajuste do *RAT*.

5.5 Implementações Desenvolvidas

A seguir será dada uma descrição das principais implementações, feitas na presente proposta, sobre as quais foram construídas as metodologias de ajuste coordenado mencionadas:

1. Classe AJUSTE. Devido à utilização de uma ferramenta computacional genérica para análise e simulações, foi gerado um objeto ou *classe* independente e exclusivo para ajustes de controladores de um dado Sistema de Potência. Esse objeto criado aproveita também os recursos já disponíveis da *Análise Modal* encontradas na ferramenta computacional mencionada.

As principais funcionalidades desta *Classe* são:

- a. Cálculo da matriz de entrada e a matriz de saída, na representação das equações matriciais conforme descrito na equação (2.16). Aqui também podem ser calculadas as matrizes de entrada e saída estendidas, quando a matriz de estado utilizada corresponde ao *Jacobiano* do *SEP* em estudo;

- b. Determinação da *Matriz de Controladores* (equação matricial (2.17)) representada através de uma matriz bloco diagonal, na qual, cada bloco dessa matriz contém os parâmetros do modelo do estabilizador a ser ajustado. Para obtenção de cada bloco da matriz, primeiramente é representado o estabilizador na forma de uma função de transferência, deduzida da expressão matemática mostrada na **Figura 2.6**. Em seguida transforma-se essa função de transferência para a forma *Matricial Canônica Controlável*.

Considerando-se o modelo de estabilizador da **Figura 2.6** se deduz que a função de transferência pode ser expressa da seguinte maneira:

$$ESP(s) = \frac{K_s \cdot T_w \cdot T_1^2 \cdot s^3 + 2 \cdot K_s \cdot T_w \cdot T_1 \cdot s^2 + K_s \cdot T_w \cdot s}{T_w \cdot T_2^2 \cdot s^3 + (2 \cdot T_w \cdot T_2 + T_2^2) \cdot s^2 + (2 \cdot T_2 + T_w) \cdot s + 1} \quad (5.11)$$

A expressão matemática (5.11) representa a função de transferência de um modelo do estabilizador formado por dois blocos de compensação. Essa função de transferência é equivalente à seguinte expressão geral:

$$G(s) = \frac{b_3 \cdot s^3 + b_2 \cdot s^2 + b_1 \cdot s + b_0}{s^3 + a_2 \cdot s^2 + a_1 \cdot s + a_0} \quad (5.12)$$

Segundo o *Controle Clássico*, a função de transferência descrita na equação (5.12) pode ser representada matricialmente na sua forma *Canônica Controlável*:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_{Cj} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 & -a_2 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{x}_{Cj} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbf{u}_{Cj} \\ \mathbf{y} &= [-a_0 \cdot b_3 \quad b_1 - a_1 \cdot b_3 \quad b_2 - a_2 \cdot b_3] \cdot \mathbf{x}_{Cj} + b_3 \cdot \mathbf{u}_{Cj} \end{aligned} \quad (5.13)$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, p\}$, e o sinal de entrada em cada estabilizador é $\mathbf{u}_{Cj} = \omega_j$; sendo ω_j a velocidade angular do rotor da máquina j .

A equação matricial (5.13) pode ser expressa de uma maneira genérica da seguinte forma:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_{Cj} &= \mathbf{A}_{Cj} \cdot \mathbf{x}_{Cj} + \mathbf{B}_{Cj} \cdot \mathbf{u}_{Cj} \\ \mathbf{y}_{Cj} &= \mathbf{C}_{Cj} \cdot \mathbf{x}_{Cj} + \mathbf{D}_{Cj} \cdot \mathbf{u}_{Cj}\end{aligned}\quad (5.14)$$

Assim, a matriz de controladores considerando todos os estabilizadores associados a cada gerador pode ser posto na forma de uma matriz bloco diagonal como é mostrado a seguir:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}_C &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{C1} & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{A}_{Cp} \end{bmatrix} & \mathbf{B}_C &= \begin{bmatrix} \mathbf{B}_{C1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{B}_{Cp} \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_C &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{C1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{C}_{Cp} \end{bmatrix} & \mathbf{D}_C &= \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{C1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{Cp} \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (5.15)$$

Portanto, para p estabilizadores a ordem da *Matriz de Controladores* \mathbf{A}_C será de ordem igual a $3 \times p$. Este recurso é utilizado principalmente no *Critério de Nyquist* para ajuste de estabilizadores.

- c. Manipulação matricial de blocos de controladores. Neste caso, obtenção do *Bloco de Realimentação* (malha de realimentação positiva ou negativa). O *Bloco de Realimentação* corresponde a um sistema matricial de estado formado pelas matrizes \mathbf{A}_F , \mathbf{B}_F , \mathbf{C}_F que representam o *SEP* linearizado, incluindo os estabilizadores associados a cada máquina (sistema de malha fechada).
- d. Manipulação de *ESP*, recurso utilizado principalmente nas metodologias propostas para ajuste coordenado de controladores baseadas em técnicas metaheurísticas. Nesta, cada modelo de estabilizador é construído com os valores dos parâmetros determinados pela técnica metaheurística utilizada. Depois o *ESP* é conectado à máquina correspondente.

Com este recurso se conecta literalmente cada estabilizador à sua máquina correspondente, sem ter necessidade de calcular primeiramente a equação matricial dos controladores para cada *indivíduo* (ou partícula), como descrito nas equações (5.11) até (5.15), economizando espaço em *RAM* (memória de trabalho) do processador. Ou seja, o *SEP* de malha fechada é determinada diretamente com os dados do sistema guardados em memória através da conexão de *classes* que definem *ESP* com as *classes* que representam às máquinas correspondentes.

2. Diagrama de Nyquist. Permite obter o gráfico do *Diagrama de Nyquist*. Além disso, fornece a fase do sistema de malha aberta para um dado valor da frequência permitindo o cálculo da fase que o bloco de compensação do *ESP* deve fornecer. Os parâmetros do ganho do estabilizador e da constante de tempo do bloco *Washout* são fixados pelo usuário, bem como todos os parâmetros do *RAT* correspondente.
3. Algoritmo Genético Multi-Objetivo. As características do Algoritmo Genético que a ferramenta computacional genérica apresenta, foram acrescentadas através de funções que permitem ao *AG* realizar a otimização simultânea de múltiplos objetivos. A mais simples adaptação é para o *AGSP*, no qual a função de aptidão é calculada como a soma ponderada das funções objetivos.

Porém, no *MORD* foram criadas funções que aplicam as *Regras de Dominância de Pareto* sobre a população. Também, foi criada uma população, denominada *Frente de Pareto*, que mantém atualizadas, em cada geração (iteração), as soluções não dominadas.

Portanto, nos dois casos foram aproveitados os recursos já disponíveis da *classe AG* já encontrada na estrutura de *classes* genéricas, e expandidas as suas funcionalidades originais.

4. Exame de Partículas. Foi implementada uma *classe* denominada *IWPSO* (*Inertia Weight Particle Swarm Optimization*). A *classe IWPSO* serve para otimizar uma única função objetivo. Foram incluídas funções que permitem ao *PSO* padrão otimizar simultaneamente múltiplas funções objetivos (otimização multi-objetivo).

A primeira metodologia de adaptação do *PSO* para otimização multi-objetivo consiste na soma ponderada das funções objetivos. A segunda alternativa de otimização multi-objetivo consiste na utilização das *Regras de Dominância de Pareto*.

5. Montagem de um Sistema Máquina conectada a Barra Infinita. Foi desenvolvida uma função que monta um sistema *Máquina* conectada a uma *Barra Infinita* para cada gerador pertencente a um determinado *SEP* sob análise. Além disso, uma outra função implementada executa uma simulação de um degrau de 10% na tensão de referência no *RAT* do gerador correspondente. Estas funções são utilizadas para o ajuste dos parâmetros do *RAT* associado à máquina síncrona de interesse.

Com a finalidade de descrever melhor as implementações feitas para o desenvolvimento da metodologia de ajuste coordenado proposto, é apresentado o seguinte diagrama:

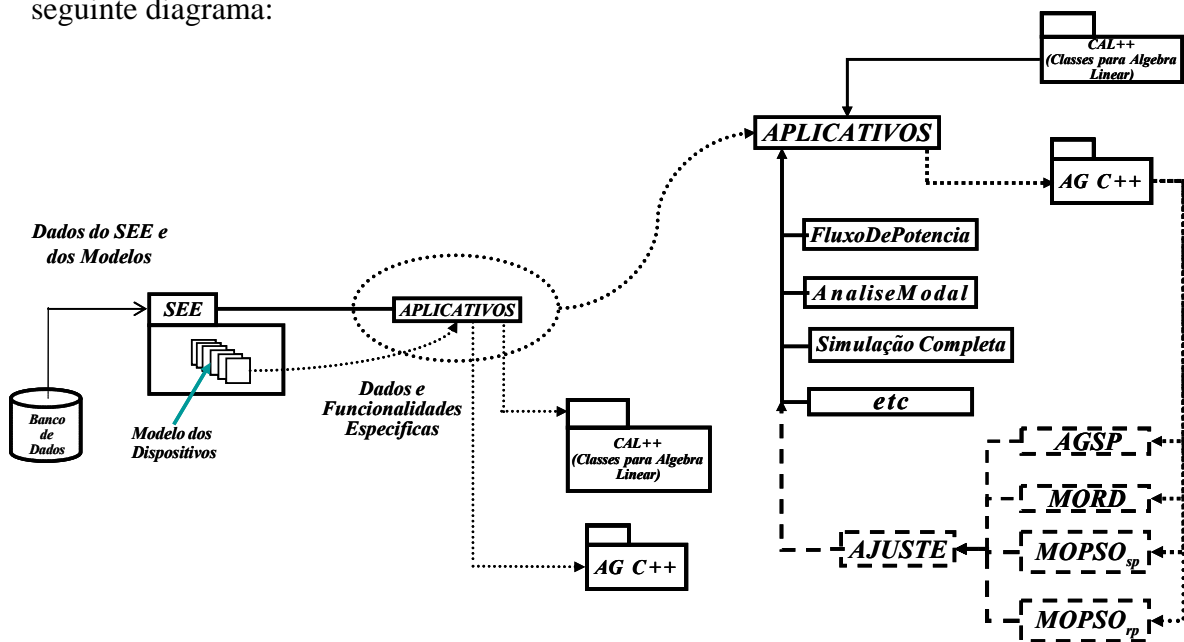


Figura 5.16: Diagrama das *classes* desenvolvida para o algoritmo de *Ajuste Coordenado Proposto*.

No diagrama anterior pode se observar às *classes* *AGSP*, *MORD*, *MOPSO_{sp}* e *MOPSO_{fp}*, correspondentes aos algoritmos metaheurísticos desenvolvidos; e cada uma delas associadas à metodologia de ajuste coordenado proposto. Essas *classes*, são utilizadas nos atributos da classe *AJUSTE* que realizam a otimização simultânea das duas funções objetivo.

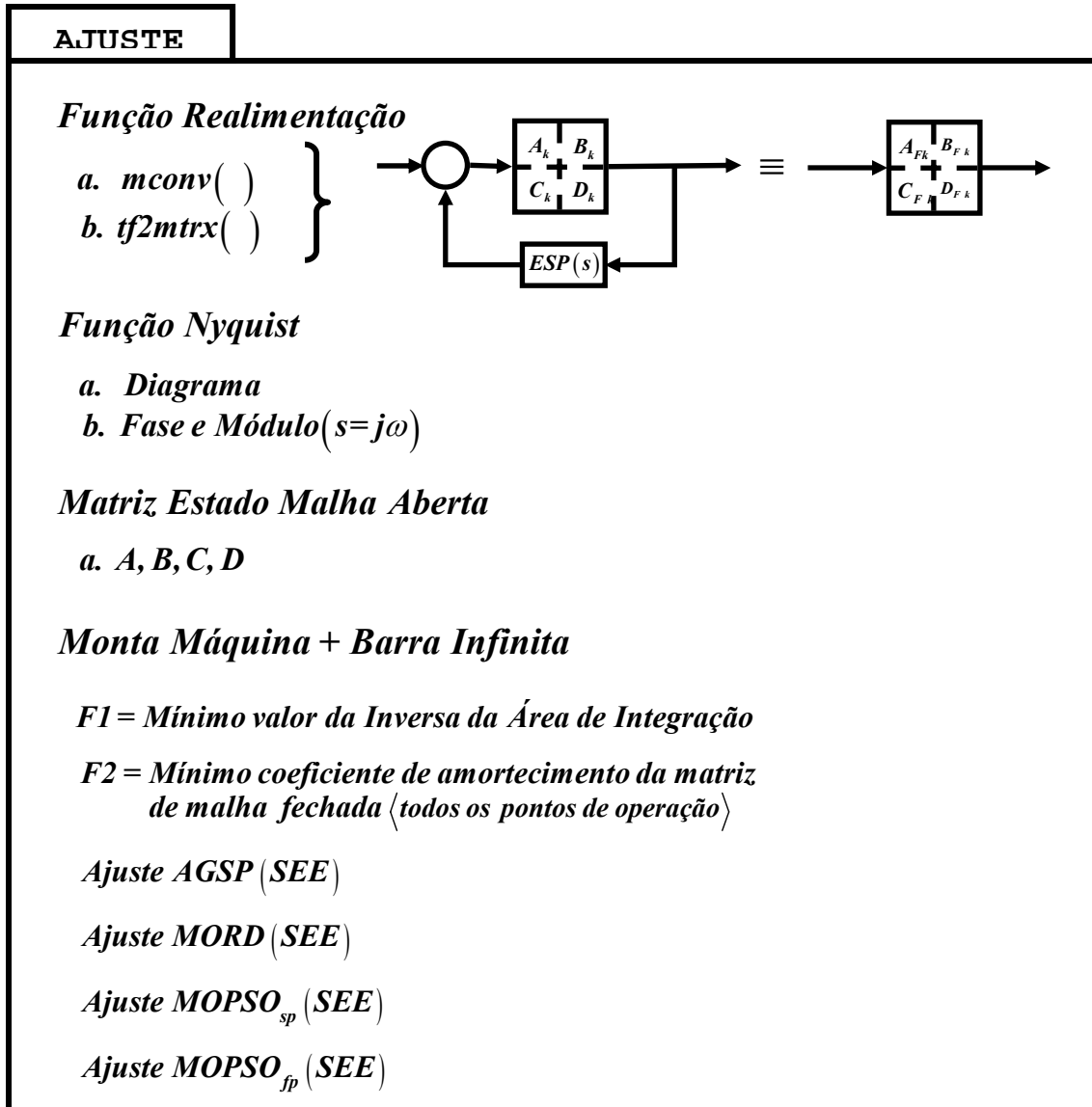


Figura 5.17: Esquema que representa as funções e procedimentos na *classe* AJUSTE.

No diagrama da **Figura 5.17** apresenta-se um esquema das funções e procedimentos desenvolvidos na *classe* AJUSTE. Nesse diagrama são mostradas as diferentes funções e procedimentos implementados na *classe* AJUSTE.

As funções: `mconv(·)` e `tf2matrx(·)`, servem para montar a matriz de entrada (sinais de entrada no sistema de excitação de cada gerador); a matriz de saídas (na qual cada um dos seus componentes é uma entrada no *ESP* do gerador correspondente); a função de realimentação(`·`), que devolve uma matriz de estado de malha fechada. Tanto a função `mconv(·)` quanto a função `tf2matrx(·)` realizam operações idênticas àquelas existentes no *MATLAB*[®], como a função `conv(·)` e a função `tf2ss(·)`, respectivamente.

Com as duas primeiras funções descritas é montada a equação matricial de estados: A , B , C e D ; onde, A corresponde à matriz de estados, B a matriz de entrada, C corresponde à matriz de saídas, e D é a matriz de alimentação direita. Geralmente, no *SEP* a matriz $D = \emptyset$ (matriz nula).

Também foi desenvolvida uma função que fornece o ângulo de fase do *SEP* a partir da frequência angular passada como parâmetro. O ângulo de fase que a função `nyquist(·)` devolve serve para determinar o bloco de compensação do *ESP*.

Para o ajuste dos *RAT*, foi desenvolvida uma função que calcula a área de integração, A_I , do sistema *Máquina* conectada a uma *Barra Infinita* construída a partir de cada gerador do *SEP* sob estudo. Essa função utiliza aplicativos já existentes na plataforma computacional (*Fluxo de Potência, Simulador de Eventos Transitórios* com integração de passo contínuo).

As funções `F1(·)` e a função `F2(·)`, correspondentes ao ajuste do *RAT* e do *ESP*, respectivamente. A função `F1(·)` devolve o valor numérico da área de integração, e a função `F2(·)` fornece o mínimo coeficiente de amortecimento calculado a partir da matriz de malha fechada do *SEP*.

Finalmente, as classes *AGSP*, *MORD*, *MOPSO_{sp}*, e *MOPSO_{fp}* estão encarregadas de otimizar simultaneamente várias funções objetivos através da soma ponderada ou através da aplicação das *Regras de Dominância de Pareto*. Então, foram criadas as funções `ajuste AGSP(·)`, e `ajuste MORD(·)`, associados ao *Algoritmo Genético*; e, `ajuste MOPSOsp(·)`, e `ajuste MOPSOfp(·)`, associados ao algoritmo de *Enxame de Partículas*. Cada uma dessas funções realiza o ajuste coordenado propriamente dito.

CAPÍTULO 6

Análise dos Resultados Experimentais

Neste Capítulo serão apresentados e analisados os resultados experimentais fornecidos pelos algoritmos propostos para ajuste coordenado dos parâmetros do *RAT* e do *ESP* conectados em determinadas máquinas do *SEP* sob estudo. Primeiramente serão apresentados os parâmetros gerais que configuram o *AG*. Depois, serão mostrados os parâmetros que configuram o *PSO*. Imediatamente, os limites máximo e mínimo para cada parâmetro a ser ajustado serão mostrados. Esses limites determinam o espaço de busca das soluções factíveis no *Problema de Ajuste Coordenado de Controladores*. Depois os sistemas de potência utilizados para teste serão descritos. No presente trabalho, utilizou-se para validação três Sistemas Elétricos de Potência: a) de pequeno porte (Sistema *New England*); b) de médio porte (Sistema Brasileiro Sul/Sudeste Simplificado – 188 Barras); c) de grande porte (Sistema Brasileiro Sul/Sudeste).

O resto do Capítulo realiza uma análise dos resultados fornecidos por cada uma das metodologias de ajuste coordenado desenvolvidas e aplicadas a cada um dos *SEP* utilizados para teste, e são comparados, também, os recursos computacionais gastos pelos algoritmos em cada sistema.

6.1 Parâmetros considerados para o *AG* e *PSO*

Os parâmetros do *AG* considerados na metodologia para ajuste coordenado dos *RAT* e dos estabilizadores dos sistemas de potência, são descritos na **Tabela 6.1** mostrada a seguir:

Tabela 6.1: Parâmetros do *Algoritmo Genético*.

Parâmetro	Descrição
Tipo de Codificação utilizada	Codificação real
Tipo de Seleção	Torneio Estocástico
Número Indivíduos no Torneio	5 indivíduos
Probabilidade de Cruzamento	0,60
Mínima Probabilidade Mutação p_m^{\min}	0,0003
Mínima Probabilidade Mutação p_m^{\max}	0,5

Os parâmetros descritos na **Tabela 6.1** configuram o *AG* utilizado nos algoritmos *AGSP* e *MORD*.

Da mesma maneira os parâmetros gerais utilizados pelo *PSO* são apresentados na seguinte tabela:

Tabela 6.2: Parâmetros do *Exame de Partículas*.

Parâmetro	Descrição
Tipo de Codificação utilizada	Codificação real
Tipo de <i>Peso Inercial</i> (w) Utilizado	Decrescimento Geométrico
Valor Inicial do <i>Peso Inercial</i>	0,8
Coefficiente Multiplicação (β) para w_1	0,9
Valores Iguais para c_1 e c_2	2,0

Os parâmetros cujos símbolos são representados através de w (peso inercial), c_1 , e c_2 , referem-se àqueles da expressão matemática indicada em (4.1). O coeficiente, β , é aquele que multiplica em cada iteração ao peso w para obter assim uma redução geométrica ao longo do processo de otimização. As magnitudes descritas na **Tabela 6.2**, correspondem aos parâmetros básicos utilizados nos dois tipos de *PSO* multi-objetivo desenvolvidos.

O *Problema de Ajuste Coordenado de Controladores* de um determinado *SEP* constitui um problema de otimização com restrições. As restrições limitam os valores que os parâmetros podem receber ao longo do processo de otimização. O algoritmo de otimização deve fornecer valores que não ultrapassem esses limites.

Os valores mínimos e máximos associados a cada um dos parâmetros são descritos a seguir:

$$\left. \begin{aligned}
 25,0 \leq K_A \leq 400,0 \quad (p.u.) \\
 0,01 \leq T_A \leq 0,1 \quad (s) \\
 1,0 \leq K_{ESP} \leq 20,0 \quad (p.u.) \\
 0,1 \leq \alpha_{ESP} \leq 10,0 \\
 2 \cdot \pi \cdot 0,2 \leq \omega_{ESP} \leq 2 \cdot \pi \cdot 8 \quad (rad / s)
 \end{aligned} \right\} \quad (6.1)$$

onde K_A e T_A correspondem, respectivamente, ao ganho e à constante de tempo do *RAT*; e, K_{ESP} é o ganho do estabilizador e os dois parâmetros restantes estão associados ao bloco de compensação de cada *ESP*. As restrições descritas na equação (6.1) são utilizadas em cada um dos *SEP* utilizados para teste.

6.2 Recursos Computacionais e Algoritmos Utilizados

Como já foi mencionado no Capítulo 5, Seção 5.5 do presente trabalho utilizou-se uma plataforma computacional desenvolvida em (MANZONI, 2005). A mencionada plataforma computacional foi implementada utilizando a *Linguagem C++* (ou *Linguagem C Orientada a Objetos*). À plataforma original adicionou-se uma *classe* AJUSTE. Essa *classe* foi criada para realizar o ajuste coordenado propriamente dito através da utilização dos *AG* ou através do uso do *Enxame de Partículas*.

Todas as simulações e execuções foram feitas numa estação de trabalho com microprocessador *INTEL PENTIUM* e Sistema Operativos *WINDOWS XP*, com 2 GHz de velocidade de processamento, e 1 Gb. (Giga bytes) de memória *RAM*.

6.3 Sistemas de Potência Utilizados como Teste

As quatro metodologias desenvolvidas para ajuste coordenado de reguladores e estabilizadores foram aplicadas sobre três sistemas de potência utilizados para teste. Esses sistemas são os seguintes: a) Sistema New England; b) Sistema Brasileiro Sudeste Simplificado (constituído por 188 Barras); c) Sistema Brasileiro Sul / Sudeste (constituído por 730 Barras). Nas seguintes subseções são descritas cada um desses sistemas de potência.

6.3.1 SISTEMA 1: New England

O primeiro *SEP* utilizado para teste corresponde a uma configuração do sistema *New England* (**Figura 6.1**), cujos dados provém de (FERRAZ, 2002). O sistema tem dez geradores e trinta e nove barras. A máquina N° 39 foi modelada como uma máquina de geração equivalente para representar um outro sistema ligado ao sistema *New England*. Esse modelo de máquina funciona como uma barra infinita durante a simulação temporal na plataforma computacional utilizada. Não foi projetado nenhum regulador nem estabilizador para esse gerador.

Foi utilizado um modelo de segunda ordem para representar a máquina N° 30 e um modelo de terceira ordem para representar as máquinas restantes do sistema. Todos os modelos de geradores mencionados são equivalentes àqueles descritos em (PACDYN, 1997).

No **Apêndice B** são fornecidos os parâmetros dinâmicos para representar cada máquina síncrona pertencente ao SISTEMA 1. Também são fornecidos os valores fixados para os parâmetros do bloco de realimentação de cada *RAT* considerado em cada uma das máquinas, bem como os parâmetros associados ao tipo de *Regulador de Velocidade* utilizado.

Os dados do sistema base correspondentes às linhas de transmissão são fornecidos no formato *ANAREDE* (ANAREDE, 1999) no **Apêndice B**. Na **Tabela 6.3** são fornecidos os pontos de operação para ajuste coordenado dos estabilizadores.

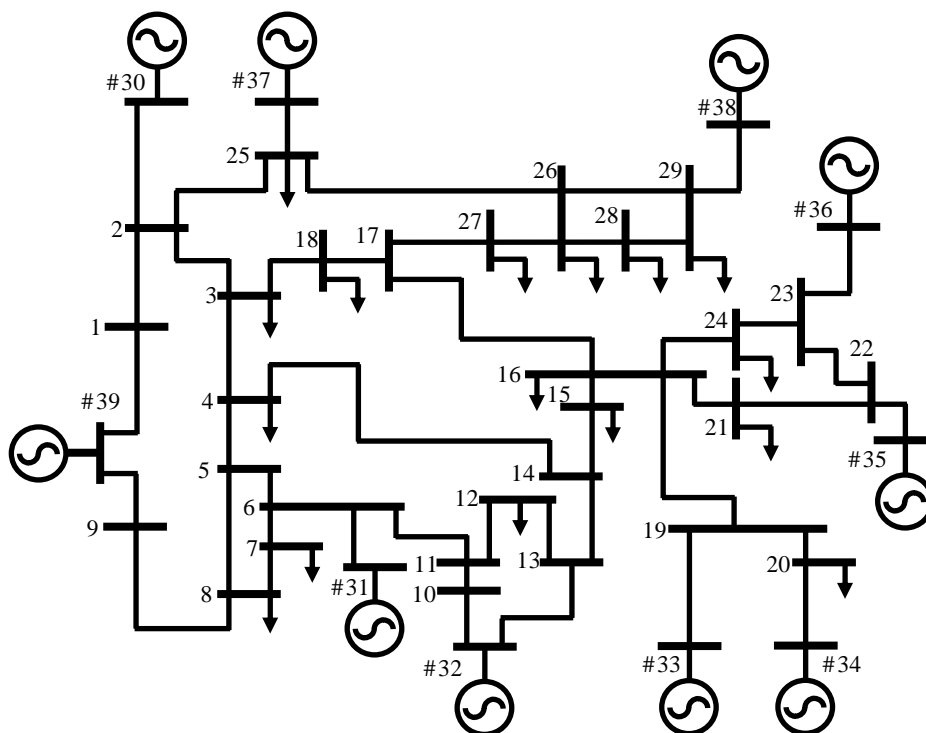


Figura 6.1: Sistema New England.

Tabela 6.3: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 1.

Cenário	Descrição
Base	Condição de Operação Base
2	10% de Aumento no Carregamento total
3	5% de Diminuição no Carregamento total
4	LT 9-39 fora de serviço
5	LT 16-17 e LT 4-14 fora de serviço
6	LT 3-18 e LT 25-26 fora de serviço
7	LT 6-11 fora de serviço
8	1200 MW de Aumento no Carregamento total
9	LT 21-22 fora de serviço
10	LT 16-17, LT 4-14 e LT 25-26 fora de serviço

Neste sistema, em cada gerador, foi considerado um *RAT* de primeira ordem com realimentação, cujo modelo está representado na **Figura 2.4**. Assim também, foi adicionado a cada máquina de geração um *Regulador de Velocidade* como aquele descrito na **Figura 5.15**.

6.3.2 SISTEMA 2: Sistema Brasileiro Sul / Sudeste Simplificado

O segundo *SEP* utilizado como teste corresponde ao Sistema Sul/Sudeste Brasileiro simplificado formado por 188 Barras e 25 geradores. Este sistema se denomina simplificado porque a maioria das máquinas de geração são representadas através de uma impedância constante (*Z* constante) Mesmo assim, somente os parâmetros dos controladores de determinadas máquinas de geração foram ajustadas usando o algoritmo de ajuste coordenado proposto.

As máquinas consideradas para ajuste coordenado foram aquelas que possuem uma geração acima de 250 MVA no sistema de potência considerado. Isso corresponde a 11 geradores cujos controladores serão ajustados.

Todas as máquinas de geração, com modelo dinâmico associado, são equivalentes ao modelo 4 de gerador representado no *PACDYN* (*PACDYN*, 1999) para representar uma máquina de geração que tem componentes que respondem aos eventos subtransitórios. Na **Tabela 6.4** são apresentadas às condições de operação consideradas no ajuste coordenado de estabilizadores.

Tabela 6.4: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 2.

<i>Cenário</i>	<i>Descrição</i>
Base	Condição de Operação Base
2	5 linhas de 345 kV fora de serviço
3	5000 MW de Aumento no Carregamento Total
4	10% de Diminuição no Carregamento Total
5	10% de Aumento no Carregamento Total
6	5 linhas de 500kV fora de serviço

Neste sistema, o modelo de *RAT* utilizado corresponde ao modelo com realimentação descrito na **Figura 2.4**, e o modelo do *Regulador de Velocidade* é aquele descrito na **Figura 5.15**.

No **Apêndice C** são fornecidos todos os parâmetros dinâmicos para representar cada máquina síncrona pertencente ao SISTEMA 2. Também são fornecidos os valores fixados para os parâmetros do bloco de realimentação de cada *RAT* considerado em cada uma das máquinas, bem como os parâmetros associados ao tipo de *Regulador de Velocidade* utilizado.

6.3.3 SISTEMA 3: Sistema Brasileiro Sul / Sudeste

O SISTEMA 3, utilizado para teste, é uma configuração do sistema interligado brasileiro com 50 geradores representados. Cada um desses geradores é representado através de um modelo equivalente ao tipo 4 do *PACDYN* (*PACDYN*, 1999). Porém, outros 49 geradores pequenos foram modelados como impedância Z constante.

Assim, como em (*FERRAZ*, 2002), no presente trabalho também são projetados *ESP* naqueles geradores que fornecem potência maior ou igual a 250 MVA, e dentre essas máquinas de geração são consideradas aquelas cujos modos eletromecânicos são inferiores a 10% de amortecimento. Portanto, serão considerados 20 geradores neste sistema.

O número de geradores selecionados para ajuste dos seus correspondentes geradores depende também do número de condições de operação considerados. Assim, para maior número de cenários de operação considerados mais geradores seriam selecionados no ajuste coordenado. Na **Tabela 6.5** são apresentados os cenários de operação considerados para o SISTEMA 3 para o ajuste coordenado dos estabilizadores associados a cada uma daquelas máquinas selecionadas.

No SISTEMA 3, também foi utilizado para cada gerador o *RAT* com malha realimentação, conforme descrito na **Figura 2.2**. Porém, para todos os geradores foi utilizado um *Regulador de Velocidade* de Referência (**Figura 5.16**).

Tabela 6.5: Condições de Operação consideradas para o SISTEMA 3.

<i>Cenário</i>	<i>Descrição</i>
Base	Condição de Operação Base
2	10% de Aumento no Carregamento Total
3	10% de Diminuição no Carregamento Total
4	5 Linhas de Transmissão de 500 kV fora de serviço
5	5 Linhas de Transmissão de 230 kV fora de serviço
6	5 Linhas de Transmissão de 440 kV fora de serviço

No **Apêndice D** são apresentados os parâmetros dinâmicos para os modelos matemáticos das máquinas de geração correspondente, bem como os parâmetros do bloco de realimentação do *RAT* utilizado em cada máquina.

6.4 Análise dos Resultados Obtidos para cada *SEP*

Nesta seção serão apresentados os resultados experimentais obtidos para cada sistema de potência utilizado para teste, e a validação dos ajustes dos controladores baseou-se na simulação de perturbações. Cada subseção de análise corresponde a um *SEP* considerado para teste. Em cada subseção é realizada a análise e comparação dos resultados de ajuste.

Em cada uma dessas subseções, primeiramente será descrito a metodologia considerada para a obtenção dos resultados experimentais. Logo depois, serão apresentadas tabelas que mostram os valores determinados para os parâmetros de cada controlador obtidos no processo de ajuste. Também serão apresentados gráficos dos pólos do sistema de malha aberta e do sistema de malha fechada.

Finalmente, para validar o ajuste coordenado serão simuladas perturbações que permitam conferir o desempenho dos controladores ajustados. Os eventos aqui considerados referem-se a curto circuito numa determinada barra, o qual é eliminado após um determinado intervalo de tempo.

6.4.1 Análise dos Resultados para o SISTEMA 1

Neste sistema, foram utilizados os três tipos de arranjos do *cromossomo* apresentados na Seção 5.3.1.1. O objetivo foi conferir a influência dos diferentes arranjos na qualidade de ajuste. Para cada tipo de casos foram realizadas duas execuções do algoritmo. Os melhores resultados, considerando cada par, são apresentados na **Tabela 6.6** até a **Tabela 6.9**.

Seguidamente, os melhores resultados são apresentados em tabelas, considerando cada um dos algoritmos metaheurísticos. Depois, selecionando o melhor ajuste, são apresentados os pólos de malha aberta comparando-os com os pólos de malha fechada, validando dessa maneira o ajuste fornecido pelo método proposto. Finalmente, são apresentados gráficos de simulação para validar o desempenho dos controladores no regime transitório do sistema.

6.4.1.1 Ajuste Coordenado Usando *AGSP* e *MORD*

Aqui são apresentados resultados de ajuste usando o *AGSP* (*Algoritmo Genético* multi-objetivo baseado na *Soma Ponderada* dos objetivos), bem como aqueles obtidos usando o *MORD* (*Multi-Objective Ranking Dominated*). A seguir, na **Tabela 6.6** são mostrados os resultados usando o *AGSP* para cada um dos arranjos considerados.

A seguir, na seguinte tabela são apresentadas as soluções de ajuste correspondente à metodologia de ajuste coordenado baseada no *MORD*. Para cada arranjo do *cromossomo*, é apresentada a melhor solução do ponto de vista do maior coeficiente de amortecimento mínimo calculado.

Tabela 6.6: Ajuste Coordenado fornecido pelo *AGSP* para cada arranjo do *Cromossomo*.

Arranjo	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
TIPO I	30	270,3589	0,0805	19,6683	8,4911	4,2401	20,69	8,67
	31	132,2153	0,0609	19,7333	9,1048	1,6963		
	32	370,5512	0,0809	19,7095	8,6785	1,4955		
	33	189,2865	0,0903	19,0206	6,3203	4,0616		
	34	52,8413	0,0931	19,5228	6,2865	6,8776		
	35	135,5907	0,0551	17,0091	7,4128	5,8884		
	36	215,6270	0,0837	19,0746	6,2043	6,0029		
	37	258,6413	0,0916	19,8521	7,5512	7,0115		
	38	210,6708	0,0489	18,3387	3,0361	4,1598		
TIPO II	30	103,0976	0,0893	19,7437	9,0277	1,6517	13,94	8,50
	31	315,7552	0,0529	16,5081	9,4516	6,5102		
	32	197,3510	0,0505	3,6117	9,2981	2,4877		
	33	73,1681	0,0290	18,0963	8,9416	5,5596		
	34	201,9013	0,0732	13,5961	8,3244	9,0198		
	35	88,1542	0,0559	12,9368	9,4628	4,3785		
	36	267,6031	0,0151	19,2566	9,9453	17,2640		
	37	117,4108	0,0564	18,5417	6,8814	3,7745		
	38	60,5747	0,0416	3,2278	6,8844	2,8567		
TIPO III	30	330,8481	0,0789	18,2332	8,4416	2,4758	16,14	8,60
	31	395,3322	0,0711	16,7314	9,7828	2,4297		
	32	274,7169	0,0396	19,3094	4,1873	4,6358		
	33	111,0874	0,0912	19,1598	8,6827	3,3714		
	34	77,0241	0,0600	18,5997	8,2017	13,0645		
	35	181,7988	0,0863	19,0954	4,9094	3,5543		
	36	366,9836	0,0720	16,2542	3,8283	3,9783		
	37	56,4837	0,0855	14,2566	8,0213	7,3417		
	38	165,3707	0,0453	16,8155	6,6013	8,4485		

Considerando os resultados apresentados nas **Tabelas 6.6 e 6.7**, a solução fornecida pelo algoritmo *MORD*, correspondente ao arranjo TIPO III do *cromossomo*, constitui a solução que oferece o menor amortecimento eletromecânico. Porém, o ajuste dos parâmetros feito pelo *AGSP*, usando o arranjo TIPO I, corresponde à solução associado ao maior coeficiente de amortecimento determinado.

Tabela 6.7: Ajuste Coordenado fornecido pelo *MORD* para cada arranjo do *Cromossomo*.

Arranjo	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
TIPO I	30	146,4538	0,0424	7,9008	1,4385	15,7779	12,27	8,44
	31	190,5683	0,0422	19,1151	9,1244	10,9730		
	32	55,4262	0,0990	18,6188	8,1706	22,6015		
	33	128,2418	0,0805	18,3828	3,7292	48,4484		
	34	305,8748	0,0537	6,3439	3,7821	16,2108		
	35	246,3149	0,0114	7,8585	6,8055	22,2891		
	36	306,7080	0,0755	19,2085	3,0062	31,0912		
	37	257,0177	0,0187	16,5887	0,8109	47,1780		
	38	193,5377	0,0655	18,1027	5,0139	19,8212		
TIPO II	30	162,9566	0,0689	12,9247	3,3948	30,8785	16,71	8,43
	31	229,3954	0,0382	2,3563	3,6501	21,5557		
	32	242,3734	0,0338	3,4765	0,9016	38,1320		
	33	238,3999	0,0156	15,7288	8,7313	12,3847		
	34	306,7614	0,0767	16,8642	1,9844	44,8827		
	35	392,3734	0,0635	2,8318	3,9927	22,1805		
	36	150,0534	0,0294	10,9914	8,4343	27,6861		
	37	55,2660	0,0478	9,0315	3,3639	36,9642		
	38	257,5198	0,0161	6,3004	0,4009	13,2014		
TIPO III	30	194,4670	0,0652	11,2181	3,4930	27,1818	10,69	8,60
	31	113,4159	0,0166	7,9594	1,3348	46,0638		
	32	138,3038	0,0375	2,7088	2,2001	26,7221		
	33	62,6896	0,0201	18,9719	5,3888	13,5406		
	34	84,8109	0,0400	1,5880	4,2474	46,9713		
	35	311,4933	0,0998	12,6150	4,5145	39,6389		
	36	370,5725	0,0862	14,9095	6,2085	26,2565		
	37	344,4136	0,0139	12,5889	5,8783	35,7816		
	38	195,0652	0,0341	5,7043	1,8497	31,7740		

Nas **Figuras 6.2 e 6.3**, são apresentados os mapas de pólos do SISTEMA 1 associados ao melhor ajuste coordenado obtido pelo algoritmo *AGSP* e *MORD*, respectivamente. Em cada um desses gráficos são comparados os pólos do sistema em malha aberta e do sistema em malha fechada, considerando todos os cenários de operação pré-estabelecidos.

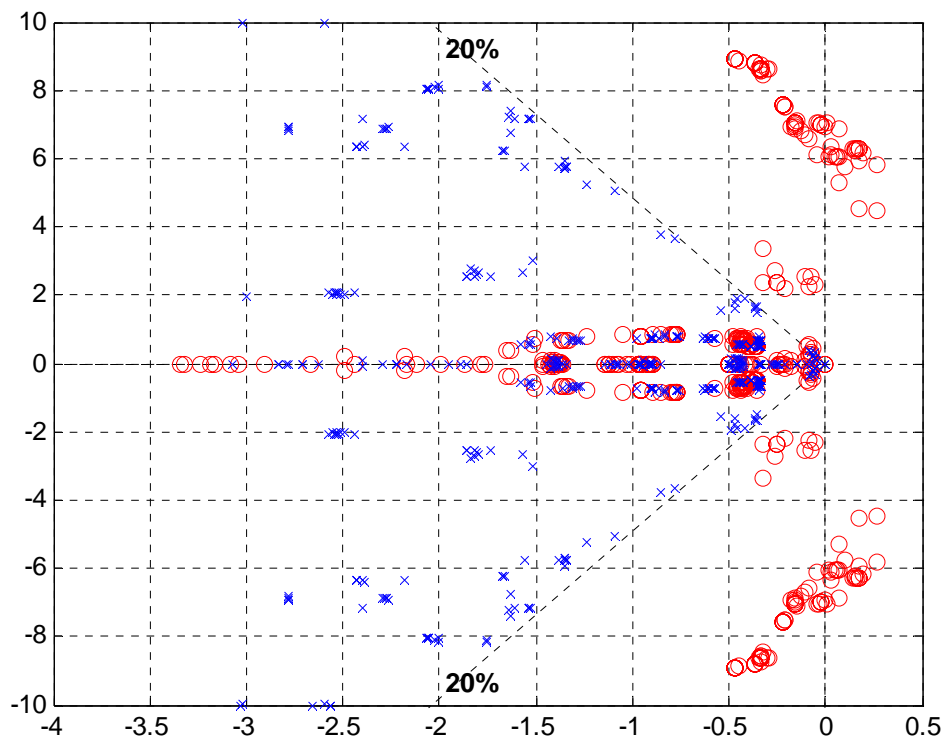


Figura 6.2: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo AGSP (arranjo TIPO I).

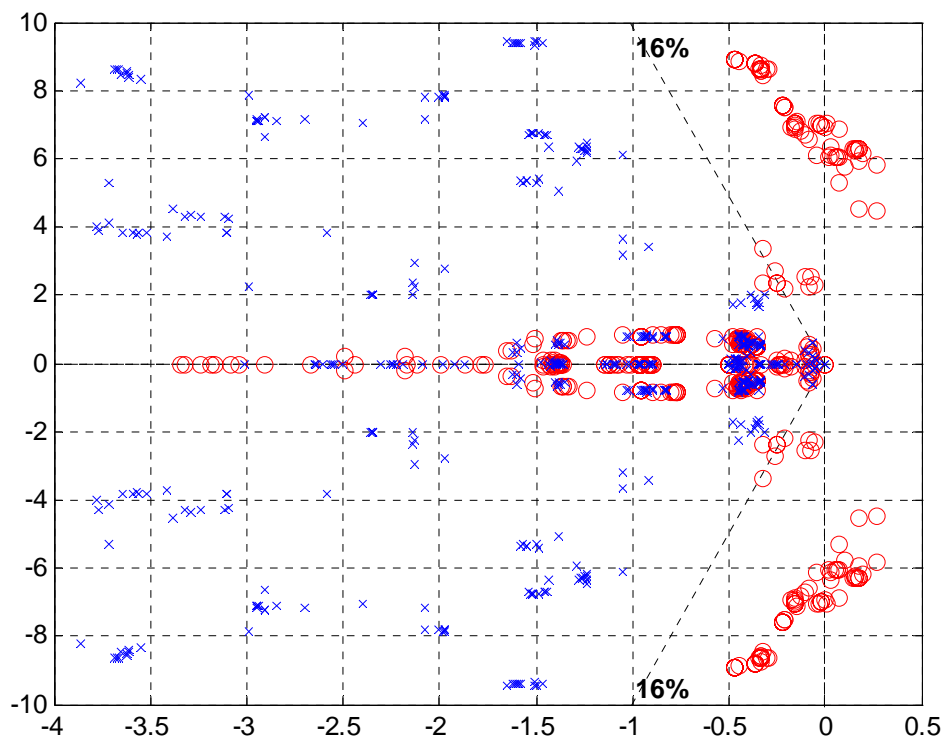
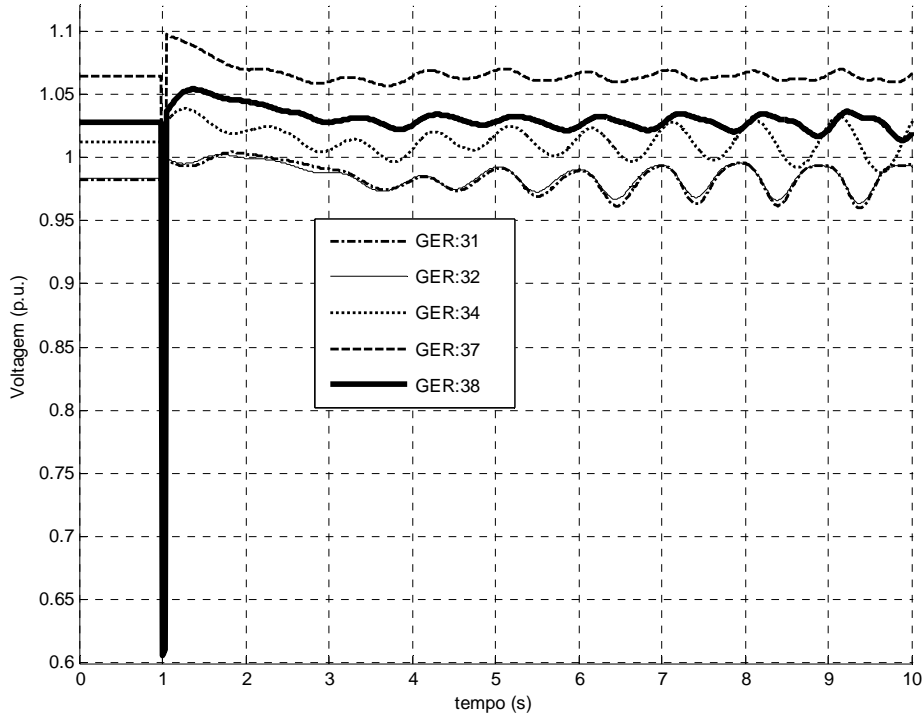
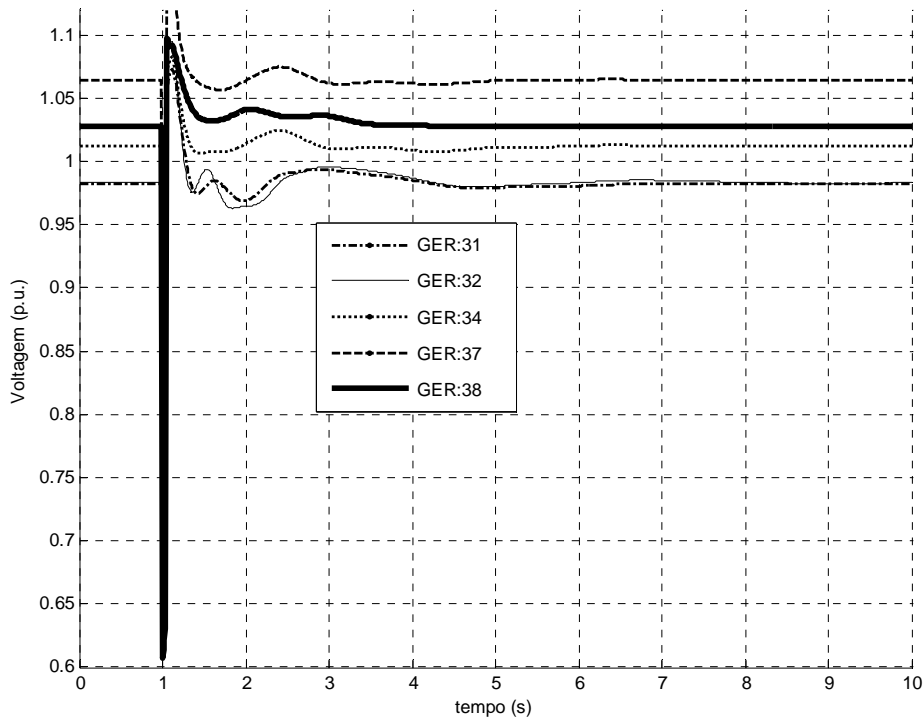


Figura 6.3: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MORD (arranjo TIPO II).

Nas **Figuras 6.2 e 6.3**, o símbolo “o” corresponde aos pólos do sistema de malha fechada, considerando todos os cenários de operação descritos na **Tabela 6.3** para o SISTEMA 1. Porém, o símbolo “x” está associado aos pólos do sistema de malha fechada, considerando todos os pontos de operação.



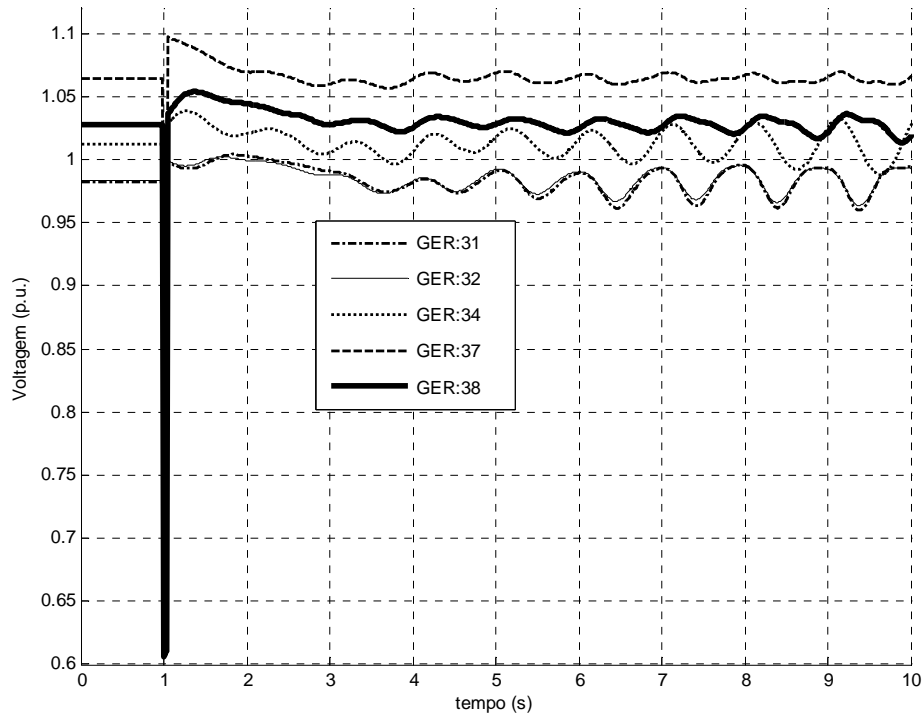
(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



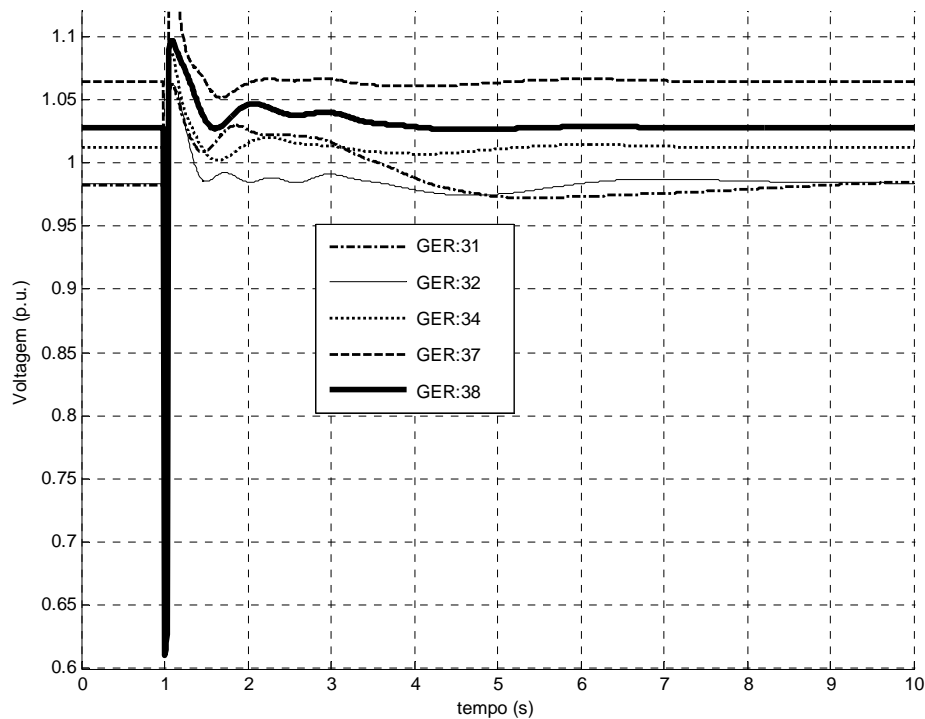
(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.4: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando *AGSP* e arranjo TIPO I).

Na **Figura 6.4**, o gráfico (a) corresponde às tensões nas barras de geração das máquinas com os *RAT* sem ajustar e sem estabilizador. No gráfico (b), são apresentadas às curvas de simulação quando os reguladores já estão ajustados e os *ESP* projetados e conectados aos respectivos geradores.



(a) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*)



(b) Ângulo dos Geradores (com *ESP*)

Figura 6.5: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando *MORD* e arranjo TIPO II).

Observando o gráfico (a), pode ser visto que as amplitudes das tensões associadas às máquinas GER:31, GER:32 e GER:34 crescem ao longo do tempo, portanto o sistema é instável. Porém, pode ser observado claramente, no gráfico (b), o rápido amortecimento das oscilações de tensão e a recuperação da estabilidade do sistema.

Pode ser observado na Figura 6.5, gráfico (a) que as oscilações crescentes de tensão são também eliminadas com os *ESP* projetados através do *MORD*. O algoritmo *MORD*, fornece uma família de soluções ótimas e não uma única solução como acontece no *AGSP*. A seguir, a correspondente *Frente de Pareto* é apresentada na **Tabela 6.8**.

Tabela 6.8: *Frente de Pareto* fornecido pelo algoritmo *MORD*.

$F_1(\cdot)$: ajuste do <i>RAT</i>	$F_2(\cdot)$: ajuste do <i>ESP</i>
8.4250	16.71
8.3111	13.69

Na **Tabela 6.8** pode ser observado um exemplo de duas soluções não comparáveis, na qual a primeira solução tem F_2 maior do que o valor numérico correspondente na segunda solução. Porém, a função F_1 da primeira solução é pior do que a componente correspondente na segunda solução.

Existem apenas duas soluções na *Frente de Pareto* (**Tabela 6.8**), que constitui o espaço dos fenotipos. Porém, no espaço dos genotipos (parâmetros dos controladores) existe maior número de soluções. A razão disso é que diferentes valores de parâmetros correspondem a similares valores numéricos para F_1 e/ou para F_2 .

As soluções pertencentes ao espaço dos genótipos serão mostradas no **Apêndice B**. O limite máximo de *indivíduos* na *Frente de Pareto* foi restringido para 20 soluções, para resultados do SISTEMA 1.

6.4.1.2 Ajuste Coordenado Usando $MOPSO_{sp}$ e $MOPSO_{fp}$

Aqui são apresentados resultados de ajuste usando o $MOPSO_{sp}$ bem como soluções de ajuste obtidos usando o $MOPSO_{fp}$. A seguir, na **Tabela 6.9** mostram-se os resultados de ajuste usando o $MOPSO_{sp}$ para cada arranjo do *cromossomo*.

Tabela 6.9: Ajuste Coordenado fornecido pelo $MOPSO_{sp}$ para cada arranjo do *Cromossomo*.

Arranjo	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
TIPO I	30	51,4668	0,0171	17,5039	10,0000	1,2560	12,98	8,47
	31	184,6108	0,0100	10,1558	10,0000	1,2560		
	32	146,7232	0,1000	16,1035	8,0489	6,9037		
	33	68,0137	0,0465	20,0000	7,9623	1,2560		
	34	117,7529	0,0362	19,4615	7,3851	11,6522		
	35	63,1103	0,0477	15,0864	3,7056	38,1413		
	36	200,0000	0,0100	20,0000	7,9644	11,7759		
	37	122,0147	0,0119	20,0000	9,3071	8,2621		
	38	153,9320	0,0535	20,0000	4,4277	1,2560		
TIPO II	30	137,7596	0,0100	7,2640	9,8173	1,2560	14,03	8,60
	31	71,2633	0,0513	13,1786	10,0000	1,2560		
	32	200,0000	0,0100	16,4844	10,0000	6,0720		
	33	105,7913	0,1000	10,9350	10,0000	7,6274		
	34	193,8263	0,0443	20,0000	10,0000	5,5610		
	35	177,1489	0,0445	5,8045	2,2449	21,9129		
	36	200,0000	0,1000	14,7946	5,6895	8,5021		
	37	200,0000	0,0506	11,3564	7,1296	1,2560		
	38	153,9369	0,0366	20,0000	4,9705	1,2560		
TIPO III	30	63,2450	0,0217	20,0000	10,0000	1,2560	8,44	8,68
	31	400,0000	0,0100	20,0000	5,2643	4,0619		
	32	282,5311	0,1000	20,0000	8,4599	36,9141		
	33	251,3685	0,0574	5,9170	4,7992	4,5540		
	34	50,0000	0,0671	18,1064	3,1079	3,4964		
	35	212,8144	0,1000	1,0000	10,0000	50,0000		
	36	267,2332	0,0942	1,0000	6,0234	2,1915		
	37	375,4307	0,1000	3,7962	0,1000	50,0000		
	38	154,6423	0,0212	20,0000	4,2151	1,2560		

Imediatamente, na **Tabela 6.10**, são apresentadas as soluções de ajuste correspondente ao algoritmo baseado no algoritmo $MOPSO_{fp}$. Neste caso, para cada arranjo do *cromossomo*, é apresentada a melhor solução do ponto de vista do maior coeficiente de amortecimento mínimo calculado.

Tabela 6.10: Ajuste Coordenado fornecido pelo $MOPSO_{fp}$ para cada arranjo do Cromossomo.

Arranjo	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
TIPO I	30	50,0000	0,1000	12,5244	9,9772	1,2560	10,03	8,36
	31	216,1151	0,0120	16,1091	10,0000	2,8630		
	32	50,0000	0,0766	17,0450	8,5205	16,0808		
	33	50,0000	0,0661	1,0000	0,1000	3,6610		
	34	202,8901	0,0557	13,9074	4,2028	1,2560		
	35	50,0000	0,0744	18,8328	7,1680	1,2560		
	36	260,2404	0,0199	20,0000	6,3948	3,3597		
	37	50,0000	0,0323	20,0000	5,8370	1,2800		
	38	253,0321	0,0265	9,8665	6,3308	1,2560		
TIPO II	30	240,5912	0,0150	9,2354	10,0000	1,2560	18,23	8,36
	31	50,0000	0,0152	20,0000	9,9880	1,2560		
	32	50,0000	0,0100	20,0000	5,0860	4,8374		
	33	50,0000	0,0633	19,1255	7,8915	5,4057		
	34	273,4951	0,0308	20,0000	8,6751	11,2541		
	35	50,0000	0,0206	7,5943	10,0000	1,2560		
	36	259,7461	0,0458	19,7852	5,4540	17,0819		
	37	50,0000	0,1000	7,1538	10,0000	3,1082		
	38	192,6146	0,0722	19,9888	5,6154	7,4718		
TIPO III	30	215,7271	0,0385	15,8275	5,6026	4,6435	8,71	8,36
	31	147,3885	0,0724	11,8156	7,4433	1,2560		
	32	66,5842	0,0667	7,9353	6,3553	2,2080		
	33	50,0000	0,0183	17,7176	6,5885	14,7050		
	34	284,0519	0,0685	14,1029	7,5170	10,7118		
	35	51,6412	0,0550	7,3603	5,7485	25,6934		
	36	197,8374	0,1000	14,4519	5,8404	6,7903		
	37	52,8315	0,0442	13,0657	3,6270	4,1215		
	38	158,0103	0,0609	3,3342	5,6546	1,2657		

Para cada uma das execuções foi considerada $N_{INTERVAL} = 6$. Esse parâmetro discretiza, ou delimita, a máxima velocidade associada a cada parâmetro (conforme descrito no Capítulo 5). O valor atribuído ao mencionado parâmetro do PSO vem do trabalho feito em (ABIDO, 2002).

Pode ser observado na **Tabela 6.9**, que entre as soluções obtidas para cada um dos tipos de arranjos considerados teve melhor desempenho o arranjo TIPO II usando o $MOPSO_{sp}$ para ajuste coordenado de controladores no SISTEMA 1. Também esse mesmo arranjo de partículas teve melhor desempenho no ajuste coordenado usando o $MOPSO_{fp}$.

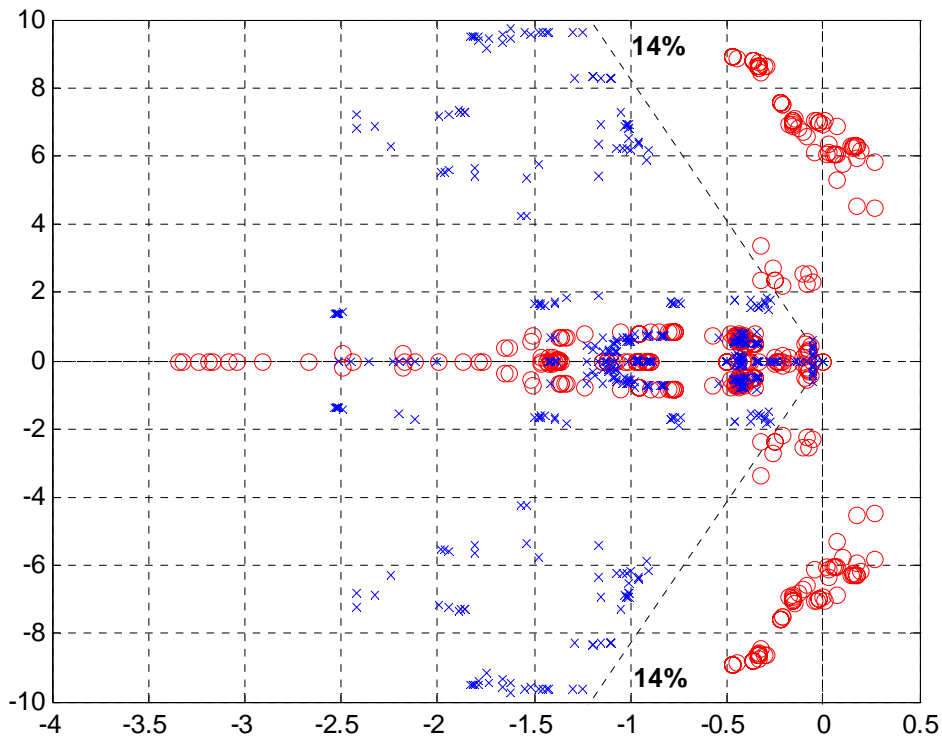


Figura 6.6: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo $MOPSO_{sp}$ (arranjo TIPO II).

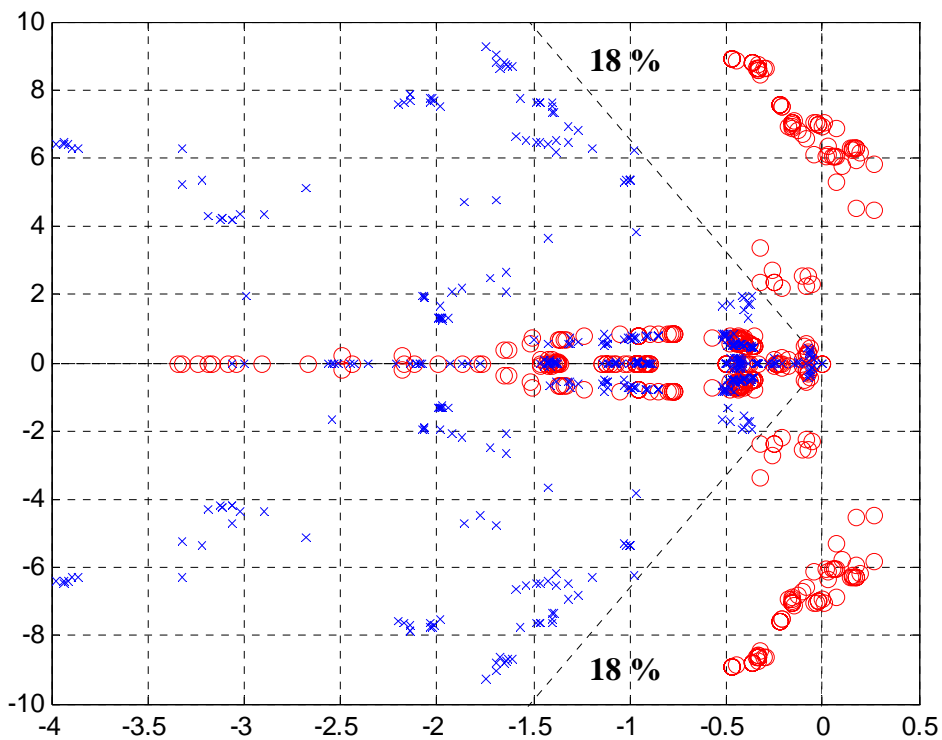


Figura 6.7: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo $MOPSO_{rp}$ (arranjo TIPO II).

Nas **Figuras 6.6 e 6.7**, o símbolo “O” corresponde aos pólos do sistema de malha aberta, considerando todos os cenários de operação descritos na **Tabela 6.3** para o SISTEMA 1. O símbolo “x”, porém, corresponde aos pólos do sistema de malha fechada, considerando todos os pontos de operação associados ao SISTEMA 1.

O algoritmo $MOPSO_{fp}$ fornece uma família de soluções ótimas. Na **Tabela 6.11** é apresentada a *Frente de Pareto* correspondente (espaço dos fenótipos).

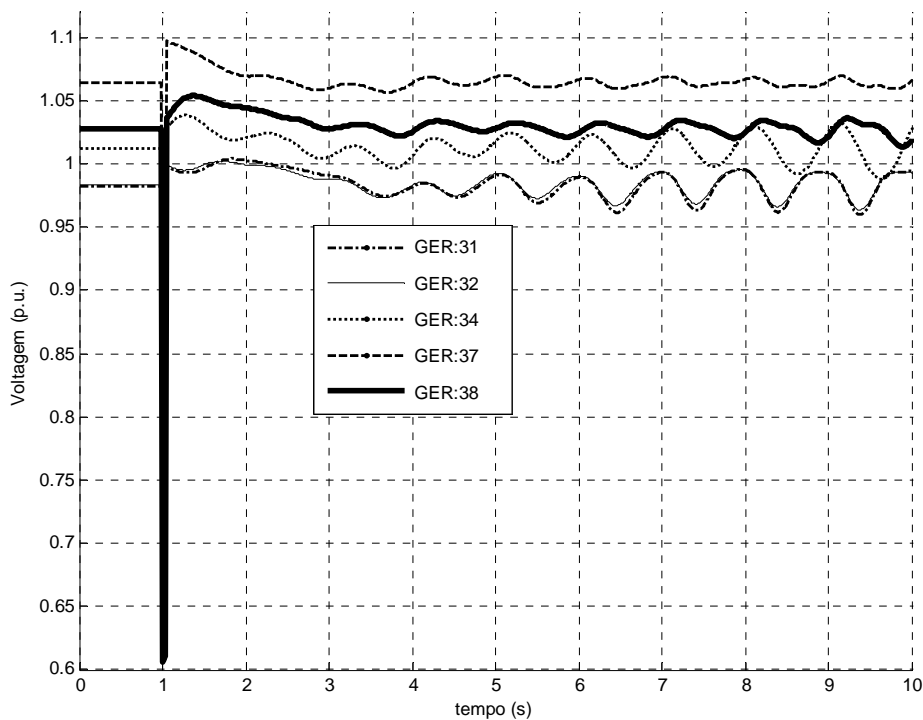
Tabela 6.11: *Frente de Pareto* fornecido pelo algoritmo $MOPSO_{fp}$.

$F_1(\cdot)$: ajuste do RAT	$F_2(\cdot)$: ajuste do ESP
8 . 36	18 . 23

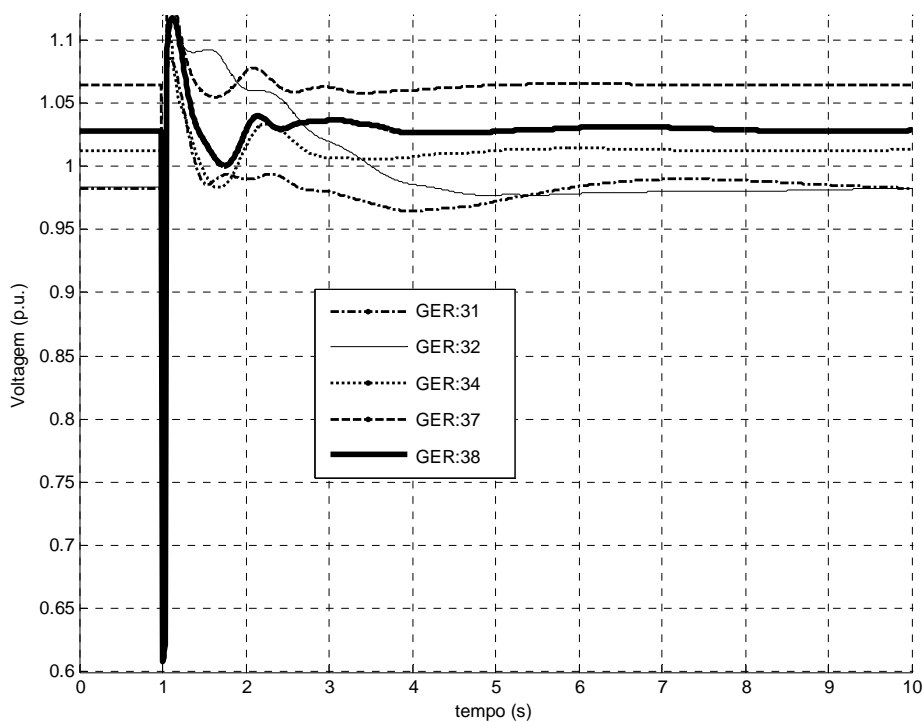
No espaço dos fenótipos existe uma única solução na *Frente de Pareto* (conjunto das *melhores posições globais*). Porém, existem mais soluções de ajuste no espaço dos genótipos os quais serão mostrados no **Apêndice B**.

Na **Figura 6.8**, no gráfico (a) são mostradas as tensões nas barras de geração antes de ajustar os parâmetros dos controladores (cada RAT e cada ESP). Mas, no gráfico (b) apresentam-se as tensões nas barras terminais de cada gerador, com o seu RAT e seu ESP ajustados pelo algoritmo $MOPSO_{sp}$.

Observando o gráfico (a), pode ser visto que as amplitudes das tensões associadas às máquinas GER:31, GER:32 e GER:34 crescem ao longo do tempo (sistema instável). Depois do ajuste através do algoritmo proposto pode ser observado claramente, no gráfico (b), o rápido amortecimento das oscilações de tensão nas barras de geração.

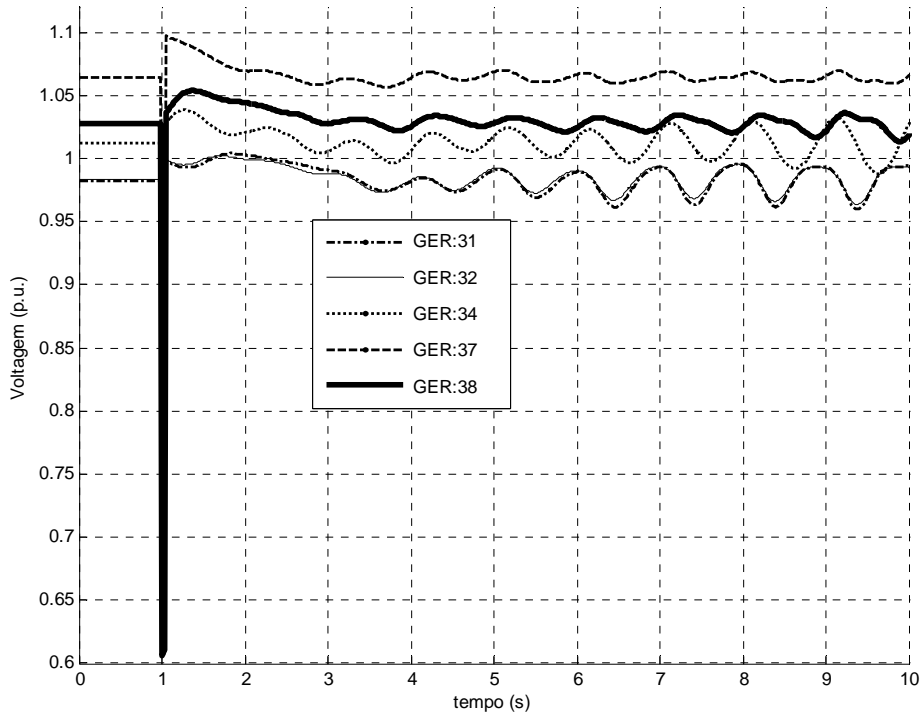


(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*)

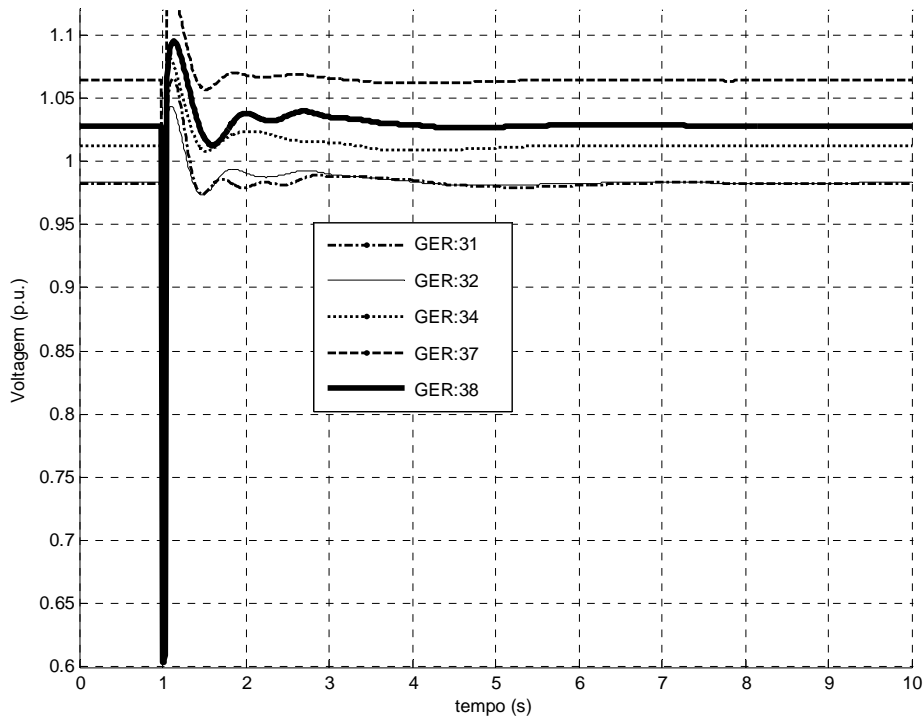


(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.8: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando $MOPSO_{sp}$ e arranjo TIPO II).



(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.9: Curto Circuito trifásico na Barra 3 (ajuste usando $MOPSO_{rp}$ e arranjo TIPO II).

Pode ser observado na **Figura 6.9**, que as oscilações das amplitudes de tensão mostradas no gráfico (a), são crescentes quando nenhum dos geradores possui estabilizador. Porém, uma vez projetados os *ESP* para cada gerador, as mencionadas oscilações são rapidamente amortecidas.

6.4.1.3 Comparação dos Resultados Obtidos

Além dos resultados apresentados nas tabelas anteriores, os quais representam os melhores resultados para cada caso, foram também executados outros tantos casos mostrados a seguir:

Tabela 6.12: Resultados para Diferentes tipos de *Mutação* e *Cruzamento* (usando o *AGSP*).

Arranjo	Op. Mutação	Op. Cruzamento	ζ_{min} (%)	A_I
I	1	1	20,69	8,67
	1	2	14,17	8,64
	2	1	17,44	8,31
	2	2	14,75	8,64
II	1	1	13,94	8,50
	1	2	15,49	8,65
	2	1	16,55	8,53
	2	2	14,59	8,67
III	1	1	16,14	8,60
	1	2	17,44	8,31
	2	1	18,47	8,54
	2	2	16,46	8,52

Na **Tabela 6.12**, o Operador de *Mutação* do Tipo 1 corresponde àquela mutação cuja variação de probabilidade é representada através da equação (5.6), decrescimento exponencial. Porém, na *Mutação* do Tipo 2, a probabilidade varia através da equação (5.8), decrescimento adaptativo variando inversamente conforme valor médio das funções de aptidão da população. Da mesma maneira, o Operador de *Cruzamento* do Tipo 1 corresponde ao cruzamento uniforme, e o Operador de *Cruzamento* do Tipo 2 corresponde ao cruzamento do tipo aritmético convexo.

Os resultados apresentados na **Tabela 6.12** representam os melhores resultados obtidos de duas execuções consecutivas para cada um dos casos descritos. Pode ser observado, porém, que os melhores resultados (considerando o máximo coeficiente de amortecimento mínimo) correspondem àquelas soluções obtidas usando o Operador de *Mutação* do Tipo 1 e o Operador de *Cruzamento* do Tipo 1, considerando os três tipos de arranjo de *cromossomos*. Esses resultados são apresentados na **Tabela 6.6**. Na **Tabela 6.13**, porém, são apresentadas as diferentes soluções fornecidas pelo algoritmo *MORD*, para diferentes tipos de arranjo do *cromossomo*, e também para os diferentes tipos de operadores de mutação e cruzamento.

Tabela 6.13: Resultados para Diferentes tipos de *Mutação* e *Cruzamento* (usando o *MORD*).

Arranjo	Op. Mutação	Op. Cruzamento	ζ_{min} (%)	A_f
I	1	1	12,40	8,55
	1	2	13,69	8,31
	2	1	13,28	8,36
	2	2	11,67	8,50
II	1	1	16,71	8,43
	1	2	16,47	8,57
	2	1	15,65	8,57
	2	2	12,56	8,45
III	1	1	10,69	8,60
	1	2	16,33	8,21
	2	1	15,01	8,71
	2	2	15,44	8,57

Da mesma maneira, para os algoritmos *MOPSO_{sp}* e *MOPSO_{fp}*, são apresentados os resultados experimentais, considerando varios valores para o *NINTERVAL* que determina os limites de velocidade de cada parâmetro em cada partícula do *enxame*. Nas **Tabelas 6.14** e **6.15**, respectivamente, são mostrados esses resultados.

Tabela 6.14: Resultados para Diferentes valores do $NINTERVAL$ (usando o $MOPSO_{sp}$).

Arranjo	$NINTERVAL$	ζ_{min} (%)	A_I
I	6	11,91	8,52
	8	12,98	8,47
	12	5,45	8,55
II	6	14,03	8,60
	8	12,49	8,56
	12	8,41	8,56
III	6	7,44	8,61
	8	6,25	8,61
	12	8,26	8,66

Na **Tabela 6.14** pode ser observado que os melhores resultados correspondem ao arranjo TIPO I e TIPO II dos parâmetros das partículas e, além disso, utilizando um $NINTERVAL \leq 8$ para esses arranjos os resultados são melhores aqueles obtidos com $NINTERVAL$ superior.

Tabela 6.15: Resultados para Diferentes valores do $NINTERVAL$ (usando o $MOPSO_{fp}$).

Arranjo	$NINTERVAL$	ζ_{min} (%)	A_I
I	6	10.03	8.36
	8	7.66	8.36
	12	5.99	8.36
II	6	18.22	8.36
	8	3.63	8.54
	12	2.97	8.36
III	6	8.71	8.36
	8	3.63	8.54
	12	3.09	8.54

Os resultados apresentados na **Tabela 6.15**, correspondem aos melhores ajustes (considerando coeficiente de amortecimento mínimo) encontrados na *Frente de Pareto* correspondente. Os melhores resultados correspondem também ao arranjo TIPO I e TIPO II dos parâmetros das partículas e, além disso, utilizando um $NINTERVAL = 6$ para esses arranjos os resultados são melhores àqueles obtidos com $NINTERVAL$ superior

Nas tabelas anteriores, os coeficientes de amortecimento mínimo determinado no final do processo de ajuste das metodologias baseadas em *AG* são superiores àqueles determinados usando técnicas baseadas no *PSO*. Porém, considerando os melhores resultados obtidos obtidas por ambas as metodologias todos os coeficientes de amortecimento mínimo associados ao ajuste, inclusive as *áreas de integração* calculadas, são todas da mesma ordem.

Mas, as metodologias baseadas no *PSO* convergem mais rapidamente a bons resultados de ajuste coordenado de controladores comparativamente com as técnicas baseadas no *AG*. Na **Tabela 6.10**, são comparados os tempos de computação gasto pelas diferentes metodologias de ajuste desenvolvidas.

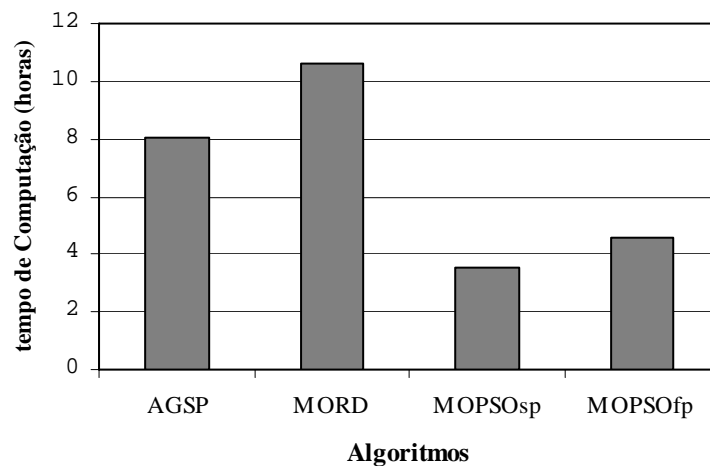


Figura 6.10: Comparação do tempo de computação gasto por cada algoritmo.

Na **Tabela 6.10** pode ser observado que as metodologias de ajuste baseadas no *AG* gastam mais tempo para convergir a resultados de ajuste bons em comparação às técnicas de ajuste que utilizam *PSO*. Existem duas razões para isso acontecer: a) Menor número de partículas necessárias para atingir soluções similares; b) operador de transição mais simples para a obtenção de novas partículas em cada iteração.

Os valores apresentados na **Figura 6.11** comparam as *áreas de integração* calculadas para determinadas máquina antes e depois de aplicar o ajuste dos reguladores, gráfico (a). Porém, no gráfico (b) os coeficientes de amortecimento associados aos modos eletromecânicos de algumas máquinas no sistema de malha aberta são comparadas com àqueles determinados no sistema de malha fechada. Estes resultados correspondem à solução de ajuste fornecida pelo *AGSP*. Similar comparação é feita na **Figura 6.12**, porém para o melhor resultado de ajuste realizado pelo *MOPSO_{fp}*. Correspondem aos melhores resultados de ajuste entre as metodologias baseadas em *AG* e em *PSO*, respectivamente.

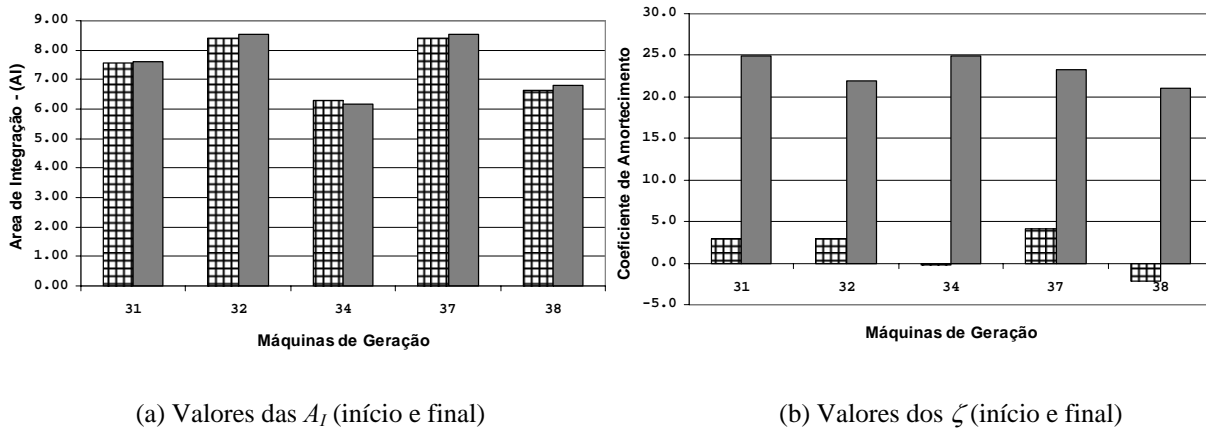


Figura 6.11: Verificação de ajuste dos parâmetros do *RAT* e do *ESP* (ajuste usando o *AGSP*)

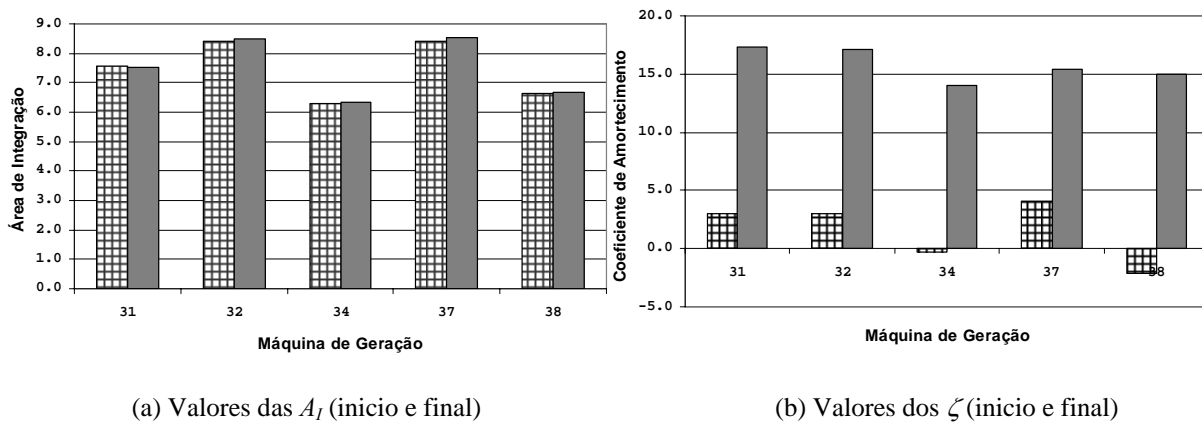


Figura 6.12: Verificação de ajuste dos parâmetros do *RAT* e do *ESP* (ajuste usando o *MOPSO_{fp}*).

6.4.2 Análise dos Resultados para o SISTEMA 2

Nesta subseção as metodologias de ajuste coordenado desenvolvidas são aplicadas sobre o segundo *SEP* considerado para teste (SISTEMA 2), e os resultados de ajuste obtidos são analisados e comparados. O critério de parada, para cada uma dessas metodologias, foi definido em 50 gerações (iterações) a serem realizadas até a convergência final. O tamanho da população foi fixado em 40 *indivíduos* para as metodologias baseadas no *AG*, e 20 partículas no *enxame* para as técnicas de ajuste baseadas no *PSO*.

O arranjo TIPO II apresenta em media melhores soluções em todas as metodologias implementadas, e esse tipo de arranjo foi selecionado para ajuste de controladores do SISTEMA 2, considerando todas as técnicas de ajuste desenvolvidas. Os resultados apresentados, associado a cada metodologia de ajuste, correspondem à melhor de duas soluções fornecidas.

6.4.2.1 Ajuste Coordenado Usando *AGSP* e *MORD*

Na **Tabela 6.16** são apresentados os resultados do ajuste coordenado de reguladores e estabilizadores utilizando a metodologia de ajuste baseada no *AGSP*. Resultados de ajuste fornecidos pela técnica de ajuste coordenado baseado no *MORD* são apresentados na **Tabela 6.17**.

Tabela 6.16: Ajuste Coordenado fornecido pelo *AGSP* para cada máquina do SISTEMA 2.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	65,1242	0,0309	16,2646	8,9709	11,6349	8,71	6,47
10	45,6687	0,0837	1,6112	1,3427	41,0566		
12	231,9613	0,0776	17,8401	2,7431	29,6036		
18	117,8487	0,0701	15,6987	8,5552	2,2438		
300	193,3477	0,0810	12,8359	7,5687	2,3821		
301	95,3146	0,0965	10,5254	2,2119	43,7759		
303	43,2081	0,0263	17,1187	4,1099	10,3943		
305	55,5795	0,0754	17,2503	8,0308	5,0122		
16	35,4259	0,0663	13,6587	7,7842	25,4689		
20	66,1428	0,0829	9,1388	6,5587	8,7416		
22	87,8643	0,0842	9,9599	8,8313	2,5502		

Tabela 6.17: Ajuste Coordenado fornecido pelo *MORD* para cada máquina do SISTEMA 2.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	25,0000	0,0606	12,1789	9,4110	14,8847	8,71	6,46
10	25,0000	0,0614	15,0115	1,4381	39,7088		
12	69,4723	0,0744	1,7677	2,4317	23,6632		
18	88,5683	0,0522	8,0170	8,0908	2,1652		
300	167,2001	0,0498	5,1050	9,1095	2,7118		
301	43,0054	0,0653	2,0910	2,2377	40,5393		
303	80,4552	0,0294	10,0120	3,1359	8,2366		
305	137,6518	0,0727	18,2570	8,0313	5,0123		
16	25,0000	0,0340	12,6694	7,7825	25,4769		
20	65,5617	0,0622	1,9400	6,5570	8,7424		
22	98,6594	0,0426	12,6611	8,8314	2,5502		

Neste caso também o algoritmo *MORD* forneceu uma família de soluções ótimas. A *Frente de Pareto* fornecida pelo algoritmo é apresentada na **Tabela 6.18**:

Tabela 6.18: *Frente de Pareto* fornecido pelo algoritmo *MORD* para o SISTEMA 2.

$F_1(\cdot)$: ajuste do <i>RAT</i>	$F_2(\cdot)$: ajuste do <i>ESP</i>
6,5034	8,7114
6,4845	8,7113

Neste caso também se tem poucas soluções no espaço dos fenótipos. Porém, no **Apêndice C** serão apresentadas as soluções encontradas no espaço dos genótipos (parâmetros dos controladores). A pouca quantidade de soluções deve-se também à restrição imposta no tamanho permitido na *Frente de Pareto*, o qual foi fixado em 10 indivíduos.

A seguir, nas **Figuras 6.13** e **6.14** são apresentados o mapa de pólos para o sistema de malha aberta comparando-a com os pólos do sistema de malha fechada associadas às metodologias baseadas no *AGSP* e *MORD*, respectivamente.

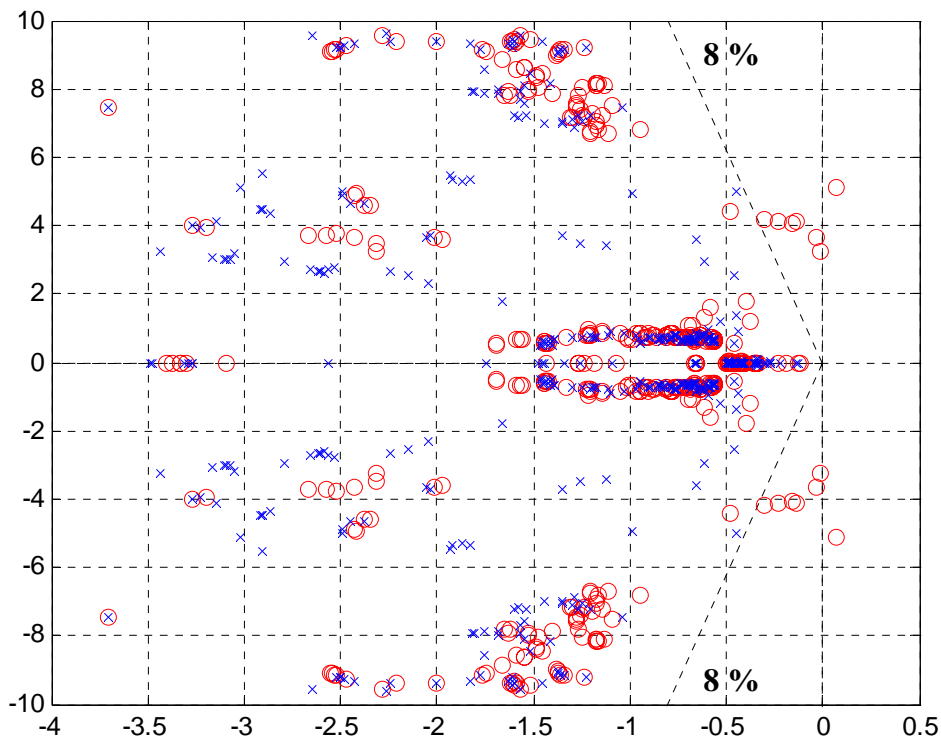


Figura 6.13: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo AGSP (SISTEMA 2).

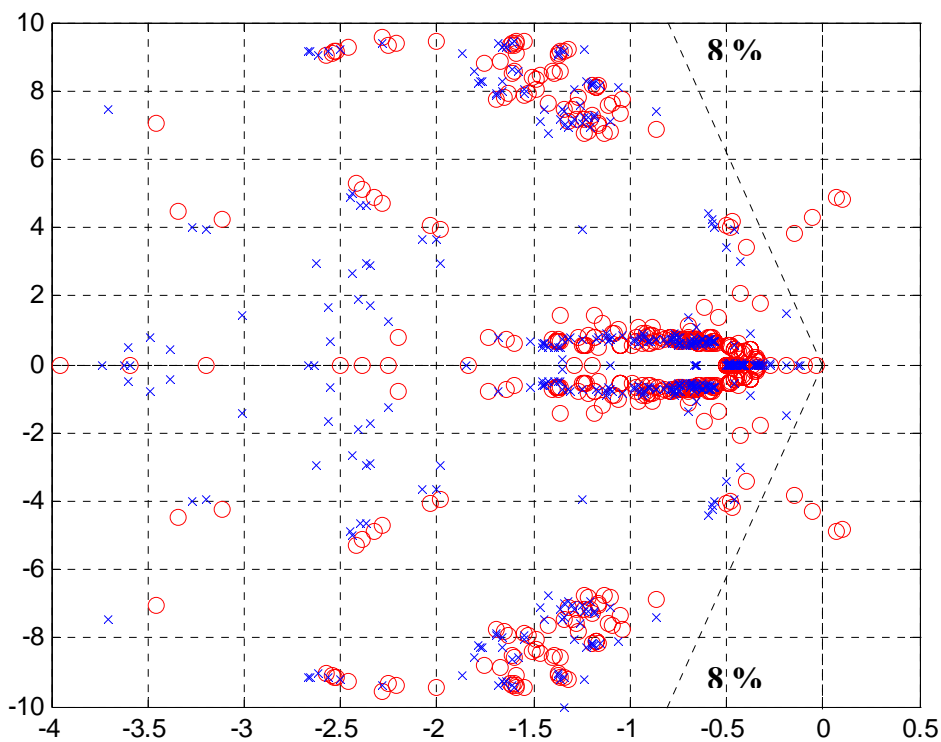
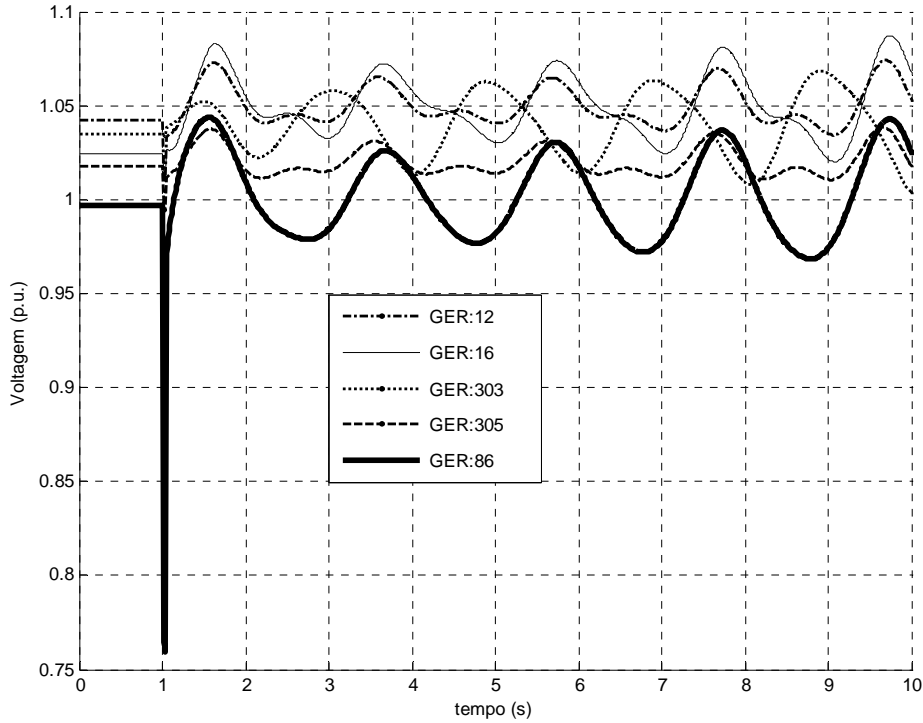
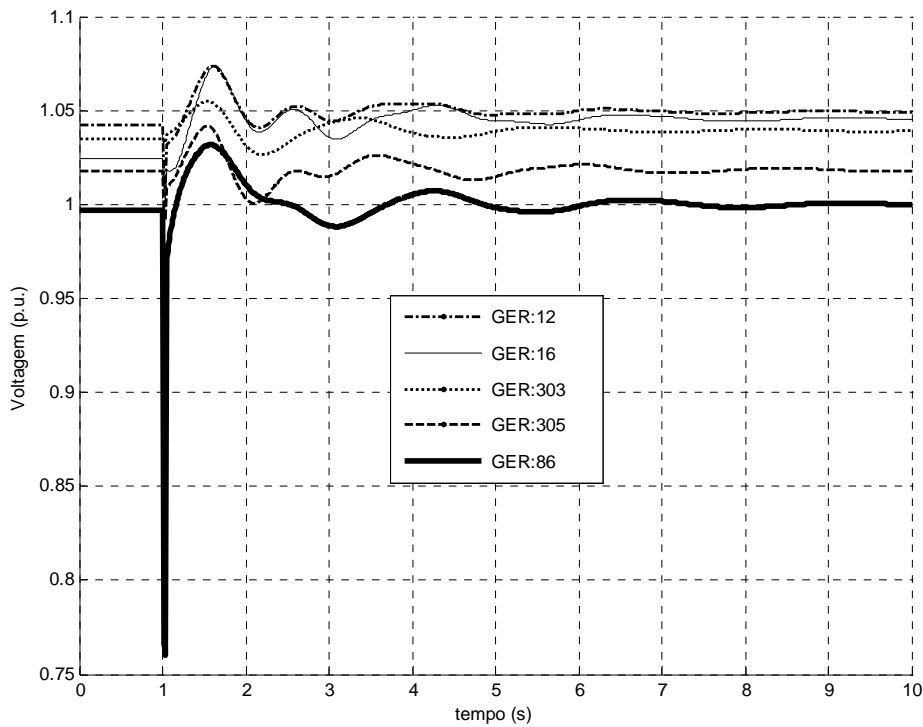


Figura 6.14: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo MORD (SISTEMA 2).

O mapa de pólos associado ao ajuste através do *AGSP*, **Figura 6.13**, possui um coeficiente de amortecimento mínimo levemente superior àquela mostrada na **Figura 6.14**, associado ao ajuste através do *MORD*.



(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



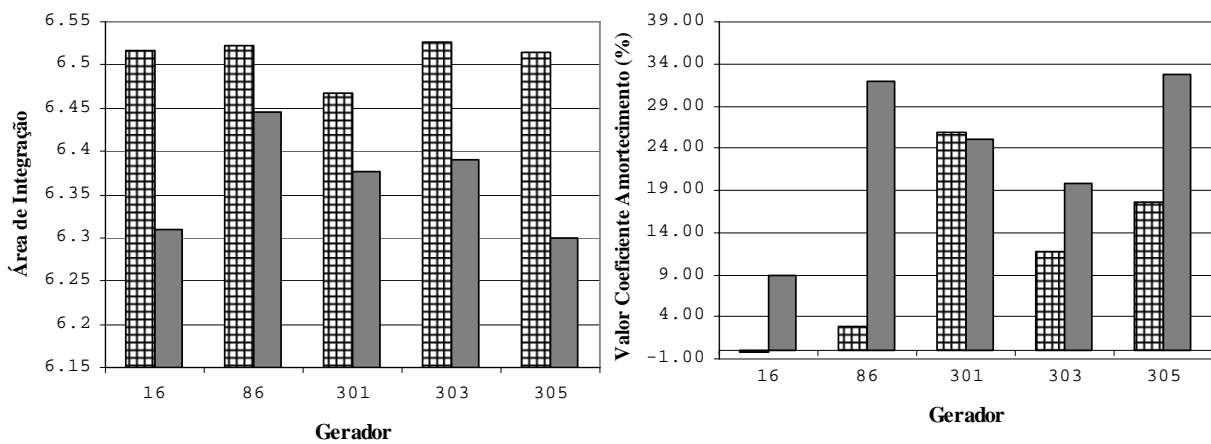
(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.15: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo *AGSP*).

A **Figura 6.15** apresenta a resposta da tensão terminal de determinados geradores quando sobre a barra 78 do sistema (Subestação de 345 kV de Tijuco Preto) é submetido um curto circuito. O evento demora 50 ms para ser eliminado.

Os gráficos mostrados a seguir correspondem à simulação do evento mencionado, considerando um cenário de operação de maior exigência para o *SEP* considerando cada metodologia de ajuste. Neste caso, o cenário considerado foi aquele no qual cinco linhas de transmissão de 500 kV ficam fora de serviço (Cenário de Operação 6).

Pode ser observado nos gráficos da **Figura 6.15** que depois de aplicado o curto circuito o sistema é altamente oscilatório (gráfico (a)). Inclusive pode ser observado que as amplitudes de oscilação das tensões de geração aumentam conforme cresce o tempo de simulação; portanto, o sistema é instável. Porém, o sistema é estável quando todas as máquinas têm ajustados os seus reguladores, e conectados os seus correspondentes estabilizadores projetados através do *AGSP* (gráfico (b)).



(a) Área de Integração (Ajuste *RAT*)

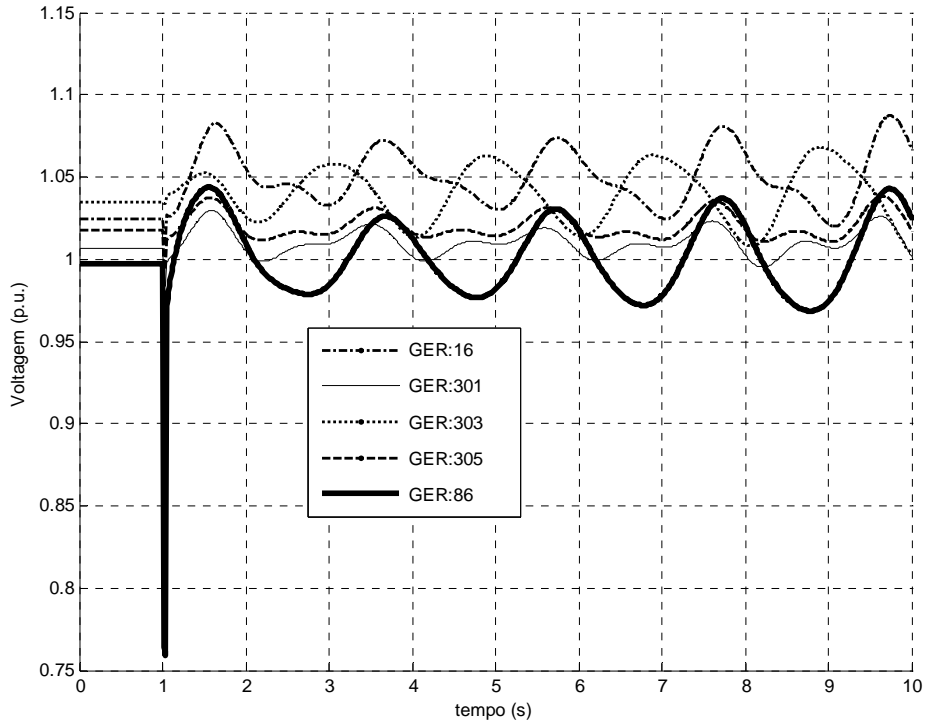
(b) Coeficiente Amortecimento (Ajuste *ESP*)

▨ Área Integração com *RAT* não Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) sem *ESP*.

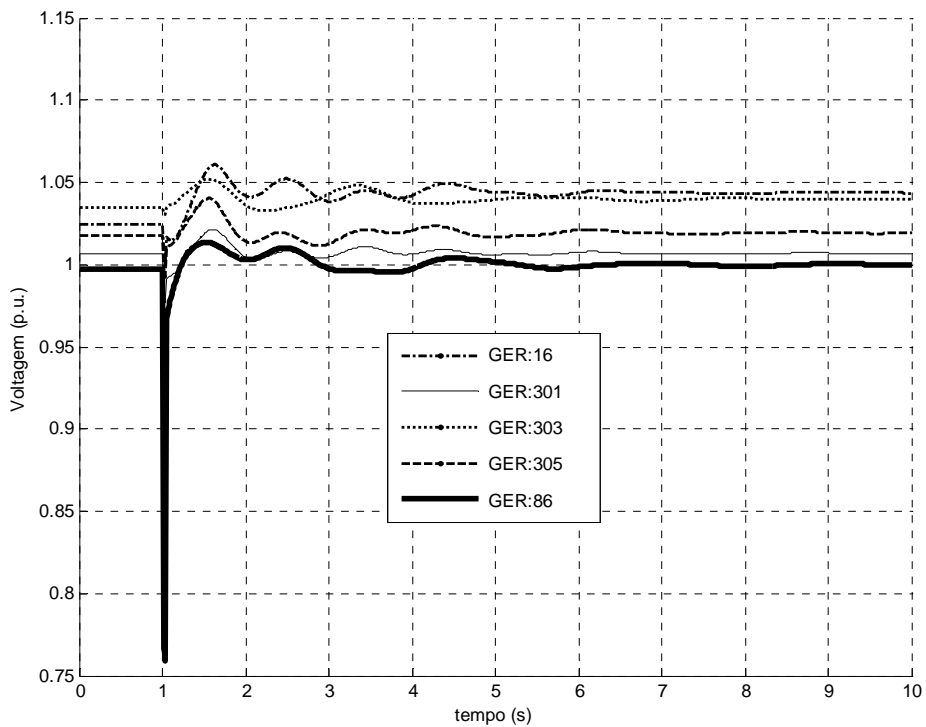
■ Área Integração com *RAT* Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) com *ESP* projetado.

Figura 6.16: Medidas do Ajuste do *RAT* e do *ESP* de determinados geradores (Ponto Operação 6).

A **Figura 6.17** apresenta a resposta da tensão terminal de determinados geradores quando sobre a barra 78 do sistema (Subestação de 345 kV de Tijuco Preto) é submetido um curto circuito. O evento demora 50 ms para ser eliminado.



(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).

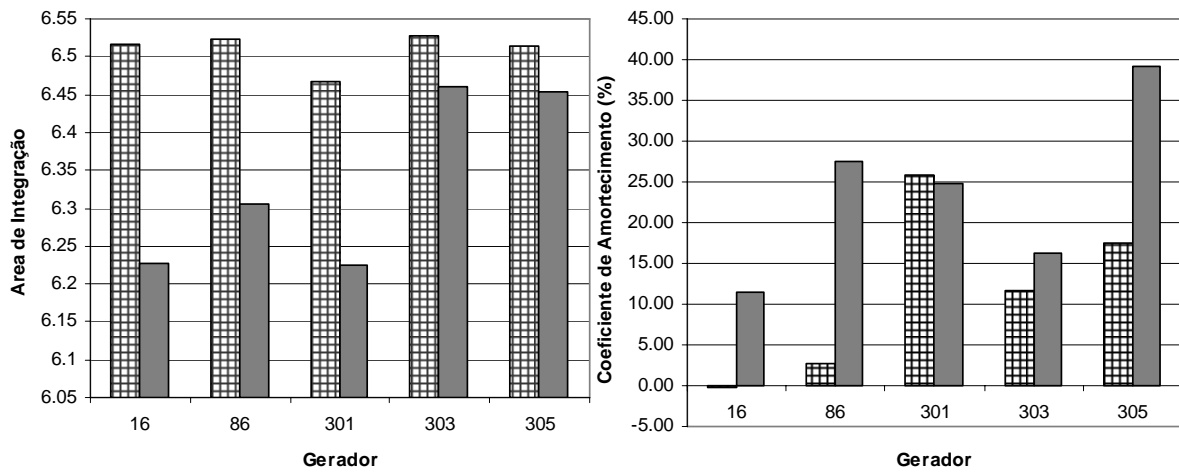


(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.17: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo *MORD*).

Através do gráfico (a) da **Figura 6.17** pode ser observado que o sistema é instável, por causa das oscilações de amplitude crescente das tensões terminais dos geradores. Mas, no gráfico (b) o *SEP* apresenta estabilidade quando cada máquina possui os *RAT* ajustados e os *ESP* projetados através do *MORD*.

Na **Figura 6.18** são comparados os resultados correspondentes às *áreas de integração* e coeficientes de amortecimento mínimo calculados para o sistema em malha aberta e sistema em malha fechada no final do processo de ajuste. Como pode ser observado nesses gráficos, o *MORD* consegue diminuir a *área de integração* e aumentar o coeficiente de amortecimento de cada máquina no final do processo de ajuste.



(a) Área de Integração (Ajuste *RAT*)

(b) Coeficiente Amortecimento (Ajuste *ESP*)

- Área Integração com *RAT* não Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) sem *ESP*.
- Área Integração com *RAT* Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) com *ESP* projetado.

Figura 6.18: Medidas do Ajuste do *RAT* e do *ESP* de determinados geradores (Ponto Operação 6).

6.4.2.2 Ajuste Coordenado Usando $MOPSO_{sp}$ e $MOPSO_{fp}$

Na **Tabela 6.19** são apresentados os resultados do ajuste coordenado de reguladores e estabilizadores fornecido pelo $MOPSO_{sp}$.

Tabela 6.19: Ajuste Coordenado fornecido pelo $MOPSO_{sp}$ para cada máquina do SISTEMA 2.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	177,9957	0,0340	11,8704	10,0000	3,7320	8,71	6,51
10	244,2735	0,1000	16,0775	9,1618	40,0148		
12	331,2941	0,0103	1,8575	10,0000	1,2560		
18	330,3617	0,0984	7,1250	10,0000	36,6990		
300	400,0000	0,0100	6,4922	5,1063	33,8528		
301	25,0000	0,0930	1,1536	4,2091	21,7512		
303	26,7670	0,1000	11,3718	0,1000	1,2934		
305	50,0178	0,0730	20,0000	7,4949	5,5000		
16	239,4461	0,0901	12,9494	10,0000	13,3251		
20	283,5152	0,1000	1,0000	3,8834	27,2936		
22	102,2011	0,0100	15,6611	10,0000	2,6195		

Na **Tabela 6.20** são apresentados os resultados de ajuste dos RAT e dos ESP fornecidos pelo algoritmo $MOPSO_{fp}$:

Tabela 6.20: Ajuste Coordenado fornecido pelo $MOPSO_{fp}$ para cada máquina do SISTEMA 2.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	25,0000	0,0606	12,2312	6,7578	17,9560	8,71	6,46
10	25,0000	0,0614	7,4419	7,8375	21,8686		
12	69,4723	0,0744	11,0434	7,1056	1,7862		
18	88,5683	0,0522	3,9179	7,4191	22,1563		
300	167,2001	0,0498	4,0735	3,1008	15,1410		
301	43,0054	0,0653	5,1103	6,3105	14,4469		
303	80,4552	0,0294	1,0000	6,7171	41,3432		
305	137,6518	0,0727	6,0874	6,5085	11,7351		
16	50,4461	0,0901	10,9494	8,9734	1,2560		
20	65,5617	0,0622	1,0000	4,4562	32,1261		
22	98,6594	0,0426	11,6888	9,1327	35,6734		

Na **Tabela 6.21** é apresentada a *Frente de Pareto* contendo as soluções não dominadas atualizadas no final do processo de ajuste do $MOPSO_{fp}$.

Tabela 6.21: *Frente de Pareto* fornecido pelo algoritmo $MOPSO_{fp}$ para o SISTEMA 2.

$F_1(\cdot)$: ajuste do RAT	$F_2(\cdot)$: ajuste do ESP
6,4557	8,7083
6,4600	8,7084
6,4277	6,7906
6,4513	8,7081
6,4292	8,7080

Para esta metodologia de ajuste coordenado também foi controlado o tamanho máximo de partículas na *Frente de Pareto* (conjunto das *melhores posições globais*), o qual foi mantido para 10 partículas. Por essa razão existem poucas soluções não dominadas no espaço dos fenótipos. No **Apêndice C** são apresentadas as soluções correspondentes ao espaço dos genótipos.

A seguir, são apresentados nas **Figuras 6.19 e 6.20** os mapas de pólos associado ao ajuste fornecido pelos algoritmos $MOPSO_{sp}$ e $MOPSO_{fp}$, respectivamente, aplicados ao SISTEMA 2.

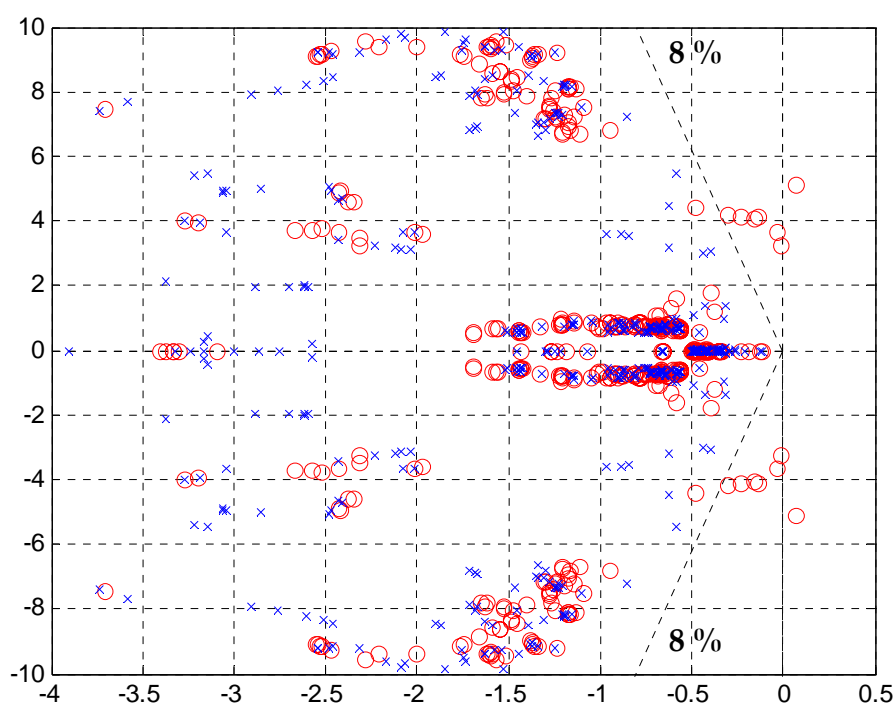


Figura 6.19: Mapa de *Pólos* associado ao ajuste fornecido pelo $MOPSO_{sp}$ (SISTEMA 2).

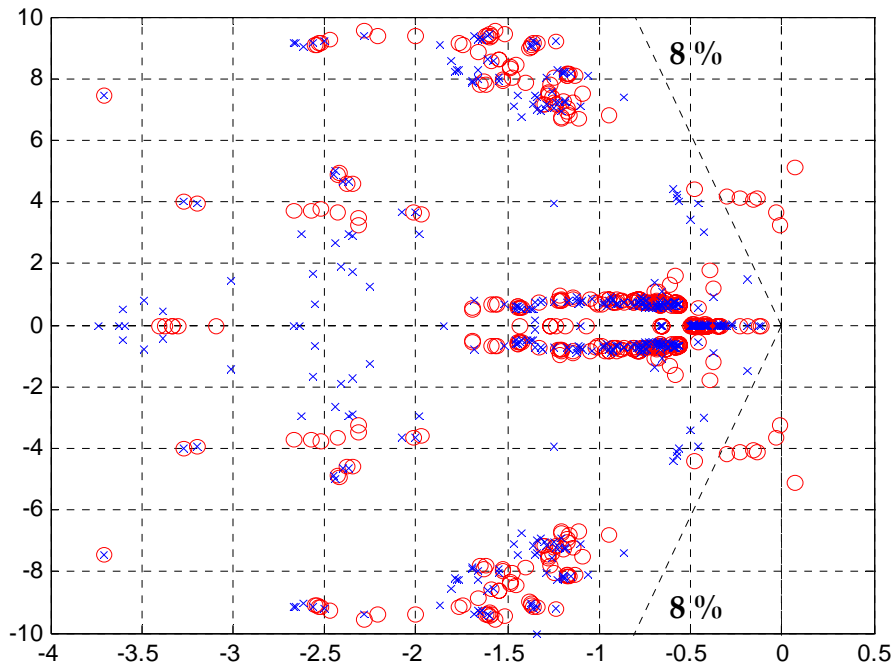
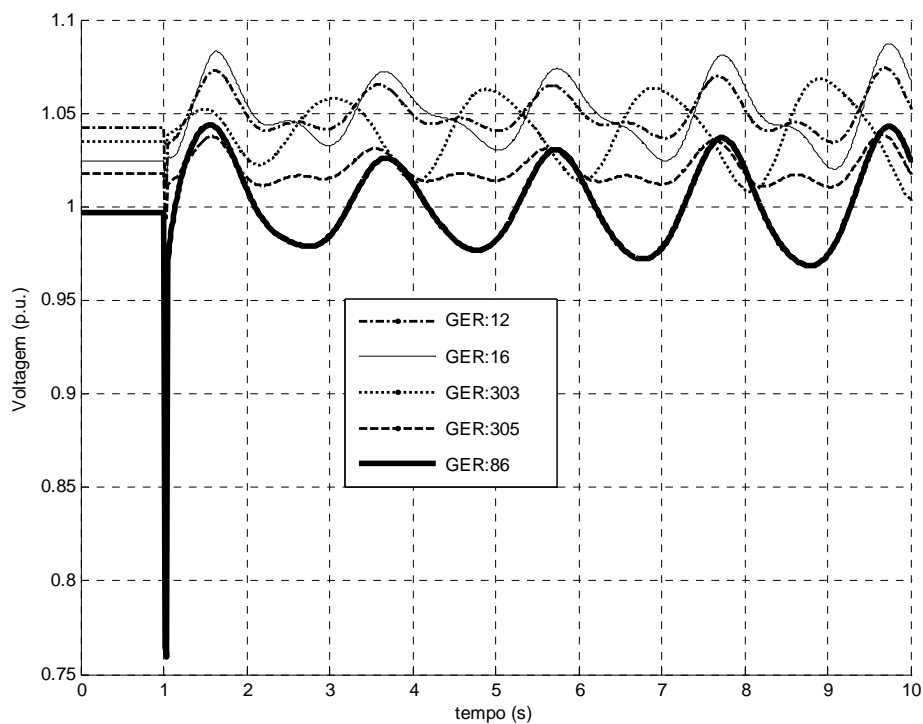


Figura 6.20: Mapa de Pólos associado ao ajuste fornecido pelo $MOPSO_{fp}$ (SISTEMA 2).

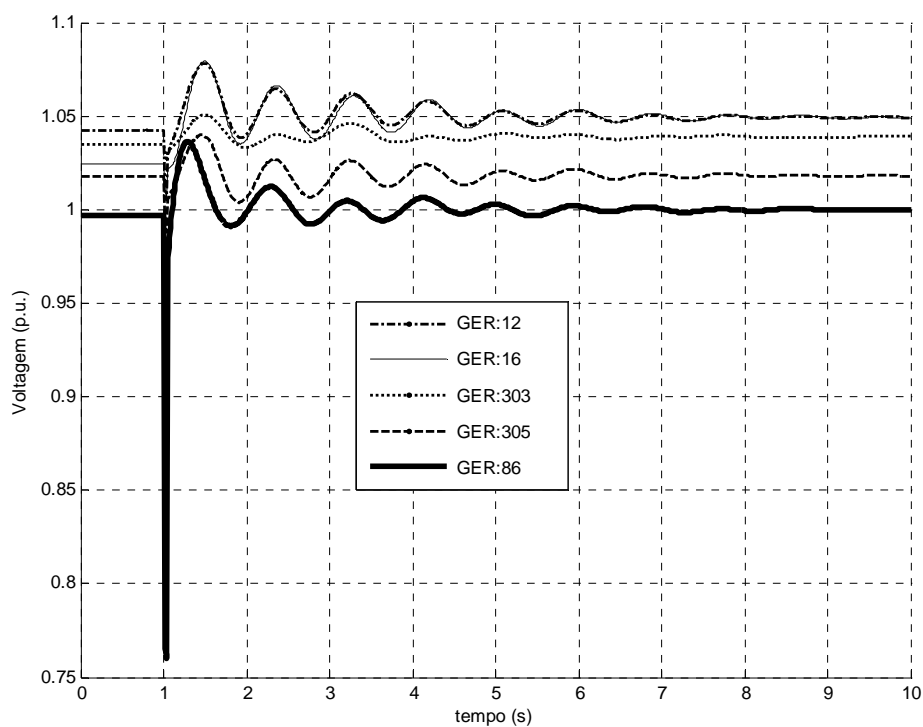
O mapa de pólos associado ao ajuste através do $MOPSO_{sp}$, **Figura 6.19**, possui um coeficiente de amortecimento mínimo levemente superior àquela mostrada na **Figura 6.20**, associado ao ajuste através do $MOPSO_{fp}$.

Aqui também para validar o critério de estabilidade apresentada nos mapas de pólos anteriores será simulado um curto circuito aplicado na Barra 78 (Subestação de 345 kV de Tijuco Preto). O evento simulado consiste na aplicação de um curto-circuito trifásico nessa barra e posterior eliminação, após uns 50 ms de acontecido a perturbação quando o sistema perde cinco linhas de transmissão de 500 kV (ponto de operação 6).

Através do gráfico (a) da **Figura 6.21** pode ser observado que o sistema é instável, por causa das oscilações de amplitude crescente das tensões terminais dos geradores. Mas, no gráfico (b) o *SEP* apresenta estabilidade quando cada máquina possui os *RAT* ajustados e os *ESP* projetados através do $MOPSO_{sp}$.



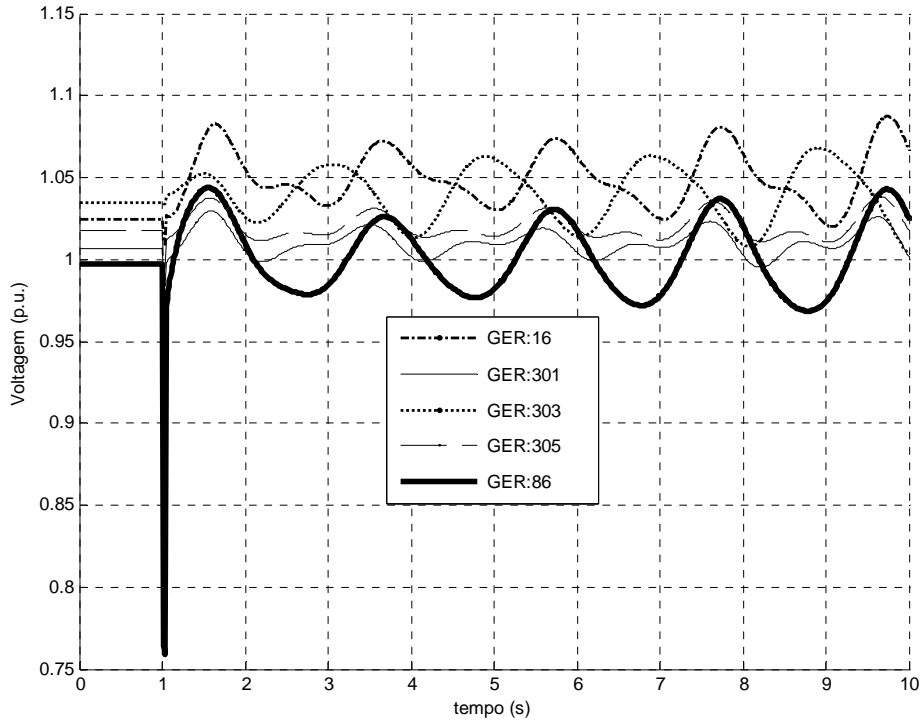
(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



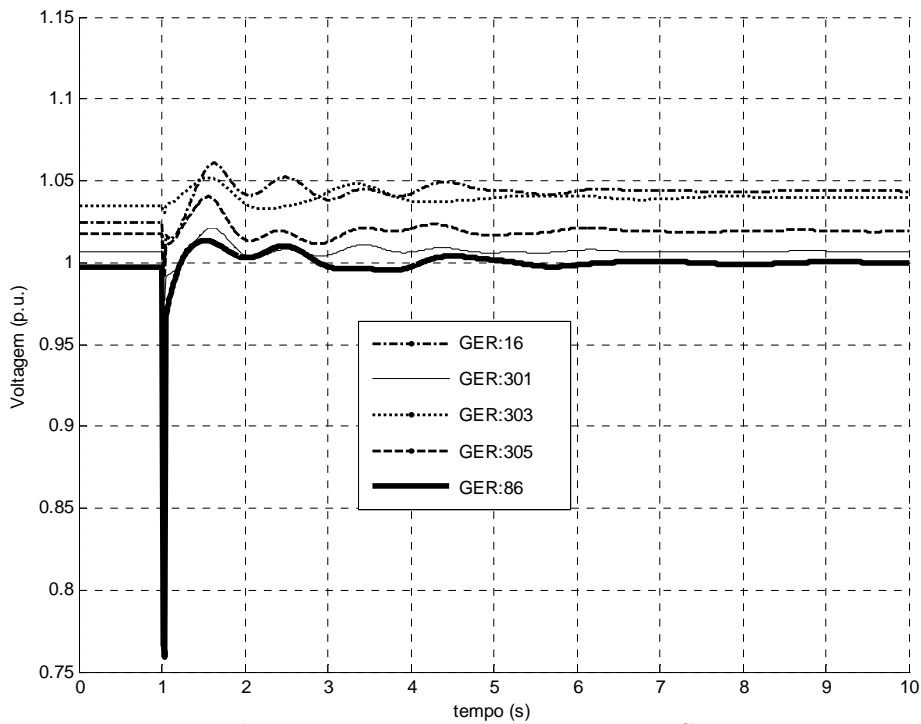
(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.21: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo $MOPSO_{sp}$).

Também, o mesmo evento e os mesmos gráficos serão apresentados na **Figura 6.22**, a seguir, para mostrar a qualidade de ajuste fornecido pelo algoritmo $MOPSO_{fp}$.



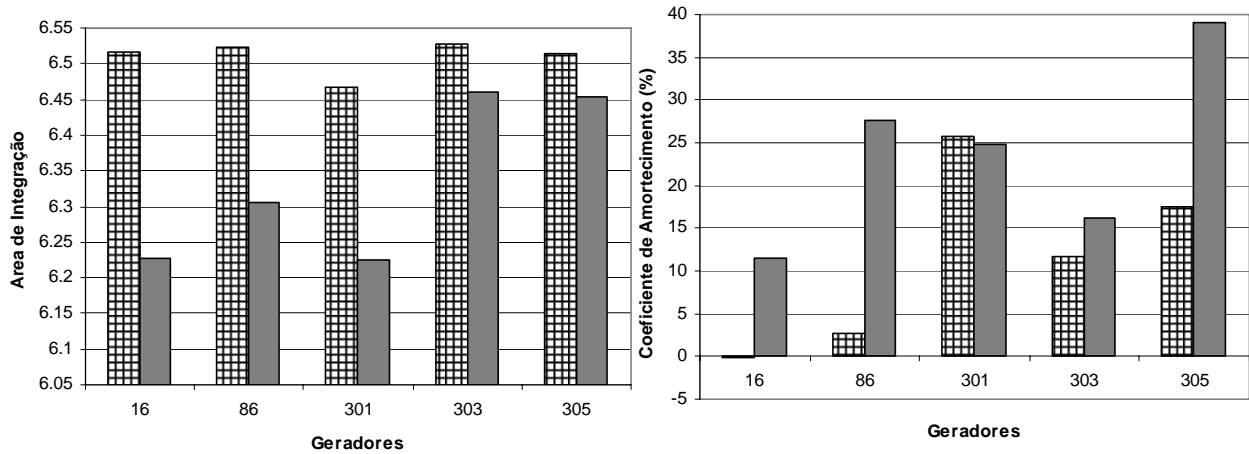
(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.22: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 6 (ajuste feito pelo $MOPSO_{fp}$).

A seguir, e considerando o cenário de operação 6, serão apresentadas gráficos que mostram a diminuição da área de integração em cada máquina e o aumento do amortecimento dos modos associadas às máquinas cujos estabilizadores foram projetados usando o algoritmo $MOPSO_{sp}$.



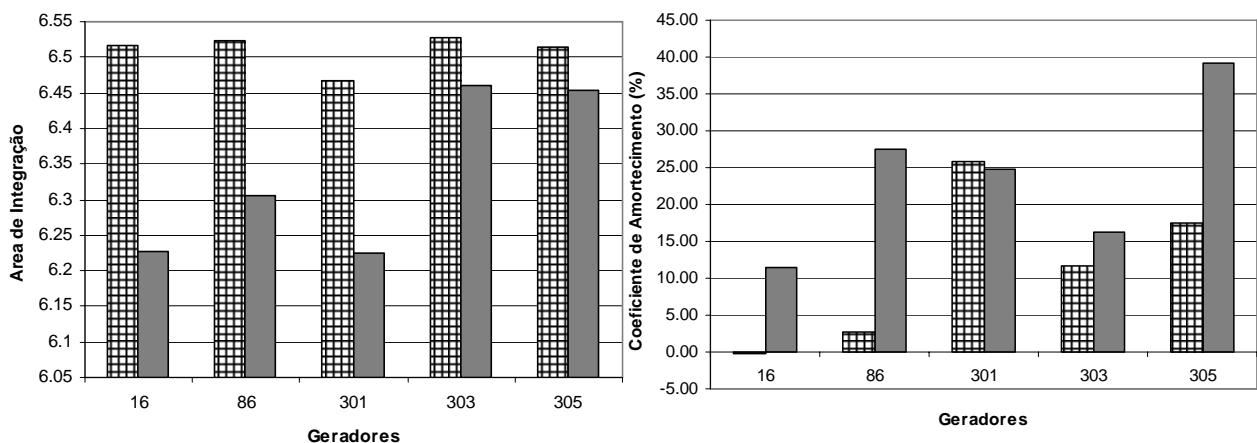
(a) Área de Integração (Ajuste RAT)

(b) Coeficiente Amortecimento (Ajuste ESP)

- ▨ Área Integração com RAT não Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) sem ESP.
- Área Integração com RAT Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) com ESP projetado.

Figura 6.23: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 3).

Da mesma forma, são apresentados os gráficos que mostram a diminuição da área de integração em cada máquina e o aumento do amortecimento com o RAT e o ESP, respectivamente, ajustados pelo algoritmo $MOPSO_{fp}$.



(a) Área de Integração (Ajuste RAT)

(b) Coeficiente Amortecimento (Ajuste ESP)

- ▨ Área Integração com RAT não Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) sem ESP.
- Área Integração com RAT Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) com ESP projetado.

Figura 6.24: Medidas do Ajuste do RAT e do ESP de determinados geradores (Ponto Operação 3).

6.4.2.3 Comparação dos Resultados Obtidos

Os melhores resultados fornecidos pelos algoritmos *AGSP*, *MORD*, *MOPSO_{sp}* e *MOPSO_{fp}* são similares, comparando tanto o valor associado ao mínimo coeficiente de amortecimento quanto o valor obtido para a *área de integração*. Esses resultados são mostrados na **Tabela 6.22**:

Tabela 6.22: Comparação de Resultados fornecidos por cada algoritmo.

Algoritmo	N / N_p	G	ζ (%)	A_I
<i>AGSP</i>	40	50	8.7121	6.47
<i>MORD</i>	40	50	8.7080	6.46
<i>MOPSO_{sp}</i>	20	50	8.7121	6.51
<i>MOPSO_{fp}</i>	20	50	8.7084	6.46

Conforme os resultados comparados na **Figura 6.25**, pode ser deduzido que o tempo de computação que os algoritmos de ajuste baseados no *PSO* gastam para obter soluções ótimas é menor que o requerido pelo *AG* para convergir, fornecendo resultados similares. A razão disso é o menor tamanho do enxame e um par de funções bem simples que determinam novas partículas em cada iteração.

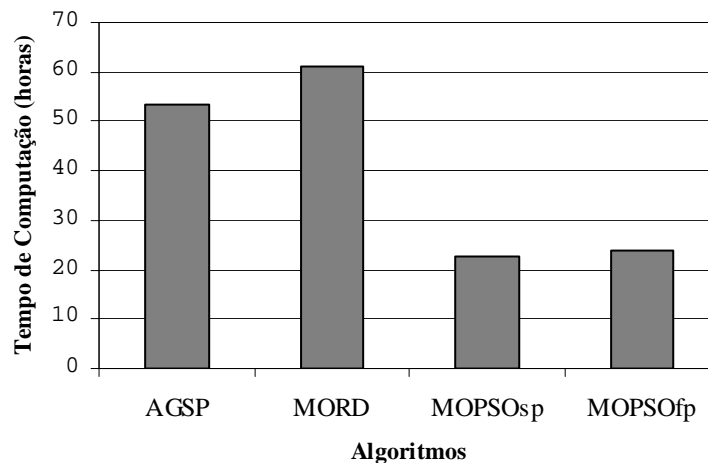


Figura 6.25: Comparação do Tempo de Computação de cada algoritmo.

6.4.3 Análise dos Resultados para o SISTEMA 3

Nesta subseção serão analisados os resultados de ajuste utilizando unicamente o *AGSP*. O objetivo é observar o bom desempenho da metodologia proposta quando aplicado a sistemas de potência de grande porte.

O tamanho da população considerado neste caso foi de 20 *indivíduos* ($N = 20$), e o critério de parada foi de 10 gerações. Neste caso, também o algoritmo foi executado duas vezes; mas, somente é apresentada aquela solução cujo coeficiente de amortecimento é comparativamente maior. Quer dizer, a principal grandeza de comparação foi o valor do coeficiente de amortecimento mínimo fornecido pelo algoritmo. A seguir, na **Tabela 6.23** são apresentados os resultados do ajuste coordenado de reguladores e estabilizadores, usando o *AGSP* usando o arranjo TIPO II para o *chromossomo*.

Tabela 6.23: Ajuste Coordenado fornecido pelo *AGSP* para cada máquina do SISTEMA 3.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	230,25	0,0182	7,0788	5,3520	19,8906	7,20	6,64
10	200,45	0,0456	13,3506	2,4388	24,7823		
12	40,43	0,0342	15,3752	9,1513	25,2347		
18	287,05	0,0231	5,4582	8,5286	47,5048		
16	25,99	0,0648	14,0471	8,6268	23,6853		
28	164,95	0,0458	16,4765	1,1958	25,2410		
1107	145,69	0,0317	17,7972	6,3442	34,1700		
919	95,75	0,0584	7,9293	7,3717	19,5698		
920	167,70	0,0750	7,7677	5,3988	10,3113		
507	168,51	0,0865	16,8224	6,3297	6,5444		
514	246,21	0,0734	17,2044	6,7164	11,9112		
518	165,61	0,0660	17,3312	3,0123	37,9823		
500	158,99	0,0234	15,9409	5,2762	23,4908		
501	244,14	0,0870	18,4811	5,1209	10,4199		
502	172,81	0,0415	15,4799	7,9851	4,9021		
401	28,01	0,0379	10,4572	3,6292	22,1876		
300	173,14	0,0574	6,2896	5,2798	20,6609		
303	104,31	0,0147	7,6116	8,5407	23,6398		
250	195,99	0,0373	9,7508	8,3482	11,3682		
753	362,39	0,0487	18,5557	4,3728	29,7528		

A seguir, na **Figura 6.26** é comparado o mapa de pólos do SISTEMA 3 em malha aberta e o mapa de pólos em malha fechada, depois do ajuste coordenado utilizando o *AGSP*. Nesse mapa de pólos o símbolo “x” é utilizado para representar aos pólos do sistema de malha fechada, e o símbolo “O” é utilizado para representar os pólos do sistema em malha aberta.

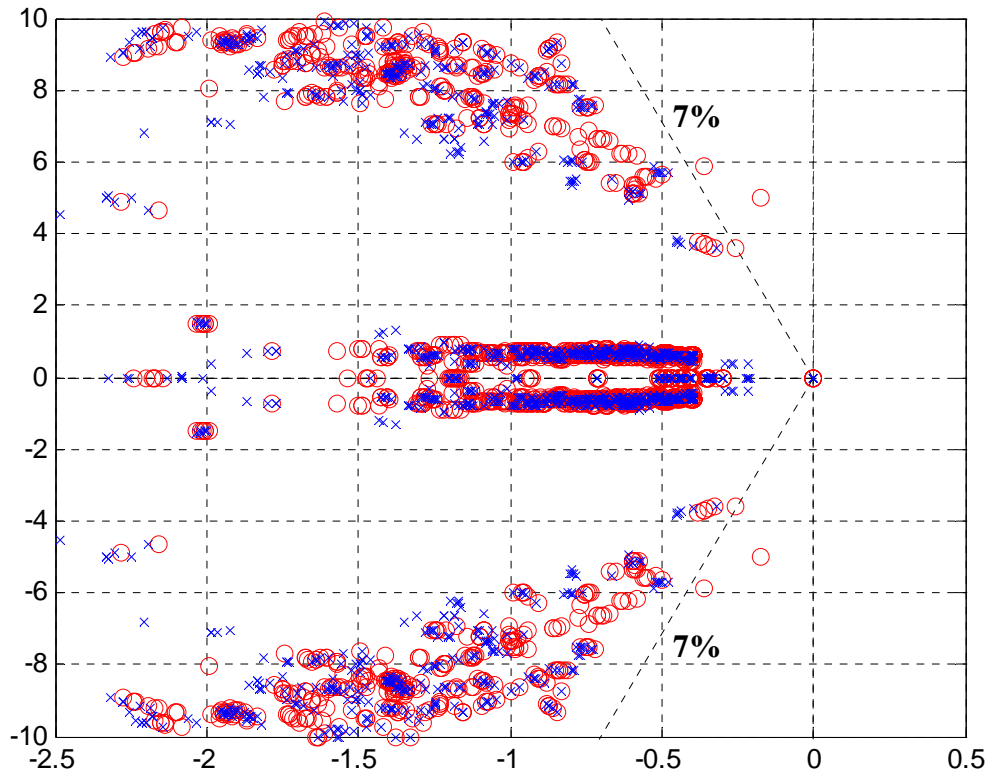
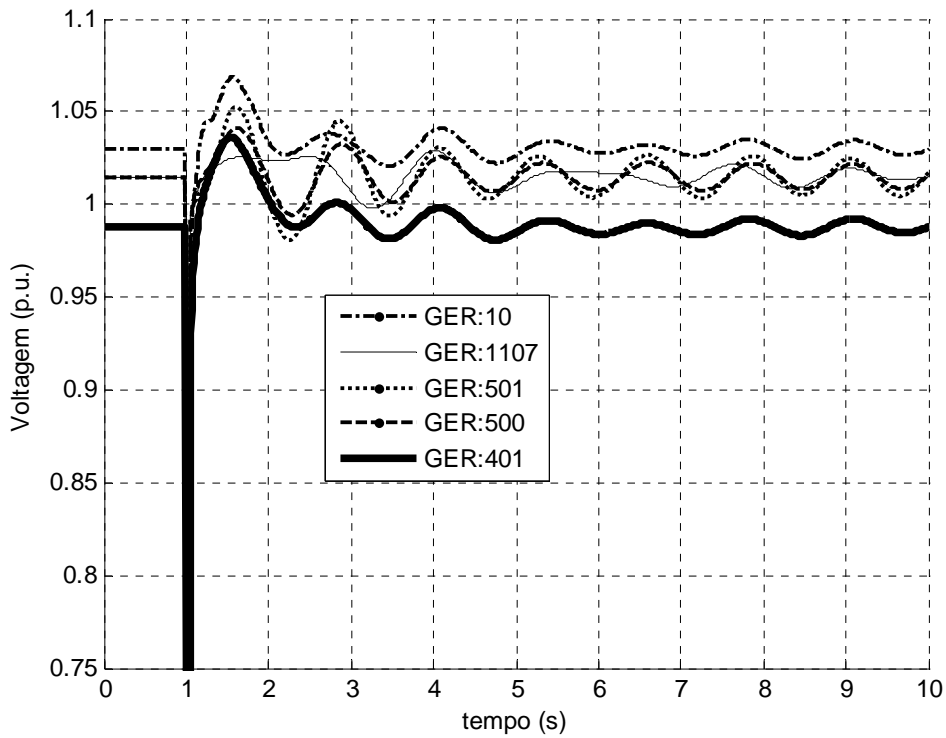


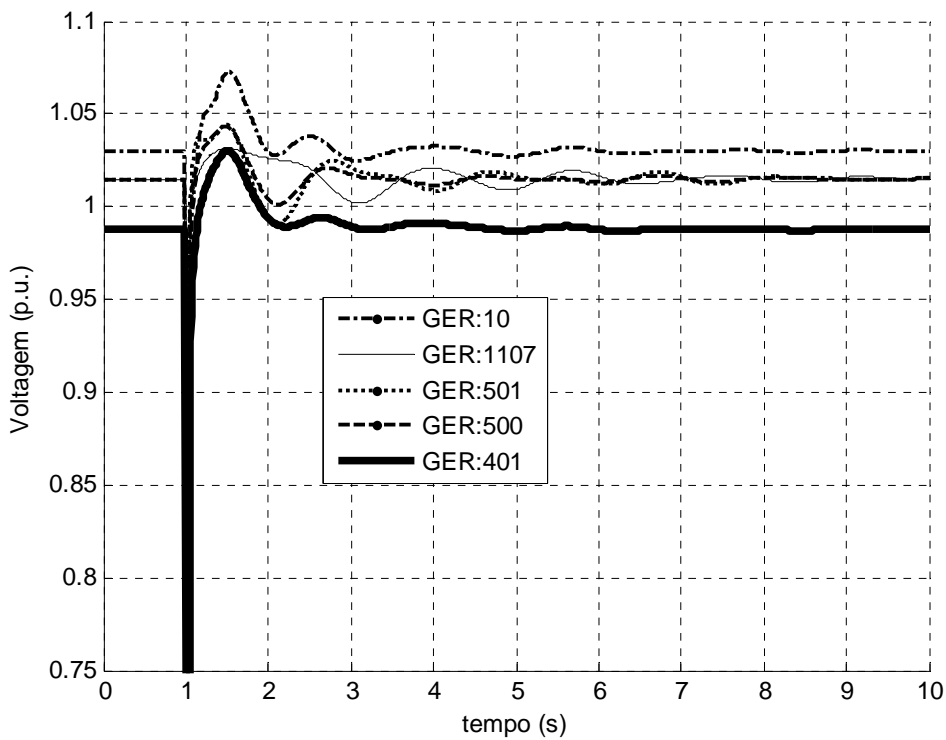
Figura 6.26: Mapa de *Pólos* associado ao ajuste fornecido pelo *AGSP* (SISTEMA 3).

Também foi simulado um evento de curto circuito trifásico acontecendo na Barra 78 correspondente à subestação de 345 kV de Tijuco Preto. Na **Figura 6.27** é mostrado o resultado dessa simulação.

O evento simulado aplicou-se sobre o SISTEMA 3 estando com um 10% de carregamento adicional. Porém, como observado no mapa de pólos correspondente o sistema em malha aberta é estável, mas com um coeficiente de amortecimento mínimo baixo. A metodologia de ajuste coordenado baseado no *AGSP* consegue em poucas gerações aumentar o amortecimento fraco até 7%. Por essa razão, a resposta oscilatória mostrado no gráfico (a) da **Figura 6.27** é rapidamente amortecida, conforme mostrado no gráfico (b).



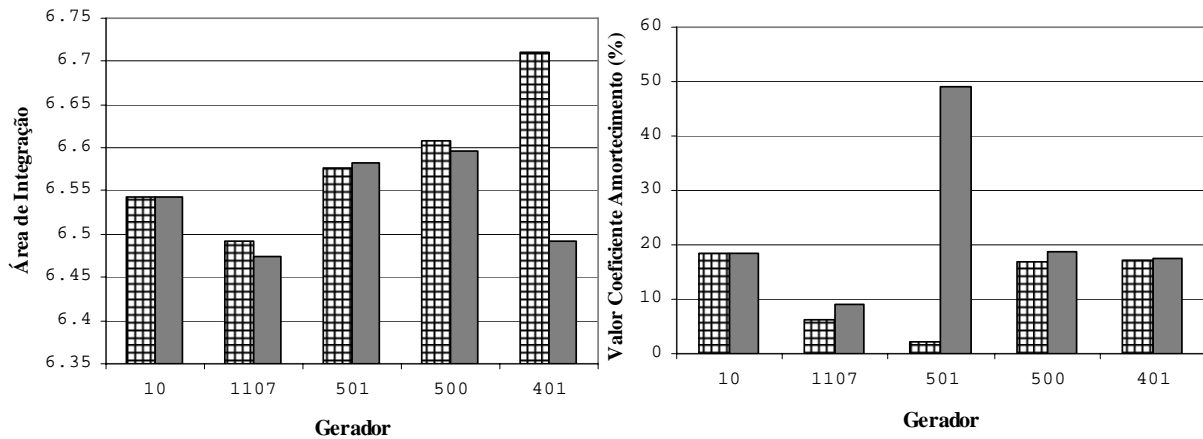
(a) Tensão nas Barras de Geração (sem *ESP*).



(b) Tensão nas Barras de Geração (com *ESP*).

Figura 6.27: Curto Circuito trifásico na Barra 78. Ponto Operação 2 (ajuste feito pelo *AGSP*).

A metodologia proposta para ajuste coordenado de controladores aplicado ao SISTEMA 3 consegue melhorar o ajuste dos parâmetros dos *RAT* representada através das *áreas de integração* de determinadas máquinas depois de finalizado o processo de ajuste, bem como melhorar o amortecimento dos seus modos eletromecânicos associados, conforme mostra a **Figura 6.28**.

(a) Área de Integração (Ajuste *RAT*)(b) Coeficiente Amortecimento (Ajuste *ESP*)

▨ Área Integração com *RAT* não Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) sem *ESP*.

■ Área Integração com *RAT* Ajustado; e Coeficiente de Amortecimento (%) com *ESP* projetado.

Figura 6.28: Medidas do Ajuste do *RAT* e do *ESP* de determinados geradores (Ponto Operação 2).

6.5 Considerações Finais

Os algoritmos de ajuste coordenado desenvolvidos no presente trabalho fornecem valores otimizados para os parâmetros dos controladores do sistema de excitação de cada máquina de geração do *SEP* em estudo.

Porém, quando a dimensão do Sistema Elétrico de Potência cresce os recursos computacionais requeridos pelo algoritmo proposto aumentam também. Quer dizer, são requeridos mais memória para armazenar dados, existem mais variáveis independentes a ser analisadas e, portanto, o tempo computacional cresce significativamente podendo-se tornar inviável para sistemas de porte maior.

Uma melhor descrição da evidente influência da dimensão do *SEP* sobre o desempenho e eficiência do algoritmo de ajuste coordenado é apresentada através da **Figura 6.29**.

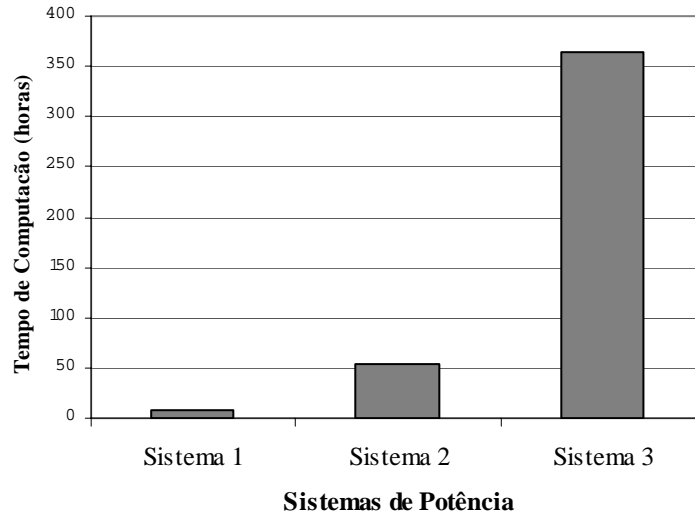


Figura 6.29: Tempo de execução do *AGSP* quando aplicado sobre diferentes *SEP*.

Como mostra a **Figura 6.29**, o tempo computacional gasto durante a execução do algoritmo cresce exponencialmente conforme aumenta a dimensão do *SEP* selecionado, cujos controladores serão ajustados pela metodologia proposta. A razão principal desta desvantagem está na plataforma computacional utilizada.

A plataforma computacional utilizada para o desenvolvimento das metodologias de ajuste coordenado constitui uma ferramenta de tipo genérico aplicável a qualquer dimensão de sistemas de potência de interesse. Porém, todos os modelos de geradores e de controladores utilizados são configuráveis, quer dizer, que cada vez que é linearizado um determinado *SEP* num ponto de operação, necessariamente todos os elementos do sistema de potência devem ser reconstruídos. A ferramenta computacional não tem nenhum modelo *built in*, quer dizer, não existem modelos padrões pré-existentes que acelerem a rapidez de montagem dos *SEP* e aumentem a velocidade de execução dos aplicativos.

Além disso, para a montagem do *Jacobiano* é utilizada uma técnica de derivação automática que recalcula as suas componentes cada vez que é necessário o cálculo dos autovalores no ajuste dos estabilizadores. A derivação automática também é utilizada na atualização do *Jacobiano* durante a integração numérica nos algoritmos de simulação.

Portanto, todos esses recursos que tornam a ferramenta computacional utilizada eficaz no tratamento e avaliação de qualquer *SEP* de interesse resultam numa desvantagem quando se trata de velocidade de convergência numa determinada metodologia de análise desenvolvida, como é o caso da técnica de ajuste coordenado de controladores proposta neste trabalho, como é percebido através da **Figura 6.29**.

Dessa maneira, existe muito tempo gasto na reconstrução do *SEP* para cada ponto de operação, e também toda vez que é necessária a atualização dos parâmetros dos controladores e o cálculo de todos os autovalores da matriz de malha fechada. Isso mesmo acontece no caso do ajuste dos reguladores de tensão, quando é necessário calcular novamente para cada máquina a correspondente *área de integração*.

Existem maneiras para otimizar a metodologia de ajuste desenvolvida de tal forma a minimizar os altos tempos de computação experimentados em sistemas de dimensão maior. Algumas idéias para melhorar o desempenho do aplicativo desenvolvido são dadas no capítulo seguinte.

Porém, além dessas idéias de aperfeiçoamento do algoritmo desenvolvido é preciso especializar a metodologia separando-a do contexto da plataforma computacional genérica de tal forma a evitar o tempo gasto na reconstrução freqüente do sistema de potência cada vez que variem os valores associados aos parâmetros dos controladores a serem ajustados.

CAPÍTULO 7

Conclusões e Trabalhos Futuros

7.1 Conclusões do Presente Trabalho

No presente trabalho foram desenvolvidos os algoritmos *AGSP* e *MORD*, técnicas de otimização do tipo multi-objetivo baseado no *AG*. Também, foram implementados os algoritmos *MOPSO_{sp}* e *MOPSO_{fp}*, técnicas de otimização multi-objetivo baseado no *PSO*. Esses algoritmos foram utilizados com sucesso no *Problema de Ajuste Coordenado dos parâmetros dos Controladores* de um determinado sistema multi-máquina.

Na aplicação desses algoritmos, o problema de ajuste coordenado foi posto na forma de um problema de otimização de dois objetivos. O primeiro objetivo mede o ajuste do *RAT* de cada máquina do sistema, e o segundo objetivo mede o ajuste dos parâmetros do *ESP* de cada gerador considerando a sintonização já feita para o seu correspondente *RAT* e, também, tendo em conta todos os cenários possíveis de operação pré-estabelecidos.

Cada um dos algoritmos implementados fornece resultados aceitáveis de ajuste dos parâmetros dos controladores considerados (*RAT* e *ESP*), associados ao seu correspondente gerador.

Para comparação e validação dos algoritmos de ajuste proposto, tomaram-se como base os resultados fornecidos para o sistema New England (SISTEMA 1). Depois, as melhores configurações dos algoritmos foram aplicadas sobre os restantes sistemas utilizados como teste: o Sistema Sudeste Brasileiro simplificado, com 188 barras, (SISTEMA 2), e o Sistema Sul/Sudeste Brasileiro (SISTEMA 3).

No caso do sistema New England (sistema de pequeno porte), foram obtidos valores altos do coeficiente de amortecimento mínimo calculado pelo *AGSP* e *MORD*, quando utilizam o TIPO I e TIPO II para o arranjo do *cromossomo*. Mas, em média os valores da *Área de Integração* fornecidos pelo algoritmo *MORD* são menores daqueles obtidos através do *AGSP*.

Nesse mesmo sistema, os resultados obtidos com operador de cruzamento uniforme e com o operador de mutação do Tipo 1 foram levemente superiores àqueles obtidos com o cruzamento aritmético convexo e com o operador de mutação do Tipo 2. Porém, embora sejam feitas muitas execuções para determinar a eficiência de um ou de outro operador, neste tipo de trabalho não existe uma vantagem significativa na utilização de um operador probabilístico comparado com outro.

No SISTEMA 2 os resultados de ajuste que os algoritmos desenvolvidos fornecem para este sistema são todos similares. Porém, os algoritmos baseado no *PSO* tem convergência mais rápida daquelas técnicas baseadas em *AG*, devido principalmente a menor quantidade de partículas necessárias para atingir soluções similares. Isso determina uma vantagem para algoritmo de ajuste baseado no *PSO* devido a que requer menos recursos computacionais (menor tamanho do *enxame* de partículas) para atingir a mesma eficiência da metodologia baseada no *AG*.

No SISTEMA 3, o objetivo principal foi conferir a eficiência do algoritmo de ajuste coordenado proposto na obtenção de parâmetros ótimos para o *RAT* e *ESP* que torne um sistema de grande porte estável, para um conjunto de cenários possíveis de operação, e de tal forma que resposta perante distúrbios seja rápida.

Em todos esses sistemas foi constatado que os melhores resultados de ajuste coordenado, utilizando o *PSO*, aconteceram quando o *NINTERVAL* = 6. O qual também pode indicar que para intervalos de discretização menor, utilizados para restringir a velocidade de busca para cada parâmetro de cada partícula, pode resultar em melhores soluções àquelas encontradas até agora.

O bom desempenho que a metodologia proposta teve para cada um dos sistemas de potência utilizados para validação permite concluir que a técnica de ajuste coordenado proposta neste trabalho fornece de forma eficiente soluções de ajuste simultaneamente para o regulador e para o estabilizador, considerando diversos cenários possíveis de operação, podendo se tornar numa ferramenta útil no projeto de controladores. Além disso, a técnica pode ser adaptada com facilidade para ajuste coordenado de parâmetros pertencentes a outros controladores do sistema visando a avaliação da estabilidade eletromecânica e de tensão de um determinado *SEP*.

A desvantagem que apresenta a metodologia de ajuste coordenado proposto consiste no tempo computacional crescente, que cada algoritmo desenvolvido gasta, durante o processo de otimização conforme cresce a dimensão dos sistemas de potência sobre os quais a técnica é aplicada.

A razão disso já foi descrito na Seção 6.7 do Capítulo 6, na qual se explica que a principal causa está na característica genérica e robusta da plataforma computacional utilizada, onde os algoritmos utilizados com frequência por cada possível solução ao longo do processo de ajuste são:

- a) Algoritmo de *Simulação Completa* no tempo (integração numérica). Onde para recalculer o Jacobiano do *SEP* em estudo é preciso reconstruir todo o sistema;
- b) Algoritmo de *Cálculo dos Autovalores* da Matriz de Malha fechada. Atualmente, através da metodologia do *QR* são calculados todos os autovalores da matriz, considerando todos os pontos de operação pré-estabelecidos.

7.2 Trabalhos Futuros

No algoritmo de ajuste coordenado desenvolvido no presente trabalho, pode ser inserido alguns outros recursos que possibilitem a minimização do tempo de computação gasto em sistemas de potência de grande porte. As principais idéias com relação a isso são descritas a seguir:

- a) Implementação de um eficiente algoritmo de cálculo parcial de autovalores. Dessa maneira, não será necessário o cálculo de todos os autovalores da matriz de malha fechada do sistema senão somente aqueles autovalores dominantes. Esta função poderia diminuir o tempo de computação;
- b) Otimização da metodologia de ajuste de estabilizador baseado no *Critério de Nyquist* de tal forma a fornecer à população de um *indivíduo* com um bom ajuste local dos estabilizadores. Também, utilização de um algoritmo mais eficiente para obter um melhor ajuste dos *ESP* de tal forma que a metodologia proposta comece o processo de ajuste a partir de uma solução já próxima à solução ótima.
- c) Desenvolvimento de uma metodologia de ajuste dos reguladores por intervalos, quer dizer, não realizar o ajuste dos *RAT* em cada iteração senão depois de um conjunto de iterações pré-estabelecidas. Dessa maneira, os parâmetros que o *AG*, ou o *PSO*, deve modificar em cada iteração (geração) ficam reduzidos ao longo do processo de otimização, diminuindo assim o tempo gasto no processo de ajuste.
- d) Inserir, prévio ao processo de ajuste coordenado, uma função de cálculo de zeros da função de transferência. Então, variando, o sinal de entrada ao *ESP* o mapa de zeros se desloca, ou modifica, podendo aumentar o mínimo coeficiente de amortecimento dos zeros da função de transferência do *SEP*.

Os itens acima descritos correspondem a atividades que podem melhorar o desempenho da versão seqüencial do algoritmo. Além disso, o algoritmo pode ser paralelizado com a finalidade de reduzir ainda mais o tempo computacional e obter melhores resultados de ajuste ainda não encontrado pela versão seqüencial. Segundo trabalhos em *Computação de Alto Desempenho* a paralelização de algoritmos de otimização baseados em metaheurísticas minimizam tempo de computação e obtêm melhores soluções ótimas que as versões seqüenciais ainda não encontraram.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (ABDEL-MAGID, 1999). ABDEL-MAGID, Y. L., Abido, M. A., Al-Baiyat, S., Mantawy, A. H., (1999) “Simultaneous stabilization of multimachine power systems viagenetic algorithms”. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 14, pp. 1428 – 1439, November 1999.
- (ABIDO, 2002). ABIDO, M. A., “Optimal Design of Power–System Stabilizers Using Particle Swarm Optimization”. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 17, Nro. 3, September 2002.
- (ANAREDE, 1999). CEPEL, *Programa de Análise de Redes / ANAREDE – Manual do Usuário*. Versão 07 – 08. Rio de Janeiro, RJ – Brasil, 1999.
- (ANATEM, 1999). CEPEL, *Análise de Transitórios Eletromecânicos*. Manual do Usuario V08, Centro de Pésquisas de Energia Elétrica – CEPEL, 1999, Rio de Janeiro – Brasil.
- (BERGAMO, 2000). BOMFIM, A. L. BERGAMO DO, Taranto, G. N., Falcão, D. M., “Simultaneous Tuning of Power System Damping Controllers Using Genetic Algorithms”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 15, No. 1, pp. 163 – 169, February 2000.
- (BOURLÈS, 1998). BOURLÈS, H., Peres, S., Margotin, T., Houry, M. P., “Analysis and Design of a Robust Coordinated AVR/PSS”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 13, No. 2, May 1998.
- (BOUKARIM, 2000). BOUKARIM, G. E., Shaopeng Wang, Chow, J. H., Taranto, G. N., Martins, N., “A Comparisons of Classical, Robust, and Decentralized Control Designs for Multiple Power System Stabilizers”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 15, Issue 4, pp. 1287 – 1292, November 2000.

- (CAUSARANO, 1997). CAUSARANO, W. J., *Método de Simulação Rápida no Tempo para Avaliação da Estabilidade de Tensão*. Dissertação de Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – Brasil, Maio de 1997.
- (COELHO, 1996). COELHO, C. A. C., *An Empirical Study of Evolutionary Techniques of Multi-Objective Optimization in Engineering Design*. PhD. Thesis, Department of Computer Science. Tulane University, New Orleans, LA – USA, 1996.
- (COELHO, 1999). COELHO, C. A. C., *A Comprehensive Survey of Evolutionary-Based Multi – Objective Optimization Techniques*. Knowledge and Information Systems, Vol. 1, No. 3, pp. 269 – 308, 1999.
- (COELLO, 2002). COELLO COELLO, C. A., Lechuga, M. S., “MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization”. In Congress on Evolutionary Computation CEC 2002, Vol. 2, pp. 1051 – 1056, Piscataway, New Jersey, May 2002.
- (DAVIS, 1991). DAVIS, L., *Handbook of Genetic Algorithm*. Van Nostrand Reinold Edition – New York, 1991.
- (DEMELLO, 1969). DEMELLO, F. P., Concordia, C., “Concepts of Synchronous Machine Stability as Affected by Excitation Control”. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-88, No. 4, April 1969.
- (EL-ZONKOLY, 2005). EL-ZONKOLY, A. M., “Optimal Tuning of Power System Stabilizers and AVR Gains Using Particle Swarm Optimization”. *Proceedings of Expert System with Applications*, Elsevier Ltd., pp. 1 – 7, (www.elsevier.com/locate/eswa), 2005.
- (FARZANEH, 2005). FARZANEH, A., Marandi, A., Rahimi-Kian, A., “A Novel Binary Particle Swarm Optimization Method Using Artificial Immune System”. EUROCON 2005, Serbia & Montenegro, Belgrade, November 22 – 24, 2005.

- (FERRAZ, 2000). FERRAZ, J. C. R., Martins, N., Taranto, G. N., Varricchio, S. L., “Método de Newton–Raphson para Posicionamento Parcial Simultâneo de Múltiplos Pólos”. *Anais do XIII Congresso Brasileiro de Automática – CBA 2000*, pp. 1667 – 1672, Florianópolis, Santa Catarina – Brasil, Setembro 2000.
- (FERRAZ, 2002). FERRAZ, J. C. R., *Avanços na Utilização de Análise Linear em Sistemas Elétricos de Potência*. Dissertação da Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – Brasil, Dezembro 2002.
- (FIELDSEND, 2002). Fieldsend, J. E., Singh, S., “A Multi-Objective Algorithm based upon Particle Swarm Optimization, and Efficient Data Structure and Turbulence”. In *Proceedings of the 2002 U.K. Workshop on Computational Intelligence*, pp. 37 – 44, Birmingham, U.K., September 2002.
- (GOLDBERG, 1989). GOLDBERG, D., *Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison–Wesley, Reading, MA, 1989.
- (GOMES, 1998). GOMES, S. Jr., Martins, N., Pinto, H. J. C. P., “Utilização do Método de Nyquist para Estabilização de Sistemas de Potência Envolvendo Alocação de Par de Pólos Complexos”. *Anais do XII Congresso Brasileiro de Automática – CBA 1998*, Uberlândia, Minas Gerais – Brasil, Setembro 1998.
- (GUIMARÃES, 2000). GUIMARÃES, C. H. C., Taranto, G. N., Gomes, S. Jr., Martins, N., “Projeto de Estabilizadores de Sistemas de Potência por Posicionamento Parcial de Par de Pólos Complexos Conjugados”. *Anais do XIII Congresso Brasileiro de Automática – CBA’2000*, Florianópolis, Santa Catarina – Brasil, Setembro 2000.
- (HENICHE, 1995). HENICHE, A., Boursès, H., Houry, M. P., “A Desensitized Controller for Voltage Regulation of Power Systems”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 10, Issue 3, August 1995.
- (HEPPNER, 1990). HEPPNER, F., Grenander, U., “A Stochastic Nonlinear Model for Coordinated Bird Flocks”. *The Ubiquity of Chaos*, AAAS Publications, Washington DC, 1990.

- (HU, 2002). HU, X., Eberhart, R., “MultiObjective Optimization Using Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization”. *Computational Intelligence*, Hawaii, May 12 – 17, 2002, IEEE Press.
- (IEEE Guide, 1990). IEEE Guide for Identification, Testing and Evaluation of the Dynamic Performance of Excitation Control Systems. IEEE Standard 421.2–1990 (revision to IEEE Standard 421 A–1978).
- (IEEE Standard, 1992). IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Stability Studies. IEEE Standard 421.5–1992.
- (IEEE Tutorial, 1980). IEEE Tutorial Course, *Power System Stabilisation via Excitation Control*. Sponsored by: IEEE Power Engineering Education Committee and the Excitation System Committee of the Power Generation Committee. 81 EHO 175–0 PWR, 1980.
- (JIMENEZ, 2004). JIMENEZ, N., J. J., *Particle Swarm Optimization Applications in Power System Engineering*. Master of Science Thesis Dissertation, University of Puerto Rico, Mayagüez Campus, 2004.
- (KENNEDY, 1995). KENNEDY, J., Eberhart, R., “Particle Swarm Optimization”. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942 – 1948. Piscataway, New Jersey, USA, 1995.
- (KOEHLER, 2001). KOEHLER, A. R. S., Simões Costa, A. J. A., Campagnolo, J. M., Rolim, J. G., “Proyecto de Estabilizadores Robustos de Sistemas de Potencia via Algoritmos Genéticos en Ambiente Computacional Paralelo”. *IX Encontro Regional Latino-Americano da Cigré – IX ERLAC*, IX/FI – 38.29, Foz do Iguacu, Paraná – Brasil, Maio 2001.
- (KUNDUR, 1993). KUNDUR, P., *Power System Stability and Control*. McGraw–Hill, Inc., Electric Power Research Institute – EPRI, Palo Alto, California, USA, 1993.

- (LARSEN, 1981a). LARSEN, E. V., Swann, D. A., “Applying Power System Stabilizers – Part I: General Concepts”. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 100, No. 6, pp. 3017 – 3024, June 1981.
- (LARSEN, 1981b). LARSEN, E. V., Swann, D. A., “Applying Power System Stabilizers – Part II: Performance Objectives and Tuning Concepts”. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 100, No. 6, pp. 3025 – 3033, June 1981.
- (LARSEN, 1981c). LARSEN, E. V., Swann, D. A., “Applying Power System Stabilizers – Part III: Practical Considerations”. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 100, No. 6, pp. 3034 – 3046, June 1981.
- (MANZONI, 2005). Manzoni, A., *Desenvolvimento de um Sistema Computacional Orientado a Objetos para Sistemas Elétricos de Potência: Aplicação a Simulação Rápida e Análise da Estabilidade de Tensão*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brazil – Março, 2005.
- (MARINHO, 1998). MARINHO, J. M. T., *Aplicação do Controle Fuzzy nos Sistemas de Excitação de Geradores Síncronos*. Dissertação de Tese de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro – Brasil, Janeiro 1998.
- (MARTINS, 1989). MARTINS, N., Lima, L. T. G., “Eigenvalue and Frequency Domain Analysis of Small-Signal Electromechanical Stability Problems”. *IEEE Symposium on Application of Eigenanalysis and Frequency Domain Methods for System Dynamic Performance*, pp. 17 – 33, 1989.
- (MICHALEWICZ, 1996). MICHALEWICZ, Zbigniew, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1996.
- (MOORE, 1989). MOORE, J. B., Anderson, B. D. O., *Optimal Control: Linear Quadratic Methods*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.

- (MOSTAGHIN, 2003). MOSTAGHIN, S., Teich, J., “Strategies for Finding Good Local Guides in MultiObjective Particle Swarm Optimization (MOPSO)”. In 2003 *IEEE Swarm Intelligence Symposium Proceedings*, pp. 26 – 33, Indianapolis, Indiana, USA, April 2003.
- (OGATA, 2001). OGATA, K., *Modern Control Engineering*. Prentice Hall Editorial, 4th. Edition, ISBN: 0130609072, November 2001.
- (OLVERA, 2002). OLVERA, R. T., *Un Criterio Óptimo para Coordinar Estabilizadores Enfocado Mediante una Técnica Global Heurística*. Disertación de Tesis de Maestría, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN – Unidad Guadalajara – *CINVESTAV*, Guadalajara, Jalisco – México, Agosto 2002.
- (PACDYN, 1999). CEPTEL – *Small Signal Stability Analysis and Control*, Centro de Pesquisas de Energia Elétrica – CEPTEL, Users Manual, V4.1 – May/1997, Rio de Janeiro – Brasil.
- (PRESS, 1992). PRESS, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., Flannery, B. P., *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, 2nd. Edition, (Site: <http://www.nr.com>), 1992.
- (RAMOS, 2004). RAMOS, R. A., Bretas, N. G., Alberto, L. F. C., “Design of Power System Damping Controllers with Guaranteed Small-Signal Stability Margin”. *IX Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica – IX SEPOPE*, SP-107, Rio de Janeiro – Brasil, Maio 2004.
- (ROGERS, 2000). ROGERS, G., *Power System Oscillations*. Kluwer Academic Publishers Group, 2000.
- (RAY, 2002). RAY, T., Liew, K. M., “A Swarm Metaphor for MultiObjective Design Optimization”. *Engineering Optimization*, Vol. 34, No. 2, pp. 141 – 153, 2002.
- (SPEARS, 1994). SPEARS, W. M., de Jong, K., A., “On Virtues of Parameterized Uniform Crossover”. *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 230 – 236, 1994.

- (TANOMARU, 1995). TANOMARU, J., “Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos”. II *Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, Curitiba – Brasil, 1995.
- (TITO, 1999). TITO, F. L., Taranto, G. N., Falcão, D. M., “Integrated Tuning of Generator Excitation Systems by a Multi Objective Genetic Algorithm”. *Proceedings of the Intelligent System Application to Power Systems (ISAP’99)*. April 4 – 8, 1999, Rio de Janeiro – Brasil.
- (VELDHUIZEN, 1998). VELDHUIZEN, D. A. Van, Lamont, G. B., *Evolutionary Computation and Convergence to a Pareto Front*. In John R. Koza Editor, Late Breaking Papers at the Genetic Programming Conference, pp. 221 – 228, Stanford University, California, 1998.
- (ZITZLER, 1999). ZITZLER, E., Lothar, T., “Multi-Objective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and The Strength Pareto Approach”. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 4, November 1999.

APÊNDICE A

Critério de Nyquist para Ajuste de ESP

O projeto de cada ESP começa com a determinação da seguinte função de transferência:

$$\left(\frac{\omega_j(s)}{V_{REFj}(s)} \right)_{s=i\omega} = F_j(s) = c_j \cdot (s \cdot \mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} \cdot b_j \quad (\mathbf{A.1})$$

onde $j \in \{1, 2, \dots, p\}$, ω corresponde à velocidade angular, p se refere ao número de estabilizadores a serem ajustados, e V_{REF} é a tensão de referência aplicada na entrada do RAT no sistema de excitação do gerador j .

Na expressão matemática **(A.1)**, a matriz \mathbf{A} é a matriz de estado de malha aberta do SEP num determinado ponto de operação, sendo \mathbf{I} a matriz *Identidade*.

Os valores c_j e b_j são, respectivamente, as componentes das matrizes de saída e de entrada associadas ao gerador j . Ou seja, a função de transferência determinada representa uma relação entre a velocidade angular do rotor (variável de saída da máquina) e a tensão de referência aplicada à entrada do RAT em cada gerador j que terá um estabilizador.

Para garantir uma determinada robustez na metodologia, a matriz \mathbf{A} é calculada para cada ponto de operação. Os coeficientes de amortecimentos são calculados a partir dos autovalores obtidos da matriz de estado do sistema de malha fechada, em cada ponto de operação.

Assim, para cada função de transferência $F_j(s)$ é determinado o ângulo de fase φ correspondente ao avanço de fase que o bloco de compensação do ESP deverá fornecer, conforme descrito em (MARTINS, 1989). O cálculo desse ângulo de fase é feito como descrito na **Figura A.1**.

O máximo ângulo de fase que cada bloco de compensação pode fornecer é de 60 graus ($\varphi_{max} = 60^\circ$). Se o ângulo de fase, φ , é maior do que φ_{max} , então é utilizado um número de blocos de compensação de fase tal que a soma dos ângulos, fornecidos por cada um deles, seja igual φ .

Comumente, são projetados estabilizadores com dois blocos de compensação de fase (IEEE Tutorial, 1980). Dessa maneira, no presente trabalho, serão projetados *ESP* com dois blocos de compensação de fase para todos os casos. Por simplicidade, esses dois blocos de compensação foram considerados iguais

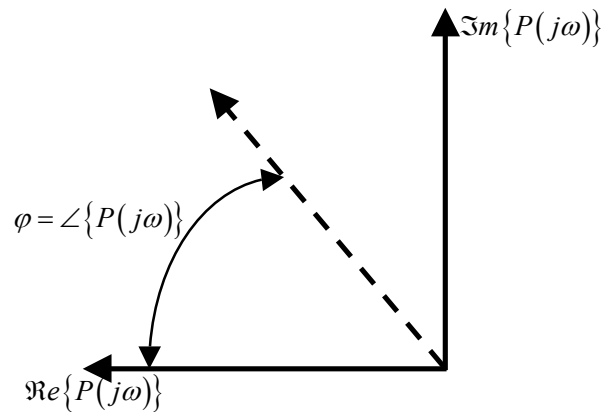


Figura A.1: Ângulo de fase da planta $P(s)$ na frequência ω .

Uma vez determinado o ângulo φ , conforme descrito na **Figura A.1**, é determinado a compensação de fase que cada bloco deverá fornecer. Dessa maneira, calcula-se $\varphi' = \varphi/2$ que corresponde ao ângulo de avanço que cada bloco de compensação fornece. Com φ' calculado é determinado o parâmetro α da seguinte maneira:

$$\alpha = \frac{1 + \sin \varphi'}{1 - \sin \varphi'} \quad (\text{A.2})$$

onde α é o quociente entre a constante de tempo do numerador (T_n) e a constante de tempo do denominador (T_d) do bloco de compensação.

Assim, o cálculo das constantes de tempo do bloco de compensação é feito da seguinte maneira:

$$\left. \begin{aligned} T_n &= \frac{\sqrt{\alpha}}{\omega'} \\ T_d &= \frac{1}{\omega' \cdot \sqrt{\alpha}} \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.3})$$

Portanto, para uma melhor descrição da metodologia de ajuste de estabilizadores usando o Critério de *Nyquist* será apresentado um pseudocódigo da técnica.

- ITEM 1. Determinar a função de transferência do gerador j , conforme descrito na equação (A.1), para o modo eletromecânico de interesse. Na determinação desta função de transferência não são considerados os ajustes das máquinas anteriores;
- ITEM 2. É calculado o ângulo de fase, φ , como descrito na **Figura A.1**. Depois disso, determina-se o ângulo φ' , associado ao avanço de fase de cada bloco de compensação do estabilizador;
- ITEM 3. A partir do ângulo de fase φ' , calcula-se o parâmetro α . Seguidamente, são calculadas as constantes de tempo do bloco *Avanço-Atrasso* do *ESP*, conforme descrito na equação (A.3);
- ITEM 4. O *ESP* projetado é ligado ao gerador j . Se ainda $j < p$, acrescentar fazendo $j = j + 1$ e ir ao item 1 e repetir todos os itens seguintes até completar o número de estabilizadores a serem ajustados.

O valor do ganho para cada *ESP*, durante todo processo de ajuste via *Nyquist*, se manteve igual a 1 p.u. ($K_{ESPj} = 1 \text{ p.u.} | j \in \{1, \dots, p\}$). A condição de operação, com a qual se inicia o processo de ajuste, via *Nyquist*, corresponde àquela mais crítica.

APÊNDICE B

Sistema New England: Dados Dinâmicos e de Fluxo

A seguir, na **Figura B.1** são apresentados os dados de barra do Sistema *New England* (SISTEMA 1) usando formato *ANAREDE*.

```
(
(=====
( DADOS DE BARRAS CA
(=====
DBAR
(No) O TB( nome )G( V)( A)( Pg)( Qg)( Qn)( Qm)( Bc)( Pl)( Ql)( Sh)(A(Vf)
1 B1 1048-9.5 1000
2 B2 1049-6.9 1000
3 B3 1031-9.8 322. 2.4 1000
4 B4 1004-11. 500. 184. 1000
5 B5 1005-9.4 1000
6 B6 1000-8.7 1000
7 B7 997-11. 233.8 84. 1000
8 B8 996-11. 522. 176. 1000
9 B9 1028-11. 1000
10 B10 1017-6.3 1000
11 B11 1013-7.1 1000
12 B12 1000-7.1 8.5 88. 1000
13 B13 1014 -7. 1000
14 B14 1012-8.7 1000
15 B15 1016-9.1 320. 153. 1000
16 B16 1032-7.7 329.4 32.3 1000
17 B17 1034-8.7 1000
18 B18 1031-9.5 158. 30. 1000
19 B19 1050 -3. 1000
20 B20 991-4.5 680. 103. 1000
21 B21 1032-5.3 274. 115. 1000
22 B22 1050-.82 1000
23 B23 1045 -1. 247.5 84.6 1000
24 B24 1038-7.6 308.6-92.2 1000
25 B25 1058-5.5 224. 47.2 1000
26 B26 1052-6.8 139. 17. 1000
27 B27 1038-8.8 281. 75.5 1000
28 B28 1051-3.3 206. 27.6 1000
29 B29 1050-.54 283.5 26.9 1000
30 1 B30 1048-4.5 250.146.373.15219.6 1000
31 1 B31 982.115573.2207.1103.6310.7 9.2 4.6 1000
32 1 B32 9831.73 650.205.3102.7307.9 1000
33 1 B33 9972.17 632.108.654.30162.9 1000
34 1 B34 1012.734 508.166.583.25249.8 1000
35 1 B35 10494.14 650.209.3104.7313.9 1000
36 1 B36 10646.83 560.102.151.05153.2 1000
37 1 B37 10281.24 540..4102.200020.00 1000
38 1 B38 10276.52 830.23.0211.5134.53 1000
39 2 B39 1030-11.1000.87.4343.72131.1 1000
9999
```

Figura B.1: Dados de Barra do SISTEMA 1 (formato ANAREDE).

O seguinte conjunto de dados corresponde à descrição topológica do SISTEMA 1 e os parâmetros das suas linhas de transmissão.

```

(
(=====
( DADOS DE CIRCUITOS CA
(=====
DLIN
(De) O (Pa)NcEP ( R% )( X% )(MVAR)(Tap)(Tmn)(Tmx)(Phs)( Bc)(Cn)(Ce)
1 2 .35004.1100 69870
1 39 .10002.5000 75000
2 3 .13001.5100 25720
2 25 .7000 .8600 14600
2 30 .00001.8100 1025
3 4 .13002.1300 22140
3 18 .11001.3300 21380
4 5 .08001.2800 13420
4 14 .08001.2900 13820
5 6 .0200 .2600 4340
5 8 .08001.1200 14760
6 7 .0600 .9200 11300
6 11 .0700 .8200 13890
6 31 .00002.5000 1070
7 8 .0400 .4600 7800
8 9 .23003.6300 38040
9 39 .10002.5000120000
10 11 .0400 .4300 7290
10 13 .0400 .4300 7290
10 32 .00002.0000 1070
12 11 .16004.3500 1006
12 13 .16004.3500 1006
13 14 .09001.0100 17230
14 15 .18002.1700 36600
15 16 .0900 .9400 17100
16 17 .0700 .8900 13420
16 19 .16001.9500 30400
16 21 .08001.3500 25480
16 24 .0300 .5900 6800
17 18 .0700 .8200 13190
17 27 .13001.7300 32160
19 20 .07001.3800 1060
19 33 .07001.4200 1070
20 34 .09001.8000 1009
21 22 .08001.4000 25650
22 23 .0600 .9600 18460
22 35 .00001.4300 1025
23 24 .22003.5000 36100
23 36 .05002.7200 1000
25 26 .32003.2300 51300
25 37 .06002.3200 1025
26 27 .14001.4700 23960
26 28 .43004.7400 78020
26 29 .57006.2500102900
28 29 .14001.5100 24900
29 38 .08001.5600 1025
9999
    
```

Figura B.2: Dados de Linhas do SISTEMA 1 (formato ANAREDE).

Os dados de barras e linhas de transmissão do SISTEMA 1, apresentados na **Figura B.1 e B.2**, correspondem ao *Caso Base* do sistema. A seguir, na **Tabela B.1** são apresentados os dados dinâmicos de cada gerador do correspondente sistema.

Tabela B.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 1.

GER. Nº	Tipo	H	D	Unid.	r %	X _d %	X _q %	X _{ld} %	X _{lq} %	T _{ldo}	T _{lqo}
30	II	42,00	4,00	1	0,0140	10,00	6,90	3,10	–	10,20	–
31	III	30,30	9,75	1	0,2700	29,50	28,20	6,97	17,00	6,56	1,50
32	III	35,80	10,00	1	0,0386	24,95	23,70	5,31	8,76	5,70	1,50
33	III	28,60	10,00	1	0,0222	26,20	25,80	4,36	16,60	5,69	1,50
34	III	26,00	3,00	1	0,0140	67,00	62,00	13,20	16,60	5,40	0,44
35	III	34,80	10,00	1	0,6150	25,40	24,10	5,00	8,14	7,30	0,40
36	III	26,40	8,00	1	0,0268	29,50	29,20	4,90	18,60	5,66	1,50
37	III	24,30	9,00	1	0,0686	29,00	28,00	5,70	9,10	6,70	0,41
38	III	34,50	14,00	1	0,0300	21,10	20,50	5,70	5,87	4,79	1,96
39	III	500,00	10,00	1	0,1000	20,00	19,00	6,00	8,00	7,00	0,70

O gerador GER:39, é considerado máquina de referência. Todos os demais geradores apresentados na **Tabela B.1** terão os seus controladores do sistema de excitação ajustados através das metodologias de ajuste coordenado desenvolvidas no presente trabalho. Nessa mesma tabela, os símbolos das magnitudes em cada coluna são descritos a seguir:

Tabela B.2: Nomenclatura que descreve cada parâmetro do gerador.

Parâmetro	Descrição
GER. Nº	Numero Identificador do Gerador,
Tipo	Tipo de Modelo Matemático representando ao Gerador,
H	Constante de Inércia da Máquina de Geração, em s.
D	Constante de amortecimento próprio do Gerador,
Unid.	Número de modelos de máquinas síncronas associado ao modelo do gerador,
r %	Resistência do Estator do Gerador, em percentagem
X_d %	Reatância Síncrona do Eixo Direito, em percentagem
X_q %	Reatância Síncrona do Eixo em Quadratura, em percentagem
X_{ld} %	Reatância Transitória do Eixo Direito, em percentagem
X_{lq} %	Reatância Transitória do Eixo em Quadratura, em percentagem
T_{ldo}	Constante de Tempo Transitória do Eixo Direito em circuito aberto, em s
T_{lqo}	Constante de Tempo Transitória do Eixo em Quadratura em circuito aberto, em s

A nomenclatura descrita na **Tabela B.2** será utilizada também para representar aos geradores existentes nos outros *SEP* considerados para teste.

A seguir, apresenta-se o ajuste inicial feito pelo Critério de *Nyquist*. O ajuste parcial feito pelo *Nyquist* será utilizado para ajudar a metodologia de ajuste coordenado desenvolvida para acelerar a convergência a bons resultados.

Tabela B.3: Ajuste de Parâmetros do *RAT* e do *ESP* através do Critério de *Nyquist*.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
30	100,00	0,05	6,00	5,2394	50,0000	0,056	8,56
31	100,00	0,05	6,00	3,4575	6,9200		
32	100,00	0,05	6,00	4,2821	7,5446		
33	100,00	0,05	6,00	1,0761	8,6073		
34	100,00	0,05	6,00	2,7004	6,6928		
35	100,00	0,05	6,00	1,7851	6,9200		
36	100,00	0,05	6,00	4,9764	36,9200		
37	100,00	0,05	6,00	5,6287	8,6029		
38	100,00	0,05	6,00	3,5179	5,2546		

O modelo de *RAT* utilizado no sistema de excitação associado a cada máquina de geração corresponde ao modelo descrito na **Figura 2.4**. Nesse modelo existe um bloco de realimentação que serve para estabilizar o sinal associada à tensão proveniente da barra terminal do gerador. Os parâmetros do bloco de realimentação são descritos na **Tabela B.4** mostrada a seguir:

Tabela B.4: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada *RAT*.

Gerador	K_A	T_A	K_F	T_F
30	100,00	0,05	0,040	1,00
31	100,00	0,05	0,070	0,50
32	100,00	0,05	0,080	1,00
33	100,00	0,05	0,080	1,00
34	100,00	0,05	0,030	1,00
35	100,00	0,05	0,075	1,20
36	100,00	0,05	0,030	1,00
37	100,00	0,05	0,084	1,30
38	100,00	0,05	0,030	1,00

O modelo de *Turbina e Regulador de Velocidade* utilizado para cada gerador do SISTEMA 1 corresponde àquele descrito na **Figura 5.14**. Nesse modelo os valores para os parâmetros são os seguintes: a) $R = 5,0 \%$; b) $T_c = 0,1$ s; c) $T_r = 2,0$ s.

A seguir, são apresentadas tabelas de resultados correspondentes aos valores ajustados dos parâmetros de todos os controladores. Esses resultados pertencem à *Frente de Pareto* (espaço dos genótipos) do *MORD* determinada no final do processo de ajuste.

Tabela B.5: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,4250$ e $\zeta_{\min} = 16,71$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	30	99,50	0,0291	15,68	2,0608	9,0302
	31	203,59	0,0781	14,64	7,8473	9,0242
	32	272,87	0,0296	18,73	2,8805	28,0565
	33	255,69	0,0622	14,84	2,3690	47,7939
	34	125,82	0,0603	10,99	6,0859	3,1750
	35	193,23	0,0939	18,42	1,7614	45,0790
	36	119,96	0,0186	3,38	0,1088	21,6881
	37	183,17	0,0825	16,43	1,7518	7,1796
	38	225,92	0,0419	19,15	5,8070	5,8140
2	30	162,96	0,0689	12,93	3,3948	30,8785
	31	229,39	0,0382	2,36	3,6501	21,5557
	32	242,37	0,0338	3,48	0,9016	38,1320
	33	238,40	0,0156	15,73	8,7313	12,3847
	34	306,76	0,0767	16,87	1,9844	44,8827
	35	392,37	0,0635	2,83	3,9927	22,1805
	36	150,05	0,0294	10,99	8,4343	27,6861
	37	55,27	0,0478	9,03	3,3639	36,9642
	38	257,52	0,0161	6,30	0,4009	13,2014

Tabela B.6: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,3111$ e $\zeta_{\min} = 13,69$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	30	392,13	0,0765	17,71	8,2392	10,3824
	31	215,42	0,0915	17,25	3,6872	21,8532
	32	126,49	0,0889	19,32	7,1464	48,9334
	33	50,65	0,0332	2,99	8,9407	15,6916
	34	329,37	0,0191	16,48	2,3207	39,2417
	35	86,42	0,0589	1,96	6,3904	22,4988
	36	268,87	0,0232	1,43	6,0103	14,4034
	37	164,54	0,0438	12,93	5,5236	49,8780
	38	181,57	0,0376	10,25	6,3100	41,9819
2	30	57,78	0,0733	2,37	4,9773	27,7694
	31	364,01	0,0675	13,61	4,5042	27,8631
	32	155,94	0,0422	7,21	6,5502	1,2575
	33	392,25	0,0535	2,42	9,9640	2,2720
	34	135,95	0,0384	15,52	4,5758	45,9002
	35	316,16	0,0596	16,17	0,6203	8,0260
	36	337,63	0,0207	16,47	5,8167	23,6488
	37	255,27	0,0120	16,70	1,3106	22,3069
	38	239,10	0,0508	11,14	7,0835	3,0619

Nas tabelas apresentadas a seguir, são mostrados resultados correspondentes à *Frente de Pareto* (espaço dos genótipos) do $MOPSO_{fp}$ determinada no final do processo de ajuste.

Tabela B.7: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 8,36$ e $\zeta_{\min} = 18,23$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	30	240,59	0,0150	9,24	10,0000	1,2560
	31	50,00	0,0152	20,00	9,9880	1,2560
	32	50,00	0,0100	20,00	5,0860	4,8374
	33	50,00	0,0633	19,13	7,8915	5,4057
	34	273,49	0,0308	20,00	8,6751	11,2541
	35	50,00	0,0206	7,59	10,0000	1,2560
	36	259,75	0,0458	19,79	5,4540	17,0819
	37	50,00	0,1000	7,15	10,0000	3,1082
	38	192,62	0,0722	19,99	5,6154	7,4718
2	30	50,00	0,1000	12,52	9,9772	1,2560
	31	216,12	0,0120	16,11	10,0000	2,8630
	32	50,00	0,0766	17,05	8,5205	16,0808
	33	50,00	0,0661	1,00	0,1000	3,6610
	34	202,89	0,0557	13,91	4,2028	1,2560
	35	50,00	0,0744	18,83	7,1680	1,2560
	36	260,24	0,0199	20,00	6,3948	3,3597
	37	50,00	0,0323	20,00	5,8370	1,2800
	38	253,03	0,0265	9,87	6,3308	1,2560

APÊNDICE C

Sistema 188 Barras: Dados Dinâmicos e de Fluxo

Os dados correspondentes às barras e às linhas de transmissão em formato *ANAREDE*, para o SISTEMA 2, podem ser encontrados na referência (ANAREDE, 1999). Porém, na **Tabela C.1** mostrada a seguir, são apresentados os dados dinâmicos de cada gerador do correspondente ao sistema:

Tabela C.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 2.

GER.	Nome Subestação	H	D	Unid.	X_d %	X_q %	X'_{td} %	X'_{tq} %	X''_{td} %	X''_{tq} %	T_{ld}	T_{ltd}	T_{lq}
86	ITAIPU	6,244	10	8,0	90,20	70,4	31,60	24,40	24,40	24,40	9,50	0,180	0,360
10	Angra Reis	2,731	10	1,0	172,00	167,9	48,80	33,70	33,70	33,70	5,62	0,048	0,066
12	L. Barreto	4,938	10	4,0	113,80	68,1	35,00	28,90	28,90	28,90	5,60	0,080	0,150
18	Itumbiara	4,310	10	5,0	73,00	52,0	26,00	20,00	20,00	20,00	8,30	0,060	0,030
300	Emborcação	5,210	10	3,0	84,20	62,5	29,00	23,20	23,20	23,20	5,00	0,065	0,085
301	Jaguará	4,244	10	3,0	97,50	58,0	27,80	14,00	14,00	14,00	4,60	0,060	0,107
303	São Simão	6,228	10	6,0	94,80	64,5	25,00	19,00	19,00	19,00	7,00	0,066	0,140
305	Vila Grande	4,226	10	4,0	107,00	68,9	32,00	22,70	22,70	22,70	3,26	0,030	0,065
16	Furnas	5,113	10	5,0	83,80	56,7	29,10	20,60	20,60	20,60	5,50	0,085	0,221
20	Marimbondo	5,050	10	4,0	106,00	63,0	33,00	25,00	25,00	25,00	5,40	0,080	0,120
22	M. Moraes A	3,063	10	5,0	91,10	54,5	36,20	29,40	29,40	29,40	5,00	0,050	0,100

Todos os parâmetros definidos na **Tabela C.1**, correspondente a cada máquina de geração do SISTEMA 2, correspondem ao modelo matemático TIPO IV do gerador. Esse modelo refere-se ao modelo TIPO III de *ANATEM*.

O modelo TIPO IV é uma representação do comportamento do gerador inclusive no nível subtransitário (equivalente ao modelo tipo IV do PACDYN (PACDYN, 1997)), os quais estão representados através das reatâncias sub-transitórias do eixo direito e do eixo em quadratura, além das constantes de tempo sub-transitário no eixo direito e no eixo em quadratura.

Assim, na **Tabela C.2** são descritas as nomenclaturas adicionais com relação às já descritas na **Tabela B.2**.

Tabela C.2: Nomenclaturas adicionais para descrever o modelo TIPO IV do gerador.

Parâmetro	Descrição
X_{td} %	Reatância sub-Transitória do Eixo Direito, em percentagem
X_{tq} %	Reatância sub-Transitória do Eixo em Quadratura, em percentagem
T_{td0}	Constante de Tempo sub-Transitória do Eixo Direito em circuito aberto, em s
T_{tq0}	Constante de Tempo sub-Transitória do Eixo em Quadratura em circuito aberto, em s

As nomenclaturas adicionais descritas na **Tabela C.2** também serviram para definir o modelo de gerador do resto dos *SEP* utilizados para teste.

A seguir, apresenta-se o ajuste inicial feito pelo Critério de *Nyquist*. O ajuste parcial feito pelo *Nyquist* será utilizado para ajudar à metodologia de ajuste coordenado desenvolvida para acelerar a convergência a bons resultados.

Tabela C.3: Ajuste de Parâmetros do *RAT* e do *ESP* através do Critério de *Nyquist*.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	300,00	0,05	1,0	3,7768	12,8964	0,52	6,59
10	300,00	0,05	1,0	7,4585	24,2319		
12	300,00	0,05	1,0	4,9592	10,2842		
18	300,00	0,05	1,0	9,6601	25,3178		
300	300,00	0,05	1,0	5,4414	13,9705		
301	300,00	0,05	1,0	0,8490	9,8424		
303	300,00	0,05	1,0	5,8345	45,9924		
305	300,00	0,05	1,0	8,6794	5,8824		
16	300,00	0,05	1,0	9,6380	2,9013		
20	300,00	0,05	1,0	4,8492	42,5457		
22	300,00	0,05	1,0	9,7063	47,2360		

O modelo de *Turbina e Regulador de Velocidade* utilizado para cada gerador do SISTEMA 2 corresponde àquele descrito na **Figura 5.14**. Nesse modelo os valores para os parâmetros são os seguintes: a) $R = 5,0$ %; b) $T_c = 0,01$ s; c) $T_r = 2,0$ s.

O modelo de *RAT* utilizado no sistema de excitação associado a cada máquina de geração corresponde ao modelo descrito na **Figura 2.4**. Nesse modelo existe um bloco de realimentação que serve para estabilizar o sinal associada à tensão proveniente da barra terminal do gerador. Os parâmetros do bloco de realimentação são descritos na **Tabela C.4** mostrada a seguir:

Tabela C.4: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada RAT.

Gerador	K_F	T_F
86	0,020	1,00
10	0,060	1,00
12	0,060	1,00
18	0,060	1,00
300	0,060	1,00
301	0,060	1,00
303	0,060	1,00
305	0,060	1,00
16	0,060	1,00
20	0,060	1,00
22	0,060	1,00

Até aqui foram apresentados os valores dos parâmetros que definem o modelo TIPO IV com o qual cada gerador, do SISTEMA 2, foi definido.

Porém, existem outros geradores, também representados através do modelo TIPO IV cujos reguladores não foram ajustados, e não foi projetado nenhum estabilizador (*ESP*) para eles. A razão disso é o critério utilizado para selecionar os geradores de interesse; quer dizer, aqueles geradores que influenciam no comportamento elétrico global do *SEP* correspondente.

Dessa forma, todos os geradores que fornecem potência menor do que 250 MVA não foram considerados no ajuste coordenado. A seguir, na **Tabela C.5** são descritos esses geradores:

Tabela C.5: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 2 (não considerados no ajuste).

GER.	Nome Subestação	H	D	Unid.	X_d %	X_q %	X_{ld} %	X_{lld} %	X_{llq} %	T_{ld}	T_{lld}	T_{llq}
48	ITAIPU	1,600	10,0	3,0	170,00	100,00	37,00	22,00	22,00	9,00	0,060	0,200
45	Vitória	1,270	10,0	1,0	198,00	125,00	43,00	25,00	25,00	9,20	0,093	0,041
31	Santa Cruz	3,020	10,0	1,0	186,30	183,30	34,30	28,70	28,70	5,36	0,042	0,253
24	Mascarena	2,474	10,0	4,0	100,30	59,90	35,70	28,30	28,30	7,28	0,050	0,100
40	B. Geral	2,000	10,0	2,0	185,00	115,00	45,00	20,00	20,00	10,00	0,080	0,200
346	Mesquita	2,370	10,0	2,0	134,00	100,00	34,50	21,00	21,00	6,90	0,060	0,130
14	Funil	3,588	10,0	2,0	94,60	62,10	31,00	27,40	27,40	8,13	0,048	0,140
28	P. Colombo	3,040	10,0	3,0	87,00	60,00	30,00	20,00	20,00	3,50	0,063	0,036
30	S. Cruz 19kV	3,020	10,0	1,0	186,30	183,30	34,30	28,70	28,70	5,36	0,042	0,253
41	B. Sul - CS	1,270	10,0	1,0	198,00	125,00	43,00	25,00	25,00	9,20	0,093	0,041
44	Grajaú	1,600	10,0	2,0	180,00	105,00	44,00	20,00	20,00	8,00	0,060	0,200
50	T. Preto	1,600	10,0	1,0	170,00	100,00	37,00	25,00	25,00	9,00	0,060	0,200
304	T. Marias	5,853	10,0	3,0	76,50	47,50	26,00	16,50	16,50	3,50	0,055	0,090
354	Neves	2,370	10,0	2,0	134,00	100,00	34,50	21,00	21,00	6,90	0,060	0,130

A seguir, são dados também os parâmetros do regulador de tensão utilizado em cada uma das máquinas descritas na **Tabela C.5**:

Tabela C.6: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada *RAT*.

Gerador	K_A	T_A	K_F	T_F
24	100.0	0.05	0.060	1.00
346	100.0	0.05	0.060	1.00
14	100.0	0.05	0.060	1.00
28	100.0	0.05	0.060	1.00
304	100.0	0.05	0.060	1.00

A seguir, são apresentadas tabelas de resultados correspondentes aos valores ajustados dos parâmetros de todos os controladores. Esses resultados pertencem à *Frente de Pareto* (espaço dos genótipos) do *MORD* determinada no final do processo de ajuste.

Tabela C.7: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,50$ e $\zeta_{\min} = 8,7114$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0606	12,18	9,4110	14,8847
	10	25,00	0,0614	15,01	1,4381	39,7088
	12	69,47	0,0744	1,77	2,4317	23,6632
	18	88,57	0,0522	8,02	8,0908	2,1652
	300	167,20	0,0498	5,11	9,1095	2,7118
	301	43,01	0,0653	2,09	2,2377	40,5393
	303	80,46	0,0294	10,01	3,1359	8,2366
	305	137,65	0,0727	18,26	8,0313	5,0123
	16	25,00	0,0340	12,67	7,7825	25,4769
	20	65,56	0,0622	1,94	6,5570	8,7424
22	98,66	0,0426	12,66	8,8314	2,5502	
2	86	288,82	0,0329	13,14	0,7302	43,0395
	10	371,37	0,0212	18,97	2,4279	13,9303
	12	143,26	0,0831	14,74	8,7652	25,2078
	18	76,61	0,0756	12,28	3,6316	42,9934
	300	277,35	0,0138	3,18	7,6799	33,9161
	301	385,17	0,0528	2,19	7,5379	49,1164
	303	335,32	0,0996	5,94	2,7990	2,2214
	305	124,49	0,0994	14,35	0,6744	33,8537
	16	169,52	0,0646	12,69	8,0494	2,7495
	20	162,38	0,0110	5,38	5,7073	7,2689
22	56,68	0,0606	6,14	9,3169	13,3293	
3	86	350,66	0,0394	15,63	1,1345	45,8228
	10	196,89	0,0312	11,55	3,1461	37,9416
	12	336,83	0,0199	15,15	7,0080	31,6758
	18	281,47	0,0645	6,47	8,4207	5,4525
	300	365,95	0,0306	8,22	1,7962	6,6322
	301	246,54	0,0784	6,65	1,9953	40,4288
	303	353,26	0,0179	8,75	7,7515	7,9442
	305	357,06	0,0448	19,89	2,6757	22,2891
	16	356,59	0,0638	14,26	3,1461	4,8545
	20	28,55	0,0671	13,32	8,4782	19,9714
22	276,34	0,0861	15,97	9,3761	25,8772	

Tabela C.8: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,48$ e $\zeta_{\min} = 8,7113$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	331,72	0,0498	12,35	5,7858	28,5757
	10	91,77	0,0185	12,31	9,0583	27,2234
	12	287,93	0,0670	3,49	3,7519	6,6307
	18	304,46	0,0448	15,02	6,2520	45,5179
	300	180,23	0,0389	13,36	0,1619	24,1337
	301	161,32	0,0444	9,68	8,2579	31,5642
	303	311,32	0,0962	2,19	0,6825	45,9656
	305	43,54	0,0490	6,55	0,2468	8,0945
	16	47,97	0,0467	4,02	1,0819	7,8327
	20	390,55	0,0398	13,04	3,5709	9,2905
22	112,69	0,0669	4,37	6,1584	26,2193	

Nas tabelas apresentadas a seguir, são mostrados resultados correspondentes à *Frente de Pareto* (espaço dos genótipos) do $MOPSO_{fp}$ determinada no final do processo de ajuste.

Tabela C.9: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,46$ e $\zeta_{\min} = 8,7084$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0606	12,23	6,7578	17,9560
	10	25,00	0,0614	7,44	7,8375	21,8686
	12	69,47	0,0744	11,04	7,1056	1,7862
	18	88,57	0,0522	3,92	7,4191	22,1563
	300	167,20	0,0498	4,07	3,1008	15,1410
	301	43,01	0,0653	5,11	6,3105	14,4469
	303	80,46	0,0294	1,00	6,7171	41,3432
	305	137,65	0,0727	6,09	6,5085	11,7351
	16	50,45	0,0901	10,95	8,9734	1,2560
	20	65,56	0,0622	1,00	4,4562	32,1261
22	98,66	0,0426	11,69	9,1327	35,6734	

Tabela C.10: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4557$ e $\zeta_{\min} = 8,7083$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0560	11,27	6,3334	18,2668
	10	25,00	0,0609	7,52	7,8487	20,7793
	12	67,06	0,0698	11,44	6,6050	4,2404
	18	86,43	0,0538	3,70	7,6152	21,5429
	300	186,16	0,0527	4,06	3,6014	15,6644
	301	49,97	0,0628	5,44	5,9859	12,7413
	303	76,56	0,0340	1,07	6,8848	40,9631
	305	131,95	0,0695	7,03	6,3771	10,9415
	16	25,00	0,0627	4,77	8,5287	1,2560
	20	84,52	0,0667	1,00	4,4446	34,4248
22	96,16	0,0443	10,98	9,3345	34,1327	

Tabela C.11: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4277$ e $\zeta_{\min} = 6,7906$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0313	7,63	4,9945	19,6263
	10	25,00	0,0600	7,83	7,6396	16,4266
	12	62,75	0,0606	13,16	4,8366	8,4091
	18	55,94	0,0563	2,12	8,5842	18,1098
	300	206,57	0,0821	7,07	5,0602	19,5794
	301	95,09	0,0490	8,59	3,3762	9,2139
	303	58,09	0,0573	6,19	7,9888	41,3043
	305	34,77	0,0533	9,51	7,5769	9,9719
	16	47,19	0,0638	7,96	7,2238	1,2560
	20	79,69	0,0717	3,74	5,0025	41,3714
22	85,25	0,0448	10,21	9,7011	23,6863	

Tabela C.12: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4513$ e $\zeta_{\min} = 8,7081$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0556	9,19	6,3451	18,5810
	10	25,00	0,0606	7,58	7,8693	20,3186
	12	62,61	0,0687	12,34	6,0146	7,0182
	18	82,70	0,0537	3,41	8,0658	21,3933
	300	212,73	0,0554	4,05	4,3670	15,5634
	301	60,75	0,0624	5,88	5,2455	10,1044
	303	72,99	0,0349	1,02	6,8540	41,1662
	305	124,83	0,0646	8,27	6,3426	10,1314
	16	25,00	0,0630	5,82	8,1941	1,2560
	20	92,22	0,0710	1,00	4,4570	36,8275
22	95,22	0,0451	10,19	9,3091	31,2278	

Tabela C.13: Frente de Pareto – Espaço dos Parâmetros. Solução: $A_I = 6,4292$ e $\zeta_{\min} = 8,7080$.

Solução	Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}
1	86	25,00	0,0363	7,54	4,7467	18,5654
	10	25,54	0,0719	6,16	7,4780	16,8478
	12	75,78	0,0637	14,11	4,5986	11,2385
	18	55,94	0,0607	1,83	7,4516	22,0870
	300	210,16	0,0880	6,05	7,2478	18,9491
	301	59,49	0,0516	9,10	3,3721	9,6485
	303	58,87	0,0552	4,49	7,1504	39,6985
	305	66,75	0,0506	9,58	7,0275	7,4701
	16	25,00	0,0627	7,20	6,9680	1,2560
	20	84,47	0,0696	4,92	3,7475	41,6490
	22	74,66	0,0483	9,93	9,8454	21,4780

APÊNDICE D

Sul/Sudeste Brasileiro: Dados Dinâmicos e de Fluxo

Os dados correspondentes às barras e às linhas de transmissão em formato *ANAREDE*, para o SISTEMA 3, podem ser encontrados na referência (ANATEM, 1999). A seguir, na **Tabela D.1** são apresentados os dados dinâmicos de cada gerador, aqueles cujos controladores (*RAT* e *ESP*) foram selecionados para serem ajustados:

Tabela D.1: Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3.

GER.	Nome Subestação	H	D	Sbase	Unid.	X_d %	X_q %	X_{ld} %	X_{lld} %	X_{llq} %	T_{lao}	T_{lido}	T_{llqo}
86	ITAIPU 50	6,244	10,0	823,0	8	90,2	70,4	31,6	24,4	24,4	9,50	0,180	0,3600
10	Angra	2,731	10,0	760,0	1	172,0	167,9	48,8	33,7	33,7	5,62	0,048	0,0660
12	L. Barreto	4,938	10,0	184,0	4	113,8	68,1	35,0	28,9	28,9	5,60	0,080	0,1500
18	Itumbiara	4,310	10,0	365,0	5	73,0	52,0	26,0	20,0	20,0	8,30	0,060	0,0300
16	Furnas	5,113	10,0	160,0	5	83,8	56,7	29,1	20,6	20,6	5,50	0,085	0,2214
28	P. Colomb.	3,040	10,0	84,0	3	87,0	60,0	30,0	20,0	20,0	3,50	0,063	0,0360
1107	ITAIPU 60	5,071	10,0	737,0	7	90,0	68,0	30,0	24,0	24,0	7,60	0,090	0,1900
919	S.Osorio A	3,875	10,0	170,0	3	112,0	56,0	31,0	23,0	23,0	8,81	0,050	0,0700
920	S.Osorio B	3,848	10,0	170,0	2	97,0	63,5	32,0	27,0	27,0	8,98	0,035	0,0750
507	Capivara	5,618	10,0	178,0	3	85,0	55,0	30,0	22,1	22,1	6,85	0,030	0,0900
514	Xavantes	5,639	10,0	115,0	3	91,5	53,0	31,3	23,2	23,2	4,15	0,035	0,0450
518	NAVANHAN	4,000	10,0	112,0	3	88,5	56,0	32,0	22,5	22,5	4,68	0,040	0,0700
500	A.Vermel	4,420	10,0	250,0	5	91,0	57,0	26,0	20,0	20,0	6,20	0,043	0,0740
501	I.Solteira	3,850	10,0	170,0	14	87,0	69,9	31,1	25,0	25,0	4,28	0,040	0,1000
502	Jupia	4,500	10,0	112,0	12	85,0	55,0	27,0	18,0	18,0	3,93	0,067	0,1370
401	H.Borden	3,208	10,0	65,0	7	119,9	70,9	39,8	26,8	26,8	7,00	0,060	0,0600
300	Emborcação	5,210	10,0	284,2	3	84,2	62,5	29,0	23,2	23,2	5,00	0,065	0,0850
303	S.Simão	6,228	10,0	283,0	6	94,8	64,5	25,0	19,0	19,0	7,00	0,066	0,1400
250	N.Peçanha	4,546	10,0	382,0	1	112,7	63,7	28,1	18,0	18,0	9,50	0,050	0,0850
753	C.Dourada	3,391	10,0	92,0	3	97,5	66,2	34,0	24,8	24,8	4,17	0,060	0,0600

Todos os parâmetros definidos na **Tabela D.1**, associados a cada máquina de geração do SISTEMA 3, correspondem ao modelo matemático TIPO IV do gerador. Esse modelo refere-se ao modelo TIPO III de *ANATEM*.

O modelo TIPO IV é uma representação do comportamento do gerador inclusive no nível sub-transitório, os quais estão representados através das reatâncias sub-transitórias do eixo direito e do eixo em quadratura, além das constantes de tempo sub-transitório no eixo direito e no eixo em quadratura.

A seguir, apresenta-se o ajuste inicial feito pelo Critério de *Nyquist*. O ajuste parcial feito pelo *Nyquist* será utilizado para ajudar à metodologia de ajuste coordenado desenvolvida para acelerar a convergência a bons resultados.

Tabela D.2: Ajuste de Parâmetros do *RAT* e do *ESP* através do Critério de *Nyquist*.

Gerador	K_A	T_A	K_{ESP}	α_{ESP}	ω_{ESP}	ξ (%)	A_I
86	200,0	0,05	1,0	7,2575	13,6848	1,77	6,71
10	200,0	0,05	1,0	1,5116	28,4849		
12	200,0	0,05	1,0	4,0072	48,4782		
18	200,0	0,05	1,0	1,6342	5,1624		
16	200,0	0,05	1,0	9,6284	40,8915		
28	200,0	0,05	1,0	5,3931	2,6573		
1107	200,0	0,05	1,0	6,8617	40,1030		
919	200,0	0,05	1,0	6,1106	49,5329		
920	200,0	0,05	1,0	7,6349	23,0686		
507	200,0	0,05	1,0	9,6767	8,5095		
514	200,0	0,05	1,0	1,8714	43,0336		
518	200,0	0,05	1,0	0,5629	34,1170		
500	200,0	0,05	1,0	7,4690	18,1357		
501	200,0	0,05	1,0	4,0718	9,1566		
502	200,0	0,05	1,0	0,6233	5,5061		
401	200,0	0,05	1,0	8,7909	7,7330		
300	200,0	0,05	1,0	3,8105	39,0870		
303	200,0	0,05	1,0	2,1034	19,9491		
250	200,0	0,05	1,0	3,1289	23,9091		
753	200,0	0,05	1,0	6,5382	6,1695		

O modelo de *Turbina e Regulador de Velocidade* utilizado para cada gerador do SISTEMA 3 corresponde àquele descrito na **Figura 5.15** (turbina de referência).

O modelo de *RAT* utilizado no sistema de excitação associado a cada máquina de geração corresponde ao modelo descrito na **Figura 2.4**. Nesse modelo existe um bloco de realimentação que serve para estabilizar o sinal associada à tensão proveniente da barra terminal do gerador. Os parâmetros do bloco de realimentação são descritos na **Tabela D.3** mostrada a seguir:

Tabela D.3: Parâmetros do Bloco de realimentação de cada *RAT*.

Gerador	K_F	T_F
86	0,020	1,00
10	0,060	1,00
12	0,060	1,00
18	0,060	1,00
16	0,060	1,00
28	0,060	1,00
1107	0,060	1,00
919	0,060	1,00
920	0,060	1,00
507	0,060	1,00
514	0,060	1,00
518	0,060	1,00
500	0,060	1,00
501	0,060	1,00
502	0,060	1,00
401	0,060	1,00
300	0,060	1,00
303	0,060	1,00
250	0,060	1,00
753	0,060	1,00

Até aqui foram apresentados os valores dos parâmetros que definem o modelo TIPO IV com o qual cada gerador, do SISTEMA 3, foi definido

Porém, existem outros geradores, também representados através do modelo TIPO IV cujos reguladores não foram ajustados, e não foi projetado nenhum estabilizador (*ESP*) para eles. A razão disso é o critério utilizado para selecionar os geradores de interesse; quer dizer, aqueles geradores que influenciam no comportamento elétrico global do *SEP* correspondente.

Dessa forma, todos os geradores que fornecem potência menor do que 250 MVA não foram considerados no ajuste coordenado. Dentre os geradores que fornecem mais do que 250 MVA, somente foram selecionados para ajuste coordenado aqueles associados a modos eletromecânicos cujo coeficiente de amortecimento mínimo é menor do que 10%, considerando todos os cenários de operação pré-estabelecido. A seguir, na **Tabela D.4** são descritos esses geradores:

Tabela D.4 (a): Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3 (não considerados no ajuste).

GER.	Nome Subestação	H	D	Unid.	Sbase	X_d %	X_q %	X_{td} %	X_{ttd} %	X_{tq} %	T_{td}	T_{ttd}	T_{tq}
48	Itaipu 50	1,600	5,0	3	300,0	170,0	100,0	37,0	22,0	22,0	9,00	0,060	0,2000
45	Vitoria	1,270	5,0	1	60,0	198,0	125,0	43,0	25,0	25,0	9,20	0,093	0,0410
31	S.Cruz	3,020	5,0	1	256,0	186,3	183,3	34,3	28,7	28,7	5,36	0,042	0,2530
24	Mascarenhas	2,474	5,0	4	50,0	100,3	59,9	35,7	28,3	28,3	7,28	0,050	0,1000
40	B.Geral	2,000	5,0	2	40,0	185,0	115,0	45,0	20,0	20,0	10,0	0,080	0,2000
14	Funil	3,588	5,0	2	72,0	94,6	62,1	31,0	27,4	27,4	8,13	0,048	0,1400
20	Marimb.8 mq	5,050	5,0	2	190,0	106,0	63,0	33,0	25,0	25,0	5,40	0,080	0,1200
22	M.MOR. A	3,063	5,0	5	52,0	91,1	54,5	36,2	29,4	29,4	5,00	0,050	0,1000
30	S. Cruz	3,020	5,0	1	256,0	186,3	183,3	34,3	28,7	28,7	5,36	0,042	0,2530
41	B. Sul - CS	1,270	5,0	1	60,0	198,0	125,0	43,0	25,0	25,0	9,20	0,093	0,0410
44	Grajau	1,600	5,0	2	200,0	180,0	105,0	44,0	20,0	20,0	8,00	0,060	0,2000
50	T.Preto	1,600	5,0	1	300,0	170,0	100,0	37,0	25,0	25,0	9,00	0,060	0,2000
907	J.Lacerda A	3,207	5,0	1	55,5	147,0	147,0	15,0	8,99	8,99	5,00	0,030	0,0700
911	J.Lacerda B	3,097	5,0	1	156,3	231,9	231,9	31,5	24,1	24,1	4,89	0,030	0,0560
917	P.Fundo	4,349	5,0	1	130,0	88,0	62,2	25,6	19,6	19,6	4,91	0,030	0,0400
918	P.Fundo	4,349	5,0	1	130,0	88,0	62,2	25,6	19,6	19,6	4,91	0,030	0,0400
925	S.Santiago1	4,086	5,0	1	350,5	87,0	59,0	30,0	22,0	22,0	10,0	0,040	0,1300
926	S.Santiago2	4,086	5,0	1	350,5	87,0	59,0	30,0	22,0	22,0	10,0	0,040	0,1300
927	S.Santiago3	4,086	5,0	1	350,5	87,0	59,0	30,0	22,0	22,0	10,0	0,040	0,1300
928	S.Santiago4	4,086	5,0	1	350,5	87,0	59,0	30,0	22,0	22,0	10,0	0,040	0,1300
503	Jupia	4,500	5,0	2	112,0	85,0	55,0	27,0	18,0	18,0	3,93	0,067	0,1370
511	Rosana	4,288	5,0	2	80,0	70,6	46,8	24,0	18,3	18,3	3,44	0,070	0,1400
512	LNGARCEZ	2,722	5,0	4	18,0	103,0	68,0	41,0	33,0	33,0	5,10	0,060	0,0600
506	Jurumirim	5,160	5,0	1	50,0	76,0	43,0	25,0	14,0	14,0	3,00	0,280	0,0800
515	Bariri	4,424	5,0	3	49,5	75,3	53,8	32,3	21,0	21,0	2,30	0,032	0,0510
517	Ibitinga	3,679	5,0	3	42,4	78,0	56,0	34,0	24,0	24,0	3,00	0,028	0,0470
519	Promissao	5,310	5,0	2	100,0	110,0	63,0	50,0	38,0	38,0	7,00	0,031	0,029
521	C.Conde	3,125	5,0	1	40,0	103,2	60,8	29,1	21,6	21,6	4,00	0,032	0,0510
522	EUCunha	2,845	5,0	3	29,6	100,0	49,0	35,0	19,0	19,0	3,50	0,060	0,0600
523	Limoeiro	3,500	5,0	2	16,0	106,1	74,3	32,9	24,7	24,7	5,60	0,060	0,0600
513	Taquaru	4,480	5,0	1	100,0	75,89	49,11	24,11	16,07	16,07	4,00	0,070	0,1400
516	B.Bonita	2,900	5,0	3	34,0	70,0	49,0	29,9	19,5	19,5	2,40	0,032	0,0510
525	Jaguari	2,643	5,0	2	14,0	92,4	57,4	26,9	15,5	15,5	3,95	0,128	0,0600

Tabela D.4 (b): Dados Dinâmicos de cada gerador do SISTEMA 3 (não considerados no ajuste).

GER.	Nome Subestação	H	D	Unid.	Sbase	X_d %	X_q %	X_{ld} %	X_{ltd} %	X_{llq} %	T_{ldo}	T_{ltdo}	T_{llqo}
526	Paraibu	5,047	5,0	1	43,0	98,9	58,5	18,9	12,0	12,0	3,00	0,060	0,0600
532	EMBU-CS	2,340	5,0	1	250,0	181,0	119,0	37,6	24,3	24,3	11,50	0,120	0,1500
533	SAA-CS	2,340	5,0	1	250,0	181,0	119,0	37,6	24,3	24,3	11,50	0,040	0,1100
400	H.Borden	3,208	5,0	7	65,0	119,9	70,9	39,8	26,8	26,8	7,00	0,060	0,0600
403	Piratini	4,880	5,0	1	100,0	126,0	124,0	24,0	15,3	15,3	9,80	0,040	0,0600
301	Jaguara	4,244	5,0	3	112,0	97,5	58,0	27,8	14,0	14,0	4,60	0,060	0,1070
346	Mesquita	2,370	5,0	2	100,0	134,0	100,0	34,5	21,0	21,0	6,90	0,060	0,1300
305	V.Grande	4,226	5,0	4	100,0	107,0	68,9	32,0	22,7	22,7	3,26	0,030	0,0650
304	T.Marias	5,853	5,0	3	68,0	76,5	47,5	26,0	16,5	16,5	3,50	0,055	0,0900
354	Neves	2,370	5,0	2	100,0	134,0	100,0	34,5	21,0	21,0	6,90	0,060	0,1300
253	Fontes	3,430	5,0	5	44,0	169,0	88,0	37,7	21,4	21,4	9,98	0,060	0,0850
255	P.Passos	3,940	5,0	2	55,0	136,0	70,0	36,0	25,0	25,0	7,50	0,040	0,0800
257	I.Pombos	3,220	5,0	5	25,0	135,0	74,0	37,0	26,7	26,7	8,60	0,026	0,0800
750	C.Dourada	2,632	5,0	2	19,0	141,2	96,3	40,5	27,6	27,6	4,99	0,060	0,1400
751	C.Dourada	3,121	5,0	2	58,0	103,8	67,9	36,5	26,7	26,7	4,00	0,110	0,1600
752	C.Dourada	3,293	5,0	1	58,0	106,7	65,5	26,7	16,8	16,8	3,86	0,130	0,2600
804	GPARIGOTU	2,350	5,0	1	68,6	100,0	66,0	25,0	17,5	17,5	6,10	0,060	0,0900
805	GPARIGOTU	2,350	5,0	1	68,6	100,0	66,0	25,0	17,5	17,5	6,10	0,060	0,0900
806	GPARIGOTU	2,350	5,0	1	68,6	100,0	66,0	25,0	17,5	17,5	6,10	0,060	0,0900
807	GPARIGOTU	2,350	5,0	1	68,6	100,0	66,0	25,0	17,5	17,5	6,10	0,060	0,0900
800	G.B.Munhoz1	4,000	5,0	1	465,0	102,0	76,2	33,6	26,9	26,9	7,92	0,060	0,0900
801	G.B.Munhoz2	4,000	5,0	1	465,0	102,0	76,2	33,6	26,9	26,9	7,92	0,060	0,0900
802	G.B.Munhoz3	4,000	5,0	1	465,0	102,0	76,2	33,6	26,9	26,9	7,92	0,060	0,0900
803	G.B.Munhoz4	4,000	5,0	1	465,0	102,0	76,2	33,6	26,9	26,9	7,92	0,060	0,0900
1158	Itaiuba	3,659	5,0	3	139,0	117,1	81,0	30,6	24,2	24,2	9,55	0,095	0,1250
1162	Jacui	6,950	5,0	6	27,8	135,2	89,5	45,1	28,4	28,4	6,10	0,105	0,1800
1171	P.Medici	3,018	5,0	1	82,5	190,0	190,0	20,0	15,0	15,0	5,00	0,060	0,0570
1172	P.Medici	3,206	5,0	2	82,5	156,0	156,0	21,0	16,2	16,2	6,34	0,032	0,1090
1175	P.Real	3,093	5,0	1	73,0	104,0	77,5	30,2	26,3	26,3	7,32	0,031	0,0510

A seguir, são dados também os parâmetros do regulador de tensão utilizado em cada uma das máquinas descritas na Tabela D.4 (a) e (b):

Tabela D.5 (a): Parâmetros do Bloco de realimentação de cada RAT.

Gerador	K_A	T_A	K_F	T_F
24	72,8	0,05	0,060	1,00
14	81,3	0,05	0,060	1,00
20	54,0	0,05	0,060	1,00
22	50,0	0,05	0,060	1,00
907	50,0	0,05	0,060	1,00
911	48,9	0,05	0,060	1,00
917	49,1	0,05	0,060	1,00
918	49,1	0,05	0,060	1,00
925	100,0	0,05	0,060	1,00
926	100,0	0,05	0,060	1,00
927	100,0	0,05	0,060	1,00
928	100,0	0,05	0,060	1,00
503	39,3	0,05	0,060	1,00
511	34,4	0,05	0,060	1,00
512	51,0	0,05	0,060	1,00
506	30,0	0,05	0,060	1,00
515	23,0	0,05	0,060	1,00
517	30,0	0,05	0,060	1,00
519	70,0	0,05	0,060	1,00
521	40,0	0,05	0,060	1,00
522	35,0	0,05	0,060	1,00
523	56,0	0,05	0,060	1,00
513	40,0	0,05	0,060	1,00

Todos os parâmetros listados nas **Tabelas D.5 (a) e (b)** correspondem aos *Reguladores Automáticos de Tensão* de àquelas máquinas de geração que não foram selecionadas para serem ajustadas e têm reguladores associados aos seus correspondentes sistemas de excitação. O ganho de cada um desses reguladores segue a seguinte expressão matemática: $K_A = \frac{T'_{d0}}{2 \cdot T_A}$ (conforme descrito no Capítulo 2 do presente trabalho – Seção 2.5.1).

Tabela D.5 (b): Parâmetros do Bloco de realimentação de cada RAT.

Gerador	K_A	T_A	K_F	T_F
513	40,0	0,05	0,060	1,00
516	24,0	0,05	0,060	1,00
525	39,5	0,05	0,060	1,00
526	30,0	0,05	0,060	1,00
400	70,0	0,05	0,060	1,00
403	98,0	0,05	0,060	1,00
301	46,0	0,05	0,060	1,00
305	32,6	0,05	0,060	1,00
304	35,0	0,05	0,060	1,00
253	99,8	0,05	0,060	1,00
255	75,0	0,05	0,060	1,00
257	86,0	0,05	0,060	1,00
804	49,9	0,05	0,060	1,00
750	49,9	0,05	0,060	1,00
751	40,0	0,05	0,060	1,00
752	38,6	0,05	0,060	1,00
804	61,0	0,05	0,060	1,00
805	61,0	0,05	0,060	1,00
807	61,0	0,05	0,060	1,00
800	79,2	0,05	0,060	1,00
801	79,2	0,05	0,060	1,00
804	79,2	0,05	0,060	1,00
1158	95,5	0,05	0,060	1,00
1162	61,0	0,05	0,060	1,00
1171	50,0	0,05	0,060	1,00
1172	63,2	0,05	0,060	1,00
1175	73,2	0,05	0,060	1,00