

ANTONIO REINALDO SERTICH KOEHLER

**PROJETO DE ESTABILIZADORES ROBUSTOS
DE SISTEMAS DE POTÊNCIA VIA
ALGORITMOS GENÉTICOS E TÉCNICAS DE
CONTROLE LINEAR EM AMBIENTE
COMPUTACIONAL DE ALTO DESEMPENHO.**

FLORIANÓPOLIS

2000

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA**

**PROJETO DE ESTABILIZADORES ROBUSTOS DE
SISTEMAS DE POTÊNCIA VIA ALGORITMOS
GENÉTICOS E TÉCNICAS DE CONTROLE LINEAR
EM AMBIENTE COMPUTACIONAL DE ALTO
DESEMPENHO.**

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a obtenção do grau de
Mestre em Engenharia Elétrica.

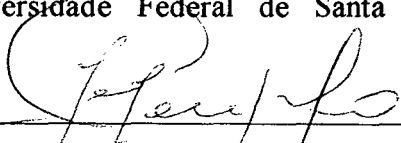
ANTONIO REINALDO SERTICH KOEHLER

Florianópolis, Junho de 2000.

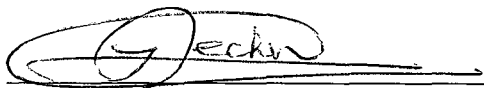
PROJETO DE ESTABILIZADORES ROBUSTOS DE SISTEMAS DE POTÊNCIA VIA ALGORITMOS GENÉTICOS E TÉCNICAS DE CONTROLE LINEAR EM AMBIENTE COMPUTACIONAL DE ALTO DESEMPENHO.

Antonio Reinaldo Sertich Koehler

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Sistemas de Potência*, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’

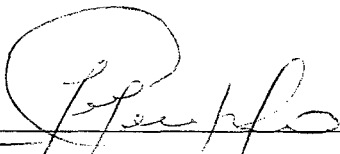


Prof. Jorge Mário Campagnolo, D.Sc.
Orientador

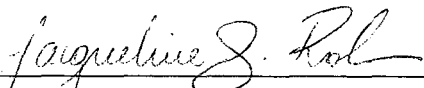


Prof. Ildemar Cassana Decker, D.Sc.
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica


Banca Examinadora:



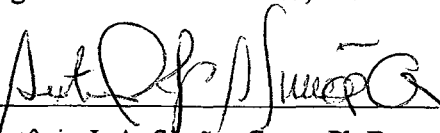
Prof. Jorge Mário Campagnolo, D.Sc.
Orientador



Prof. Jacqueline Gisele Rolim, Dra. Eng.
Co-orientador



Prof. Aguinaldo Silveira e Silva, Ph.D.



Prof. Antônio J. A. Simões Costa, Ph.D.



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.

Dedico à minha amada esposa Maria de Lourdes e aos meus amados filhos Karina e Diego, os quais tiveram que suportar minha ausência no lar, apresentando espírito de renúncia à diversas coisas e sem cujo apoio, amor e compreensão nada do aqui apresentado houvesse sido feito.

Aos mesmos, que este seja o exemplo de que nunca é tarde para começar e que devemos lutar intensamente para a conquista de nossos objetivos.

Aos meus pais, em particular minha mãe, por terem me mostrado o caminho dos estudos.

À Deus sem o qual nada seria possível.

Agradecimentos

Ao Prof. Jorge M. Campagnolo pela valiosa e objetiva orientação, pelo constante apoio, pela enorme paciência ante meus momentos de aflição, mas principalmente por ter depositado em mim a confiança requerida para o desenvolvimento desta dissertação.

À Prof^a. Jaqueline Gisele Rolim pela co-orientação, contribuições brindadas e também pelo incentivo prestado para o desenvolvimento do trabalho.

Aos professores do Labspot e do Labplan, que contribuíram para o meu crescimento profissional, em particular aos Professores Aguinaldo S. e Silva e Antônio J. A. Simões Costa pelo esclarecimento de diversas dúvidas. Em forma muito especial ao extraordinário Prof. Hans Helmut Zürn, não só pelos conhecimentos que me passou mas também pela lição de vida que me prestou.

Aos Engenheiros Erwin Bachmann Beck e Ricardo Pamplona Silva, meus superiores na Itaipu Binacional, principais incentivadores e responsáveis únicos e diretos pelo meu envio ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica na UFSC.

À minha querida esposa Maria de Lourdes pelo apoio prestado na digitação desta dissertação, pela ajuda para a edição e correção final da mesma e pelo incentivo outorgado.

A Joni Coser e Ulisses R. Massaro do Labspot e João Marcos F. Ferreira do Labplan, alunos de graduação e pós-graduação do curso de Engenharia Elétrica, pela ajuda prestada nas áreas de algoritmos genéticos e computação paralela.

Aos meus colegas e amigos do curso de Pós-Graduação em Eng. Elétrica da UFSC, em especial à Carolina Mattos Affonso, Edson Barbosa Cunha e Carlos Roberto Silva, que não me deixaram esmorecer em meu desânimo e cuja amizade foi imprescindível para que eu chegasse até o final deste curso. Também agradeço de maneira especial a Elizete Lourenço e a Ivair Lourinho pelo apoio decisivo e pela injeção de confiança que ambos me prestaram na reta final.

À Denise Lopes e Daniel Dotta, ambos do Labspot, pela ajuda oferecida no uso da infraestrutura do Laboratório. A Wilson Costa pela ajuda na secretaria do Curso.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

PROJETO DE ESTABILIZADORES ROBUSTOS DE SISTEMAS DE POTÊNCIA VIA ALGORITMOS GENÉTICOS E TÉCNICAS DE CONTROLE LINEAR EM AMBIENTE COMPUTACIONAL DE ALTO DESEMPENHO

Antonio Reinaldo Sertich Koehler

Junho/2000.

Orientador: Prof. Jorge Mário Campagnolo, D.Sc.

Co-orientador: Profª. Jacqueline Gisele Rolim, Dr. Eng.

Área de Concentração: Sistemas de Potência.

Palavras-chave: Estabilizadores de Sistemas de Potência, Algoritmos Genéticos, Autovalores, Controle Robusto, Estabilidade, Dinâmica, Computação Paralela.

Número de Páginas: 141

Nesta dissertação apresenta-se um método para a síntese coordenada e simultânea de Estabilizadores de Sistemas de Potência de sistemas multimáquinas, empregando consecutivamente duas técnicas diferentes de algoritmo genético e cálculo eficiente de autovalores, com possibilidade de utilização tanto de processamento sequencial como de processamento paralelo. O estabilizador é sintetizado supondo conhecidos os pólos de sua função de transferência, obtendo-se portanto os ganhos e os zeros dos conjuntos de avanço-atraso de fase. Os sinais de entrada do estabilizador analisados são o de velocidade e de potência elétrica. O objetivo é obter ajustes dos estabilizadores que garantam um amortecimento mínimo das oscilações eletromecânicas para uma diversidade de condições operativas, incluindo não só diferentes condições de carga mas também diferentes configurações do sistema de potência. O problema de ajuste dos parâmetros dos estabilizadores que estabilizam simultaneamente todos os geradores do sistema é convertido em um problema de otimização que é resolvido com o auxílio de algoritmos genéticos, que empregam por sua vez uma função objetivo baseada no cálculo dos autovalores do sistema. Os autovalores são calculados através do método de iterações simultâneas "Lop-sided", tendo sido feita uma comparação entre o cálculo de todos os autovalores e de apenas aqueles denominados dominantes. No que tange aos algoritmos genéticos foram testadas as influências de diversos parâmetros no resultado final. Desta forma, o resultado do algoritmo genético é um conjunto de parâmetros ótimos que assegura um adequado desempenho dinâmico do sistema para as prováveis condições operativas. A verificação final é feita através do recálculo dos autovalores do sistema e também através de simulações digitais não-lineares. Os resultados obtidos são satisfatórios, com elevado nível de amortecimento das oscilações eletromecânicas e obtendo-se também elevados ganhos na utilização da computação paralela.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering

ROBUST TUNING OF POWER SYSTEM STABILIZERS BY MEANS OF GENETIC ALGORITHMS AND LINEAR CONTROL TECHNIQUES ON A HIGH PERFORMANCE PROCESSING ENVIRONMENT

Antonio Reinaldo Sertich Koehler

June /2000

Advisor: Prof. Jorge Mário Campagnolo, D.Sc.

Coadvisor: Profª. Jacqueline Gisele Rolim, Dr. Eng.

Area of Concentration: Power System

Keywords: Power System Stabilizers, Genetic Algorithms, Eigenvalues, Robust Control, Stability, Dynamics, Parallel Processing

Number of Pages: 141

This dissertation presents a method for a simultaneous and coordinated setting of power system stabilizers in multimachine systems, using subsequently two different genetic algorithm techniques and efficient eigenvalue calculation, with the possibility of using either sequential or parallel processing. It is assumed that the poles of the stabilizer transfer function are known, so as to obtain the gains and zero time constants of the lead-lag pairs. The stabilizer input signals that are analysed are speed and electrical power. The purpose is to get settings for the stabilizers, that assure an minimum damping of the electro-mechanical modes of oscillation taking into account several operating points, including not only different loadings but also different network topologies. The problem of setting the stabilizers parameters, that simultaneously stabilize all the generators is transformed into an optimization problem solved by means of genetic algorithms, which in turn make use of an eigenvalue based fitness function. The system eigenvalues are computed by means of the "Lopsided" simultaneous iteration method and a comparison between the calculation of all the system eigenvalues and only the dominant eigenvalues was carried out. Regarding the genetic algorithms, the influence of several parameters on the final results was studied. So the output of the genetic algorithm is a set of optimum parameters that assures a suitable dynamic performance of the system under the possible operating conditions. The final checking is made by recalculating the full eigenvalue solution of the system and by means of non-linear simulations. The obtained results are satisfactory with a high degree of damping of the electromechanical oscillation modes and also with excellent performance when parallel processing was used.

SUMARIO

LISTA DE FIGURAS.....	xi
LISTA DE TABELAS.....	xii
CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO.....	1
1.1 HISTÓRICO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	1
1.2 CONTRIBUIÇÃO DA PESQUISA E MOTIVAÇÃO DO TRABALHO.....	5
1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO	6
CAPÍTULO 2 O PROBLEMA DA ESTABILIZAÇÃO DE OSCILAÇÕES ELETROME CÂNICAS VIA CONTROLADORES ROBUSTOS.....	8
2.1 INTRODUÇÃO.....	8
2.2 SURGIMENTO DAS OSCILAÇÕES ELETROME CÂNICAS	8
2.3 MODOS DE OSCILAÇÃO ELETROME CÂNICOS	9
2.4 CONCEITOS BÁSICOS DE ROBUSTEZ	10
2.5 ESTABILIZAÇÃO ATRAVÉS DE CONTROLADORES ROBUSTOS	11
2.6 CRITÉRIOS ADOTADOS PARA O PROJETO DOS CONTROLADORES ROBUSTOS VIA AG.....	11
2.7 CONCLUSÕES.....	12
CAPÍTULO 3 MODELAGEM DO SISTEMA DE POTÊNCIA.....	13
3.1 INTRODUÇÃO.....	13
3.2 HIPÓTESES SIMPLIFICADORAS	13
3.3 MODELO DA MÁQUINA SÍNCRONA.....	14
3.4 MODELO DO REGULADOR AUTOMÁTICO DE TENSÃO.....	17
3.5 MODELO DO SISTEMA MULTI-MÁQUINAS E DA REDE.....	18
3.6 MODELO DO ESTABILIZADOR DE SISTEMAS DE POTÊNCIA.....	21
3.6.1 CONCEITOS GERAIS	21
3.6.2 ESTABILIZADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA DERIVADOS DA VELOCIDADE.....	22
3.6.3 ESTABILIZADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA DERIVADOS DA POTÊNCIA ELÉTRICA	22
3.6.4 FORMA CANÔNICA OBSERVÁVEL PARA A FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA DO ESP	23
3.7 OBTENÇÃO DO SISTEMA AUMENTADO VIA REALIMENTAÇÃO DE SAÍDAS.....	24

3.8	CONCLUSÕES.....	29
<i>CAPÍTULO 4 OS ALGORITMOS GENÉTICOS</i>		30
4.1	INTRODUÇÃO.....	30
4.2	PRINCÍPIOS BÁSICOS DE FUNCIONAMENTO	31
4.3	CONCEITOS FUNDAMENTAIS.....	32
4.3.1	CODIFICAÇÃO.....	32
4.3.2	FUNÇÃO DE APTIDÃO	34
4.3.3	OPERADORES DE SELEÇÃO.....	35
4.3.4	OPERADORES DE CRUZAMENTOS.....	37
4.3.5	OPERADORES DE MUTAÇÃO.....	39
4.3.6	ESTRATÉGIAS DE REPOSIÇÃO DA POPULAÇÃO.....	40
4.3.7	GERAÇÃO DA POPULAÇÃO INICIAL E ESCOLHA DE SEU TAMANHO.....	41
4.3.8	CONVERGÊNCIA E CRITÉRIOS DE PARADA.....	42
4.3.9	NICHOS GENÉTICOS.....	43
4.4	PORQUE OS ALGORITMOS GENÉTICOS FUNCIONAM.....	44
4.5	ASPECTOS PRÁTICOS DOS ALGORITMOS GENÉTICOS.....	45
4.6	TIPOS DE ALGORITMOS GENÉTICOS USADOS	46
4.6.1	ALGORITMO GENÉTICO CONVENCIONAL (AGC).....	47
4.6.2	MICRO ALGORITMO GENÉTICO (μ AG).....	48
4.7	CONCLUSÕES.....	51
<i>CAPÍTULO 5 CÁLCULO DE AUTOVALORES APLICADOS A SISTEMAS DE POTÊNCIA</i>		52
5.1	INTRODUÇÃO.....	52
5.2	ANÁLISE DA ESTABILIDADE A PEQUENOS SINAIS VIA CÁLCULO DE AUTOVALORES	53
5.3	MÉTODOS ITERATIVOS PARA O CÁLCULO DE AUTOVALORES DOMINANTES	55
5.3.1	O MÉTODO DAS POTÊNCIAS.....	55
5.3.2	O MÉTODO DA ITERAÇÃO INVERSA	56
5.3.3	O MÉTODO DAS ITERAÇÕES SIMULTÂNEAS "LOPSIDED".....	57
5.3.4	TÉCNICAS PARA A MELHORIA DA EFICIÊNCIA E CONVERGÊNCIA.....	60
5.4	CONCLUSÕES.....	61
<i>CAPÍTULO 6 ESTRUTURA BÁSICA DA METODOLOGIA PROPOSTA</i>		62
6.1	INTRODUÇÃO.....	62
6.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	62

6.3	CODIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS ENVOLVIDOS	64
6.4	A FUNÇÃO DE APTIDÃO	65
6.5	ESTRUTURA DA METODOLOGIA E DOS PROGRAMAS DESENVOLVIDOS.....	67
6.6	A OTIMIZAÇÃO EM DUAS ETAPAS: A APLICAÇÃO DE DUAS TÉCNICAS CONSECUTIVAS DE ALGORITMOS GENÉTICOS	70
6.7	A PARALELIZAÇÃO DO ALGORITMO DESENVOLVIDO	71
6.8	CONCLUSÕES.....	72
	<i>CAPÍTULO 7 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA E ANÁLISE DOS RESULTADOS OBTIDOS</i>	<i>73</i>
7.1	INTRODUÇÃO.....	73
7.2	DESCRIÇÃO DOS SISTEMAS TESTES.....	73
7.2.1	SISTEMA WSCC.....	73
7.2.2	SISTEMA NEW ENGLAND.....	75
7.3	PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO A SEREM ANALISADOS	76
7.4	PARÂMETROS DA ROTINA "LOPSIDED" A SEREM ANALISADOS.....	77
7.5	CRITÉRIOS PARA A SELEÇÃO DOS CASOS SIMULADOS.....	78
7.6	SISTEMA WSCC - RESULTADOS DA IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL.....	79
7.6.1	ESP DERIVADO DO SINAL DE VELOCIDADE.....	79
7.6.2	ESP DERIVADO DO SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA	82
7.7	SISTEMA NEW ENGLAND - IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL E PARALELA	84
7.7.1	ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL - IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL.....	85
7.7.2	ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL	88
7.7.3	ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL-IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL	92
7.7.4	ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL	95
7.7.5	ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL-IMPLEMENTAÇÃO PARALELA	99
7.7.6	ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO PARALELA	102
7.8	AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS	104
7.8.1	INFLUÊNCIA DOS PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO.....	104
7.8.2	CÁLCULO DE TODOS OS AUTOVALORES X AUTOVALORES DOMINANTES.....	107
7.8.3	ESP DE SINAL DE VELOCIDADE X ESP DE SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA	108

7.8.4	IMPLEMENTAÇÃO SEQUENCIAL X IMPLEMENTAÇÃO PARALELA.....	110
7.9	CONCLUSÃO.....	111
<i>CAPÍTULO 8 CONCLUSÕES FINAIS E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS</i>		112
ANEXO 1	114
ANEXO 2	115
ANEXO 3	118
ANEXO 4	120
ANEXO 5	123
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	135

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Diagrama de Blocos do RAT	17
Figura 3.2 – Associação do ESP ao RAT	21
Figura 4.1 – Cromossomo Exemplo.....	33
Figura 4.2 – Cruzamento de Ponto Único	38
Figura 4.3 – Convergência Típica de um AG.....	42
Figura 4.4 – Fluxograma do Algoritmo Genético Convencional.....	48
Figura 4.5 – Fluxograma do Micro Algoritmo Genético	50
Figura 6.1 – Estrutura Básica da Metodologia Proposta.....	69
Figura 6.2 – Otimização em duas Etapas.....	71
Figura 6.3 – Simplificação da Paralelização do Algoritmo	72
Figura 7.1 – Diagrama Unifilar do Sistema WSCC	74
Figura 7.2 – Diagrama Unifilar do Sistema de New England	75
Figura 7.3 – Simulação via ANATEM da atuação do ESP derivado da Velocidade	81
Figura 7.4 – Simulação via ANATEM da atuação do ESP derivado da Potência Elétrica	84
Figura 7.5 – Simulação da atuação dos ESPs derivados da Velocidade/ espectro total	88
Figura 7.6 – Simulação da atuação dos ESPs derivados da Velocidade/ autovalores dominantes .	92
Figura 7.7 – Simulação da atuação dos ESPs derivados da Potência Elétrica/ espectro total	95
Figura 7.8 – Simulação da atuação dos ESPs derivados da Pot. Elétrica/ autovalores dominantes.	99
Figura 7.9 – Tempo de CPU x Número de Processadores/ ESP de Velocidade.....	101
Figura 7.10 – Tempo de CPU x Número de Processadores/ ESP de Potência Elétrica	103
Figura 7.11 – Convergência da População com Compartilhamento	105
Figura 7.12 – Convergência da População sem Compartilhamento	105
Figura 7.13 – Comparação de tempos de CPU	107
Figura 7.14 – Característica de fase, ESP de velocidade, máquina 35.....	110
Figura 7.15 – Característica de fase, ESP de potência elétrica, máquina 35	110

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1 – Valores Limites Iniciais dos Parâmetros Otimizados.....	64
Tabela 7.1 – Autovalores em Malha Aberta – Sistema WSCC.....	75
Tabela 7.2 – Autovalores em Malha Aberta – Sistema New England	76
Tabela 7.3 – 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos	79
Tabela 7.4 – Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 8\%$..	79
Tabela 7.5 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	80
Tabela 7.6 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	80
Tabela 7.7 – Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema WSCC	81
Tabela 7.8 – 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos	82
Tabela 7.9 – Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 4\%$..	82
Tabela 7.10 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	82
Tabela 7.11 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	82
Tabela 7.12 – Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema WSCC.....	83
Tabela 7.13 – 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos	85
Tabela 7.14 – Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 5\%$..	85
Tabela 7.15 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	85
Tabela 7.16 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	86
Tabela 7.17 – Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema New England	87
Tabela 7.18 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	89
Tabela 7.19 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	90
Tabela 7.20 – Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema New England	91
Tabela 7.21 – 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos	92
Tabela 7.22 – Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 5\%$..	92
Tabela 7.23 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	93
Tabela 7.24 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	93
Tabela 7.25 – Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema New England	94
Tabela 7.26 – 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional.....	96
Tabela 7.27 – Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima.....	96
Tabela 7.28 – Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema New England	98
Tabela 7.29 – Valores Limites dos Parâmetros Otimizados/ Impl. Paralela/ ESP velocidade	100
Tabela 7.30 – Etapa de Otimização: Alg. Genético Convenc./Impl. Paralela/ ESP velocidade	100
Tabela 7.31 – Valores Limites dos Parâmetros Otimizados/Impl. Paralela/ ESP pot. elétrica.....	102
Tabela 7.32 – Etapa de Otimização: Alg. Genético Convenc./Impl.Paralela/ ESP pot.elétrica	102

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 HISTÓRICO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A necessidade de controlar de forma mais eficiente e segura os sistemas elétricos de potência tem sido objeto de estudo constante em vários países, em especial naqueles com predominância de geração hidráulica ligada aos centros de consumo por longos troncos de transmissão, pois estes fatores degradam ainda mais a estabilidade do sistema. Devido a este motivo o desenvolvimento de ferramentas e métodos eficientes para o projeto de controladores é bastante incentivado nas empresas do setor elétrico, em centros de pesquisa e nas universidades de modo geral.

A estabilidade angular, definida em forma simples como a capacidade que o sistema possui para manter o sincronismo entre as diversas máquinas ligadas, envolve o estudo das oscilações eletromecânicas do sistema, sendo que os primeiros problemas de instabilidade detectados eram caracterizados pelo aumento monotônico do ângulo entre máquinas, devido à falta de torque sincronizante. Este problema era fortemente vinculado à incapacidade dos reguladores de tensão em responder rapidamente e com altos ganhos à reação da armadura dos geradores. Com o início do uso de reguladores automáticos de tensão estáticos e rápidos, baseados em pontes de tiristores, os torques desenvolvidos pelas máquinas foram alterados de forma a resolver o problema da falta de torque sincronizante. Porém este mesmo regulador automático de tensão rápido que fornece torque sincronizante, pode sob certas condições de operação, reduzir o já naturalmente pequeno torque de amortecimento do sistema, e em alguns casos até gerar amortecimentos negativos, criando então o problema da instabilidade angular por falta de torque de amortecimento, conforme já fora demonstrado anteriormente por DE MELLO e CONCORDIA [1] e ARCIDIACONO et al. [2].

Para resolver o problema da falta de torque de amortecimento, a alternativa de utilização de um sinal suplementar derivado da velocidade, frequência, potência elétrica ou potência acelerante tem se mostrado como a melhor opção até a presente data, aumentando o amortecimento positivo presente no sistema conforme demonstraram KLOPFENSTEIN [3] e LARSEN e SWANN [4]. Este sinal suplementar é fornecido pelo dispositivo de controle denominado Estabilizador de Sistema de

Potência(ESP), o qual é usado pela indústria desde a década de 70 em forma associada ao regulador automático de tensão dos geradores síncronos, de forma a modular o fluxo de entreferro da máquina, através da variação da referência de tensão do regulador, durante as oscilações eletromecânicas.

Desde a constatação do problema, vários métodos têm sido utilizados para o ajuste dos ESP, sendo que o trabalho precursor foi baseado em métodos freqüenciais de compensação de fase, utilizando como ponto de partida o caso da máquina-barras infinita apresentado por DE MELLO e CONCORDIA [1]. A maioria dos métodos de ajustes de ESPs que vieram a seguir eram baseados no domínio da freqüência, com ajustes seqüenciais de cada uma das máquinas, sendo necessária a aplicação recorrente das técnicas de ajuste via controle clássico considerando cada máquina operando contra uma barra infinita. Embora esta metodologia apresentasse resultados aceitáveis, a mesma tinha limitações por não permitir representar as interações dinâmicas entre as máquinas e entre as áreas de controle. Isto se deve ao fato de que o método utilizado não considera o sistema global, de forma a representar todas as interações entre as máquinas e obter um ajuste coordenado global para o sistema.

Com o advento da modelagem de espaço de estados e a teoria de controle ótimo, foram desenvolvidos métodos de ajustes que consideravam o sistema em forma global, permitindo então um ajuste coordenado simultâneo de todos os controladores presentes no sistema. Os primeiros trabalhos apresentados foram baseados na minimização de um índice de desempenho com ponderação dos desvios quadráticos dos estados e dos esforços de controle, como por exemplo em [5,6,7,8,9], onde foram propostos o regulador linear quadrático e o regulador linear gaussiano. Mais recentemente foram desenvolvidos trabalhos que permitiam também levar em consideração as restrições estruturais do processo, como a descentralização do controle e a realimentação apenas das variáveis de estado locais disponíveis e que a experiência prática demonstrou serem eficazes para o amortecimento das oscilações eletromecânicas. Surgiram então as técnicas de controle com restrições na estrutura, como por exemplo nos trabalhos de LEVINE e ATHANS [10] e AOKI [11]. Entre outros, DAVISON et al. [12] aplicaram essa técnica a sistemas de potência. Mais recentemente FREITAS et al. [13,14] também aplicaram esta técnica, já considerando o ajuste simultâneo de dispositivos FACTS. A vantagem destas técnicas sobre os métodos clássicos é a de permitir o ajuste simultâneo coordenado de todos os controladores, viabilizando assim uma análise global do sistema. Isto se deve principalmente ao fato de que este tipo de abordagem permite o tratamento de sistemas multivariáveis e portanto aplicáveis a sistemas multimáquinas.

Outros trabalhos utilizando a modelagem de estados também foram apresentados, porém baseados em técnicas complementares de cálculo de autovalores e análise da sensibilidade dos mesmos a variações paramétricas nos controladores presentes no sistema, como por exemplo nos trabalhos de SACCOMANO [15], ARCIDIACONO et al. [16], ABDALLA et al. [17], DOI e ABE [18], RAMSAY e LESANY [19] e OSTOJIČ [20].

Todos estes métodos de controle ótimo descentralizado com restrições estruturais e os métodos baseados em cálculo de autovalores ainda apresentavam certas restrições no que tange à robustez do controle, a qual no contexto deste trabalho é definida como a capacidade que os controladores do sistema possuem para fornecer um amortecimento adequado das oscilações eletromecânicas para uma diversidade de condições operativas. Esta diversidade de condições operativas inclui variações paramétricas inevitáveis em sistemas reais, como por exemplo a variação da carga e também da configuração do sistema elétrico de potência, que são incertezas que devem ser modeladas. Desta forma os ESPs devem assegurar um amortecimento mínimo para um conjunto de casos pré-selecionados e que reflitam estas incertezas.

Neste sentido foram publicados uma série de trabalhos que atendem o requisito de robustez dos controladores. Uma boa parte dos métodos orientados a robustez dos controladores foi baseada na utilização da equação modificada de Riccati, como por exemplo nos trabalhos de PETERSEN [21] e SCHIMITENDORF [22]. Nos trabalhos de BAZANELLA et al. [23] e de SILVA e BAZANELLA [24] também utilizou-se a equação modificada de Riccati, porém aumentada, para satisfazer os requisitos de robustez e coordenação, aplicada a um sistema multimáquinas através da realimentação de estados. Outra linha de pesquisa importante a destacar é a baseada na teoria de controle H_∞ como nos trabalhos propostos por TARANTO e CHOW [25] e CHEN e MALIK [26]. Mais recentemente também foram apresentadas propostas de ajustes de ESPs robustos via o método das Inequações Matriciais Lineares, conforme as pesquisas de SCAVONE [27] e AFFONSO [28].

Ultimamente, com a disponibilização no mercado de computadores cada vez mais potentes e mais rápidos, tornou-se viável o emprego de certos algoritmos que demandam uma extraordinária capacidade de realizações de operações matemáticas por unidade de tempo. Uma destas ferramentas que tem-se desenvolvido bastante nos últimos anos é o assim denominado Algoritmo Genético (AG), o qual é adequado para resolver problemas de otimização usando um processo similar ao da seleção natural em sistemas biológicos. Estes métodos são especialmente capazes de resolver problemas de otimização para os quais os métodos analíticos tornam-se ineficientes devido à existência de não-linearidades, descontinuidades ou ausência de formulação analítica adequada.

Neste sentido os algoritmos genéticos já foram empregados por vários pesquisadores para a síntese de estabilizadores de sistemas de potência. TARANTO e FALCÃO [29] em 1996 já utilizaram com êxito um algoritmo genético convencional para a síntese de estabilizadores de sistemas de potência robustos associados a Compensadores Estáticos de Reativos (SVC) e Compensadores Série Controlados a Tiristores (TCSC). Neste trabalho os autores utilizaram os ajustes correntes dos controladores, projetados através de métodos tradicionais, como um dos indivíduos da população inicial do Algoritmo Genético. FREITAS et al. [30] também empregaram com sucesso algoritmos genéticos para o projeto de ESPs robustos, com sinal derivado da velocidade, aplicados a sistemas multimáquinas, gerando a população inicial totalmente através de processos aleatórios. A função objetivo era baseada em autovalores de todo o espaço de estados, sendo que neste trabalho foi sugerido que o projeto dos ESPs fosse realizado somente com o cálculo dos autovalores dominantes em vez de analisar todo o espaço de estados. TARANTO et al. [31] e mais recentemente BOMFIM et al. [32] propuseram um interessante método híbrido, onde métodos analíticos e AG foram combinados para a obtenção de um ajuste coordenado e robusto de ESPs, com sinal derivado da velocidade, pertencentes a um sistema multimáquinas. Neste trabalho, os autores utilizaram outros métodos analíticos de otimização para determinar um ajuste ótimo dos controladores, sendo os ajustes obtidos colocados na população inicial do AG, o qual encarregou-se de fazer mais um processo consecutivo de otimização. Os ajustes obtidos com esta metodologia evidenciaram excelentes índices de desempenho, com alto grau de amortecimento das oscilações eletromecânicas. ABDEL-MAGID et al. [33] também sintetizaram com êxito ESPs robustos, com sinal derivado da velocidade, para a estabilização simultânea de sistemas multimáquinas via AG, com população inicial gerada aleatoriamente e função objetivo (aptidão) também baseada em autovalores dominantes.

Por outro lado sabe-se que os AGs são algoritmos que demandam muito tempo de processamento e que também as mais recentes tecnologias computacionais colocaram à disposição a computação paralela, visando diminuir sensivelmente os tempos de execução dos programas. Diversos trabalhos empregando computação paralela já foram publicados, sendo que o mais correlativo com o ajuste coordenado de ESPs robustos via algoritmo genético foi o trabalho realizado por CAMPAGNOLO et al. [34] na análise de estabilidade a pequenos sinais aplicados a sistemas multimáquinas, onde se distribuiu a carga do cálculo dos autovalores entre diversos processadores.

1.2 CONTRIBUIÇÃO DA PESQUISA E MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

Do histórico e revisão bibliográfica anterior pode ser observado que em sua grande maioria os trabalhos que empregam os algoritmos genéticos para o ajuste coordenado de estabilizadores de sistemas de potência que atendam os critérios de robustez usam como sinal de entrada do ESP a velocidade. Também foi constatado, que em sua maioria, os mesmos utilizaram funções objetivo (de aptidão) baseadas no cálculo de todos os autovalores do sistema, sendo que FREITAS et al. [30] fizeram a sugestão do uso de autovalores dominantes para futuros trabalhos. Da mesma forma, todos os trabalhos para ajuste coordenado de ESPs via algoritmos genéticos, somente empregaram algoritmos genéticos convencionais, com diferentes formas de atribuição da população inicial. Muito embora os trabalhos referidos sejam bastante abrangentes, sentiu-se a necessidade de uma análise mais profunda sobre a influência concreta de diversos parâmetros do algoritmo genético sobre os resultados finais obtidos, tais como tamanho da população, tipo de cruzamento, probabilidades de cruzamento e de mutação, reprodução elitista, etc. Finalmente, dado o imenso esforço computacional tipicamente exigido pelos algoritmos genéticos e cálculo de autovalores, seria interessante contar com a possibilidade de emprego do processamento paralelo, para diminuir o tempo computacional requerido.

Levando os fatos acima expostos em consideração, o objetivo deste trabalho é dar continuidade à pesquisa do emprego de algoritmos genéticos para o ajuste coordenado de estabilizadores de sistema de potência aplicados a sistemas multimáquinas de porte razoável, atendendo ao critério de robustez e propondo contribuições nos seguintes aspectos:

- Aplicação do método também para projetar ESPs com sinal derivado da potência elétrica, com comparação dos resultados obtidos com os ESPs com sinal derivado da velocidade.
- Utilização de funções aptidão baseadas em ambos os casos, cálculo somente dos autovalores dominantes e cálculo de todos os autovalores do sistema, com comparação de resultados e desempenho computacional.
- Aplicação de duas técnicas diferentes de algoritmos genéticos, em duas etapas sucessivas, sendo uma de pré-otimização e outra final que usa os resultados da primeira para gerar sua população inicial.
- Desenvolvimento e/ou adaptação de um programa computacional sequencial, para implantação do método, abrangendo o algoritmo genético, o cálculo da matriz de

estados e/ou jacobiano aumentado de malha fechada, o cálculo eficiente de autovalores e a função aptidão.

- Paralelização da ferramenta desenvolvida, visando reduzir ao máximo o tempo computacional requerido.
- Simulação de uma série de casos para analisar em detalhes a influência dos diversos parâmetros do algoritmo genético nos índices de desempenho finais obtidos.

Para o desenvolvimento das propostas acima expostas foram adotadas as seguintes premissas gerais :

- Estabilizador de Sistema de Potência é suposto de estrutura fixa, com dois pares de estágios de avanço-atraso de fase, um filtro do tipo “wash-out” e um ganho.
- Estabilizador é sintetizado supondo conhecido os seus pólos, situação que reflete a prática na indústria, obtendo-se portanto via algoritmo genético os ganhos e os zeros dos conjuntos de avanço-atraso de fase.
- A matriz de estados e/ou jacobiano de malha fechada é formada através da realimentação descentralizada das saídas de um sistema aumentado formado pelo sistema original e os estabilizadores em sua forma canônica observável, conforme já fora proposto por PEÑA [35].

1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho está estruturado da seguinte forma:

O capítulo II apresenta, do ponto de vista conceitual, uma introdução ao problema da estabilização das oscilações eletromecânicas através de controladores robustos, o qual se propõe resolver através da metodologia adotada. Os conceitos gerais sobre robustez de controladores aplicados a sistemas de potência, bem como alguns critérios que foram adotados para a definição da robustez dos estabilizadores para os sistemas teste, também são apresentados.

No capítulo III é apresentada a modelagem dos diversos equipamentos do sistema de potência considerados neste trabalho, incluindo os estabilizadores de sistema de potência e a

formação da matriz aumentada de malha fechada, combinando as representações no espaço de estados dos referidos estabilizadores e do sistema de potência.

No capítulo IV é apresentada uma revisão geral sobre a técnica dos algoritmos genéticos, abrangendo um breve histórico, seus princípios de funcionamento, conceitos gerais a respeito de cada um dos aspectos envolvidos no emprego desta técnica, tais como os operadores genéticos, codificação, critérios de convergência e os dois tipos de algoritmos genéticos empregados.

No capítulo V apresentam-se os conceitos gerais de metodologias de cálculo de autovalores aplicados especificamente a sistemas de potência, em especial para análise da estabilidade a pequenos sinais. Também incluem-se detalhes da formulação dos princípios utilizados para o cálculo iterativo de autovalores dominantes e métodos de aceleração da convergência.

O capítulo VI apresenta em forma detalhada a estrutura da metodologia proposta para o desenvolvimento do trabalho, incluindo a formulação detalhada do problema, as ferramentas utilizadas para o desenvolvimento, a formação das funções de aptidão, a estrutura do programa computacional desenvolvido, a forma de utilização dos dois tipos de algoritmos genéticos e a forma proposta para a paralelização da ferramenta inicialmente desenvolvida para processamento seqüencial.

O capítulo VII descreve pormenorizadamente todos os testes realizados para cada um dos casos simulados, apresentando e discutindo os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta para dois sistemas elétricos de potência, sendo um de 9 barras e 3 máquinas e outro de 39 barras e 10 máquinas. Descrevem-se também os testes realizados para a confirmação dos resultados obtidos. Uma comparação entre os resultados obtidos neste trabalho é apresentada e também avalia-se o potencial de futuras aplicações de processamento paralelo em trabalhos com algoritmo genético.

Finalmente, no capítulo VIII são apresentadas as conclusões finais do trabalho, bem como sugestões para futuros desenvolvimentos.

CAPÍTULO 2

O PROBLEMA DA ESTABILIZAÇÃO DE OSCILAÇÕES ELETROMECAÑICAS VIA CONTROLADORES ROBUSTOS

2.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo faz-se uma descrição conceitual sobre o problema da estabilização de oscilações eletromecânicas num sistema elétrico de potência, o qual se propõe resolver através da metodologia proposta no capítulo 6. Esta descrição é um breve detalhamento do fenômeno que já fora mencionado no item 1.1 do capítulo anterior e visa apresentar de forma sucinta o problema a ser resolvido. As causas para o surgimento das oscilações bem como a classificação dos modos de oscilação também são apresentadas. Como serão empregados estabilizadores de sistemas de potência robustos, os conceitos gerais de controle robusto aplicados ao projeto desses controladores dinâmicos também serão abordados, incluindo os critérios gerais adotados para o projeto de ESPs robustos, para os dois sistemas elétricos de potência analisados nesta dissertação.

2.2 SURGIMENTO DAS OSCILAÇÕES ELETROMECAÑICAS

A estabilidade de máquinas síncronas num sistema elétrico de potência deve ser separada em estabilidade a grandes perturbações e estabilidade a pequenos sinais. Dentro dos aspectos de estabilidade a pequenos sinais encontra-se a questão do amortecimento de oscilações eletromecânicas que surgem como consequência da ação de sistemas de excitação rápidos e com altos ganhos, tais como os modernos reguladores de tensão baseados em ponte de tiristores usados na atualidade. O surgimento dessas oscilações deve-se ao fato de que sob condições de carga pesada e sistema externo fraco ($X_{ext} > 0.5 \text{ pu}$), o torque de amortecimento resultante gerado pelo regulador de tensão pode ser negativo. As razões técnicas para este problema foram pela primeira vez demonstradas por DE MELLO e CONCORDIA [1], os quais usaram para isso um modelo linearizado do sistema, para o caso máquina–barra infinita, permitindo uma melhor compreensão dos fatores envolvidos.

Inicialmente, para neutralizar as causas do amortecimento negativo, foi proposta por DE MELLO e CONCORDIA [1] a redução transitória dos ganhos dos reguladores de tensão, mas isto mostrou-se inadequado pois reduzia o torque sincronizante das máquinas, justamente o aspecto que tinha sido resolvido com o uso de reguladores com altos ganhos. Neste sentido, até o presente momento, a melhor forma de aumentar o torque de amortecimento do sistema têm sido a utilização de um sinal suplementar no sistema de excitação das máquinas. Este sinal suplementar é fornecido pelo dispositivo conhecido como Estabilizador de Sistemas de Potência, e é normalmente obtido a partir da velocidade da máquina, potência elétrica ou potência acelerante. O ESP atua como um compensador de fase e modula a tensão de referência do sistema de excitação, sendo que ao modular a referência de tensão, também modula o fluxo de entreferro da máquina de forma a compensar os efeitos negativos causados pelo uso de altos ganhos nos reguladores de tensão.

2.3 MODOS DE OSCILAÇÃO ELETROMECAÑICOS

Segundo KUNDUR [36], em termos de estabilidade a pequenos sinais, os principais modos de oscilação eletromecânicos podem ser divididos em :

- *Modo Local* - Associados com unidades geradoras de uma central oscilando com relação ao resto do sistema de potência. O termo “local” advém do fato de que as oscilações estão localizadas em uma central ou pequena parte do sistema de potência. Este modo origina-se normalmente quando existe uma rede de transmissão fraca entre a usina e o centro de carga e geralmente apresenta frequências entre 0.8 a 1.8 Hz.
- *Modo Inter-Área* - Está associado com um grupo de máquinas de uma parte do sistema oscilando contra outro grupo de máquinas de outra parte do sistema. Geralmente estas oscilações são causadas por existirem dois ou mais grupos de geradores fortemente acoplados entre si no grupo mas interligados aos demais grupos de geradores através de uma interligação fraca. Estas oscilações estão situadas na faixa de 0.2 a 0.5 Hz.
- *Modo de Controle* - Está associado com a oscilação de uma unidade geradora causada por controladores pobremente ajustados.
- *Modo Torsional* - Está geralmente associado com o sistema de eixo de grupos turbo-geradores de alta velocidade. Esta instabilidade está associada com a interação entre este

sistema e os sistemas de excitação, reguladores de velocidade, linhas de transmissão com compensação série e outros controles.

Segundo FLEMING e SUN [37], ainda existe um outro modo de oscilação eletromecânica, denominado *Modo Intra-planta*. Este modo é associado às oscilações que ocorrem entre geradores de uma mesma usina e apresenta frequência típica na faixa de 1,5 a 2,5 Hz, porém os ESPs não devem responder a tais oscilações, devendo-se tomar outras medidas para evitá-las.

2.4 CONCEITOS BÁSICOS DE ROBUSTEZ

Sabe-se que qualquer sistema de potência está sujeito a variações constantes de carga, topologia da rede e configuração de unidades geradoras que atendem o sistema. Portanto os estabilizadores devem ser projetados de forma a atuarem satisfatoriamente sob diversas condições operativas.

A robustez no contexto desta dissertação é definida como a capacidade que os estabilizadores do sistema possuem para fornecer um amortecimento adequado das oscilações eletromecânicas para uma diversidade de condições operativas. Esta diversidade de condições operativas inclui variações paramétricas inevitáveis em sistemas reais, como por exemplo a variação da carga e também da configuração do sistema elétrico de potência, que são incertezas e devem ser consideradas na hora do projeto. Desta forma os ESPs devem assegurar um amortecimento mínimo para um conjunto de casos pré-selecionados (pontos de operação) que na medida do possível representem casos típicos extremos que refletem as incertezas presentes na operação do sistema elétrico. Desta forma o ESP deve garantir um desempenho mínimo do sistema sob diversas condições operativas. Se o conjunto de casos pré-selecionados (pontos de operação) for criteriosamente escolhido, de forma que os mesmos representem uma ampla gama de condições operativas, teremos um controlador realmente robusto em campo, mas se o conjunto de casos selecionados não representa adequadamente as diversas situações reais possíveis, não teremos um verdadeiro controlador robusto.

Outra forma de ver a robustez de um estabilizador de sistemas de potência é medindo sua capacidade de prover um amortecimento mínimo para as oscilações eletromecânicas na presença de variações de carga, de variações de topologia da rede e até de erros na modelagem empregada para os componentes do sistema, se os ESPs forem testados não somente através de simulações digitais mas também em tempo real no campo.

2.5 ESTABILIZAÇÃO ATRAVÉS DE CONTROLADORES ROBUSTOS

Conforme visto no item anterior, os ESPs devem assegurar um amortecimento mínimo do sistema de potência para diversas condições de operação. O problema a ser resolvido nesta dissertação é justamente o de encontrar ajustes dos parâmetros de todos os ESPs de um sistema de potência, de forma a maximizar o amortecimento mínimo fornecido pelos mesmos, para uma série de condições operativas (requisito de robustez). Ou seja, do ponto de vista conceitual temos então um problema de otimização a ser resolvido, onde as variáveis a serem ajustadas são os parâmetros de ajuste dos ESPs e a variável a ser maximizada é o amortecimento mínimo das oscilações eletromecânicas conferido pelos ESPs ao sistema de potência. A formulação deste problema será apresentada em forma mais detalhada no capítulo 6. Os meios a serem utilizados para a solução do problema de otimização apresentado, são os algoritmos genéticos, a computação paralela e o cálculo eficiente de autovalores.

2.6 CRITÉRIOS ADOTADOS PARA O PROJETO DOS CONTROLADORES ROBUSTOS VIA AG

Nesta dissertação foram adotados alguns critérios básicos para o projeto de controladores robustos, seja para o sistema de médio porte como para o sistema de grande porte. Os seguintes critérios foram considerados :

- Para o primeiro sistema (3 máquinas e 9 barras) foram analisados 5 pontos diferentes de operação, variando de carga leve a carga máxima do sistema, incluindo a simulação da retirada de uma das linhas de transmissão para casos de carga máxima;
- Para o segundo sistema (10 máquinas e 39 barras) foram analisados 10 pontos diferentes de operação, de carga baixa até carga máxima, incluindo a retirada de duas diferentes linhas de transmissão do sistema, em condições de carga alta e máxima;
- Foram também consideradas diferentes tensões terminais de alguns geradores do sistema, para pontos de operação diferentes;
- Para que um determinado conjunto de ajustes dos ESPs do sistema seja considerado robusto, o mesmo deve assegurar um amortecimento mínimo positivo para todos os

diferentes pontos de operação do sistema em estudo. O amortecimento mínimo não foi pré-fixado, pois o mesmo era uma variável a ser maximizada pelo algoritmo genético.

2.7 CONCLUSÕES

Neste capítulo foi apresentada uma descrição sucinta do problema a ser resolvido, bem como os meios a serem empregados para a solução. O conceito geral sobre a robustez de estabilizadores de sistemas de potência e quais características os mesmos devem satisfazer para que possam ser considerados conceitualmente robustos foram introduzidos. Também foram apresentados os critérios gerais usados nesta dissertação para o projeto de controladores robustos via algoritmos genéticos, para os dois sistemas teste analisados nesta dissertação.

CAPÍTULO 3

MODELAGEM DO SISTEMA DE POTÊNCIA

3.1 INTRODUÇÃO

De um modo geral podemos dizer que o modelo matemático de um sistema de potência deve estar de acordo com os objetivos do estudo que está sendo realizado, não podendo ser nem muito simplificado para evitar resultados incorretos, nem demasiadamente complexo de tal forma a comprometer o alcance dos resultados devido ao custo computacional. Para o caso de projeto de controladores tais como os estabilizadores de sistema de potência, métodos freqüenciais clássicos ainda têm sido utilizados com sucesso e o projeto de controladores via amortecimento mínimo desejado, usa tipicamente o modelo de estabilidade a pequenos sinais, obtido através da linearização das equações de estado do sistema de potência ao redor de um ponto de operação. Neste sentido salientamos que trabalhos anteriores similares ao objeto desta dissertação, mencionados no capítulo 1, adotaram basicamente o mesmo tipo de modelagem dos componentes do sistema de potência, com pequenas variações entre eles. Os resultados obtidos com a modelagem a ser apresentada neste capítulo podem ser considerados satisfatórios, já que os mesmos foram posteriormente validados através de simulações não-lineares, que foram realizadas para testar o desempenho do sistema com os ajustes dos parâmetros obtidos por esta metodologia.

Neste capítulo será apresentada a modelagem da máquina síncrona, do regulador automático de tensão, dos estabilizadores do sistema de potência, o acoplamento máquinas-rede elétrica, a obtenção das equações de estado do sistema, a incorporação dos sinais estabilizadores na matriz de estado e as hipóteses simplificadoras assumidas na modelagem.

3.2 HIPÓTESES SIMPLIFICADORAS

Para efeito da modelagem do sistema de potência, utilizada nesta dissertação, são adotadas as seguintes premissas simplificadoras:

- Os efeitos dos enrolamentos amortecedores são desprezados, considerando-se apenas os efeitos transitórios.

- Supõem-se condições balanceadas e ausência de saturação nas máquinas.
- As cargas são supostas do tipo potência constante e sem dinâmica associada.
- Ausência de limitadores nos Reguladores Automáticos de Tensão.
- Nos ESPs, foi desconsiderada a dinâmica introduzida pela constante de tempo do filtro "Wash-Out".
- Não foram considerados filtros torsionais nos ESPs.
- Ausência dos Reguladores de Velocidade.

Estas simplificações visam a economia de esforço computacional no cálculo do ajuste coordenado dos estabilizadores de sistemas de potência via algoritmo genético, sem prejudicar o resultado final, pois boa parte delas é de caráter conservador.

No entanto devemos salientar que nas simulações digitais não-lineares feitas com programas de análise de estabilidade transitória, foram considerados os limitadores, enrolamentos amortecedores e filtros "Wash-out", visando confirmar a validade dos resultados obtidos com a metodologia proposta.

3.3 MODELO DA MÁQUINA SÍNCRONA

Nesta dissertação, foram utilizados dois sistemas teste diferentes, um deles com máquinas hidráulicas e outro com máquinas térmicas. Por este motivo utilizaram-se dois modelos diferentes, um modelo de terceira ordem para as máquinas hidráulicas e um modelo de quarta ordem para as máquinas térmicas.

O modelo de terceira ordem, definido por ARRILLAGA [38] como o modelo 2, para máquinas síncronas de pólos salientes, considera os efeitos transitórios, mas desconsidera todos os enrolamentos amortecedores e/ou correntes no ferro e seus efeitos ($x'_q=x'_d$, $E'_d=0$). A equação diferencial do rotor para este modelo é dada por:

$$E'_q = \frac{1}{T'_{do}} [E_{fd} + (x_d - x'_d)I_d - E'_q] \quad (3.1)$$

Onde,

E'_q é a tensão interna transitória no eixo em quadratura;

T'_{do} é a constante de tempo transitória a vazio, eixo direto;

E_{fd} é a tensão de campo;

x_d é a reatância síncrona, eixo direto;

x'_d é a reatância transitória de eixo direto;

I_d é a corrente de eixo direto;

Além disso, tomando em consideração as equações básicas de oscilação eletromecânica, comuns a todos os modelos, temos:

$$\dot{w} = \frac{1}{2H} (P_{mec} - P_e - D(w - 1)) \quad (3.2)$$

$$\delta = w_0 (w - 1) \quad (3.3)$$

Sendo,

P_{mec} é a potência mecânica fornecida pela turbina, em pu;

P_e é a potência elétrica em pu;

w a velocidade angular do motor em pu;

$w_0 = 377$ rad/s, velocidade nominal do rotor;

δ é o ângulo do eixo do rotor, em radianos, em relação à referência;

D é a constante de amortecimento, em pu torque/pu velocidade;

H é a constante de inércia, em MW.s/MVA;

A potência elétrica para o entreferro é definida por:

$$P_e = E'_q I_q - (x'_q - x'_d) I_d I_q \quad (3.4)$$

A potência mecânica é considerada constante, pois despreza-se a atuação do regulador de velocidade nas simulações, dada sua pouca influência em dinâmicas rápidas. Esta hipótese simplificadora é conservativa, isto é, se nas simulações o sistema mostra-se estável, na prática, com a ação do regulador de velocidade a tendência é melhorar esta estabilidade. Desta forma o vetor de estados para o modelo 2 de máquina fica sendo:

$$x = \begin{bmatrix} E'_q \\ \delta \\ w \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

O modelo de quarta ordem, definido por ARRILLAGA [38] como o modelo 3, para máquinas síncronas de rotor liso, que representa os efeitos transitórios em ambos os eixos e representa as correntes de ferro do rotor por um enrolamento amortecedor no eixo q, usa as mesmas equações que o modelo anterior, além da seguinte equação de estado:

$$E'_d = \frac{1}{T'_{q0}} [-(x_q - x'_q)I_q - E'_d] \quad (3.6)$$

Onde,

E'_d é a tensão transitória interna no eixo direto;

T'_{q0} é a constante de tempo transitória a vazio, no eixo q, definida para correntes no rotor;

x_q é a reatância síncrona, eixo em quadratura;

x'_q é a reatância transitória, eixo em quadratura;

I_d é a corrente de eixo em quadratura;

Desta forma o vetor de estados para este modelo fica definido por :

$$x = \begin{bmatrix} E'_q \\ E'_d \\ \delta \\ w \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

3.4 MODELO DO REGULADOR AUTOMÁTICO DE TENSÃO

Foi adotado, em ambos os sistemas testes analisados, um modelo de primeira ordem para os sistemas de excitação, definidos para os sistemas modernos baseados em pontes de tiristores, os quais só possuem um ganho e uma constante de tempo. Do ponto de vista do propósito desta dissertação, a adoção deste modelo tem duas vantagens, sendo uma do ponto de vista computacional, dada a simplicidade do mesmo, e outra de submeter os sistemas testes a grandes ganhos com pequenas constantes de tempo, o que possivelmente ocasionará a aparição de modos instáveis, levando a necessidade de obter-se parâmetros adequados para os estabilizadores do sistema de potência. O diagrama de blocos deste sistema de excitação é mostrado a seguir:

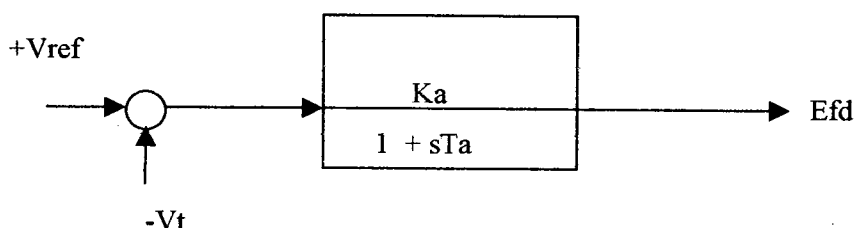


Figura 3.1 - Diagrama de Blocos do RAT

Desta forma a equação de estado para este modelo de sistema de excitação fica sendo:

$$\dot{E}_{fd} = \frac{Ka}{Ta}(V_{ref} - V_t) - \frac{E_{fd}}{Ta} \quad (3.8)$$

Onde,

E_{fd} é a tensão de campo da máquina síncrona;

Ka é o ganho do regulador de tensão;

Ta é a constante de tempo do regulador de tensão;

V_{ref} é a tensão de referência estabelecida para o regulador automático de tensão;

V_t é a tensão terminal da máquina síncrona;

Assim sendo, o vetor de estados incorporando o regulador de tensão para a máquina síncrona modelo 2 fica:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{E}'_q \\ \dot{E}'_d \\ \dot{\delta} \\ \dot{w} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

E o vetor de estados para a máquina síncrona do modelo 3, já incorporando o regulador automático de tensão, fica:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} \dot{E}'_q \\ \dot{E}'_d \\ \dot{E}'_{fd} \\ \dot{\delta} \\ \dot{w} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Em outras palavras, para cada máquina síncrona do tipo hidráulica (modelo 2) nesta dissertação, será introduzido um bloco de quatro variáveis de estado e, para cada máquina síncrona do tipo térmica (modelo 3), será introduzido um bloco de cinco variáveis de estado, que representam a dinâmica do sistema, sem o ESP.

3.5 MODELO DO SISTEMA MULTI-MÁQUINAS E DA REDE

A rede é representada através de uma matriz de admitância nodal na formulação de injeções de correntes, conforme a seguinte expressão:

$$\bar{I} = \bar{Y}\bar{V} \quad (3.11)$$

onde:

\bar{Y} é a matriz admitância nodal de barras;

\bar{I} é o vetor de injeção de corrente nas barras;

\bar{V} é o vetor das tensões nas barras.

A matriz de admitância nodal é complexa e pode ser decomposta nas componentes reais e imaginárias:

$$\bar{I}_M = \bar{Y}_M \bar{V}_M \quad (3.12)$$

Os vetores de correntes e tensões estão representados em (3.13). Nesta expressão nb é o número de barras do sistema e os subscritos r e m representam as partes reais e imaginárias das correntes e tensões complexas:

$$\begin{aligned} \bar{I}_M &= [I_{r1}, I_{m1}, \dots, I_{rnb}, I_{mnb}]^T \\ \bar{V}_M &= [V_{r1}, V_{m1}, \dots, V_{rnb}, V_{mnb}]^T \end{aligned} \quad (3.13)$$

Os componentes da matriz de admitância nodal da equação (3.11) são representados por uma matriz bloco conforme segue:

$$\begin{bmatrix} B_{ij} & G_{ij} \\ G_{ij} & -B_{ij} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Nesta dissertação considerou-se que as cargas são do tipo potência constante e as mesmas são representadas por injeções de correntes nas barras(nós), devendo ser incorporados ao vetor I_M da equação (3.12). Por outro lado as unidades geradoras também representam uma injeção de corrente que deve ser incorporada ao mesmo vetor I_M da equação (3.12). Para isto faz-se necessário acoplar as equações da máquina com as equações da rede. Porém, as equações da rede elétrica estão relacionadas a um sistema de referência complexo (real \Re e imaginário \Im) e as equações do estator estão referenciadas a um sistema de eixo direto d e em quadratura q , conforme estabelecido pela transformada de Park. Estes dois sistemas giram à velocidade síncrona, estando defasados de um ângulo δ que mede a posição do eixo q em relação ao eixo real. Desta forma é necessário transportar ambos os conjuntos de equações à mesma referência, usando para isso uma transformação de coordenadas.

Aplicando-se a transformação de Park à tensão complexa obtemos as tensões sobre os eixos direto e em quadratura, conforme mostra a equação a seguir:

$$\begin{bmatrix} V_d \\ V_q \end{bmatrix} = \mathbf{T} \begin{bmatrix} V_r \\ V_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\text{sen } \delta & \text{cos } \delta \\ \text{cos } \delta & \text{sen } \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_r \\ V_m \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Da mesma forma, a transformação de Park pode ser aplicada ao vetor de injeção de correntes, permitindo-nos expressar todas as grandezas usando as referências dos eixos direto e em quadratura.

Para exemplificar a dedução das demais expressões, as equações do estator, em termos de variáveis de Park, que relacionam a queda de tensão interna na máquina síncrona, com as tensões terminais, são apresentadas a seguir. Cabe salientar que estas expressões somente são válidas para o modelo 3 conforme definido por ARRILLAGA [38], para máquinas síncronas de rotor liso (típicamente máquinas térmicas), que considera somente os efeitos transitórios nos eixos d e q .

$$\begin{aligned} V_d &= E'_d - r I_d - x'_q I_q \\ V_q &= E'_q + x'_d I_d - r I_q \end{aligned} \quad (3.16)$$

Esta equação pode ser reescrita na forma matricial, expressando-se Vd e Vq nos eixos real e imaginário, conforme equação (3.15):

$$\begin{bmatrix} E'_d \\ E'_q \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -\sin \delta & \cos \delta \\ \cos \delta & \sin \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_r \\ V_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r & x'_q \\ -x'_d & r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Id \\ Iq \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Desta forma dispõe-se de um conjunto de equações diferenciais não-lineares, relativas ao rotor (3.2 e 3.3), regulador automático de tensão (3.8) e equações elétricas do rotor (3.1 e 3.6). Também dispõe-se de um conjunto de equações algébricas igualmente não lineares relativas ao circuito elétrico do estator (3.16) e às equações da rede de transmissão (3.12). Ou seja, a rede de transmissão acoplada às diversas máquinas síncronas, forma um conjunto de equações algébrico-diferenciais não lineares, que juntas permitirão a obtenção do Jacobiano do sistema, caso seja feita a linearização destas equações ao redor de um ponto de operação, como requer a metodologia de projeto de estabilizadores que usa tipicamente o modelo de estabilidade a pequenos sinais, conforme será visto no item 3.7.

3.6 MODELO DO ESTABILIZADOR DE SISTEMAS DE POTÊNCIA

3.6.1 CONCEITOS GERAIS

Os estabilizadores de sistemas de potência são dispositivos que modulam a tensão de referência do regulador automático de tensão, modulando por consequência o fluxo de entreferro das máquinas e alterando o torque de amortecimento, permitindo compensar os efeitos negativos introduzidos com o alto ganho e baixa constante de tempo dos Reguladores Automáticos de Tensão (RAT) modernos. A figura a seguir mostra a atuação de um ESP junto ao RAT.

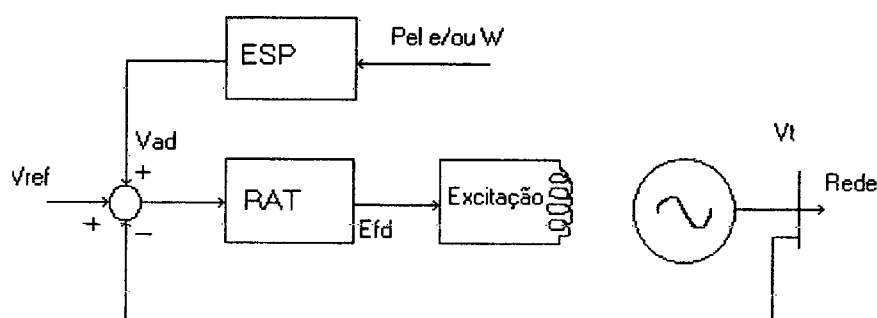


Figura 3.2 - Associação do ESP ao RAT

Nesta dissertação adotou-se um ESP com estrutura convencional, amplamente utilizada tanto na literatura como na indústria de energia elétrica. A forma convencional em que este dispositivo se apresenta consiste de 4 elementos: um ganho, dois estágios de avanço-atraso de fase e um filtro do tipo “Wash-Out”. Os estágios de avanço-atraso de fase servem para compensar o atraso de fase existente caso se use um sinal derivado da velocidade ou o adiantamento de fase caso seja usado um sinal derivado da potência elétrica. O filtro do tipo “Wash-Out” serve para eliminar a ação do ESP quando o sistema já está em regime permanente. Filtros de modos torsionais foram omitidos. A função de transferência do ESP é mostrada a seguir:

$$G(s)_{ESP} = \frac{Yc(s)}{Xc(s)} = Kc \frac{(1 + sT1) (1 + sT3) sTw}{(1 + sT2) (1 + sT4) (1 + sTw)} \quad (3.18)$$

Adicionalmente, os ESPs podem ou não conter blocos limitadores do sinal de saída, que têm a função de limitar a influência do mesmo, na modulação do sinal de referência de tensão imposta ao regulador automático de tensão das unidades geradoras.

De acordo com as hipóteses simplificadoras, o termo referente ao filtro “Wash-Out” e os blocos limitadores não são considerados na metodologia proposta para o ajuste coordenado dos ESPs via Algoritmos Genéticos. Normalmente a constante de tempo T_w destes filtros está situada na faixa de 3.0 a 10.0 segundos, possuindo portanto relativamente pouca influência no ajuste final do par de estágios de avanço-atraso de fase.

3.6.2 ESTABILIZADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA DERIVADOS DA VELOCIDADE

A função de transferência típica do sistema de potência, incluindo o gerador, o sistema de excitação e o sistema de potência, apresenta um comportamento de atraso de fase nas faixas de frequência de interesse. Portanto o ESP deve compensar esta característica de forma a gerar uma componente de torque em fase com a velocidade para aumentar o torque de amortecimento

Para sinais de estabilização derivados da velocidade, normalmente emprega-se na indústria os dois estágios de avanço-atraso de fase, apresentando uma característica de avanço de fase nas faixas de frequência de interesse, isto é, $T1$ e $T3$ maiores que $T2$ e $T4$. Tipicamente o valor usado pela indústria para a constante de tempo dos pólos do estágios de avanço-atraso de fase é de 0.15 s, sendo este o valor que foi utilizado nesta dissertação.

3.6.3 ESTABILIZADORES DE SISTEMAS DE POTÊNCIA DERIVADOS DA POTÊNCIA ELÉTRICA

Ao linearizar-se a equação (3.2) referente à oscilação do rotor e desprezando D temos:

$$2Hs\Delta\omega = \Delta P_m - \Delta P_e \quad (3.19)$$

Se a potência mecânica for considerada constante na equação acima, o que pode ser assumido se considerarmos a lentidão relativa dos reguladores de velocidade, temos no domínio do tempo que :

$$M \frac{d\Delta\omega}{dt} = -\Delta P_e \quad (3.20)$$

Observamos que o sinal de potência elétrica, se compensado o sinal negativo, está adiantado em relação a velocidade, compensando já naturalmente o atraso de fase do sistema de

potência. O que ocorre na prática é que a potência elétrica usada como sinal de alimentação do ESP, até sobrecompensa o atraso de fase introduzido pelo sistema, sendo necessário então até introduzir um pequeno atraso no sinal de forma a produzir uma componente de torque em fase com a velocidade. A indústria de energia elétrica geralmente utiliza só um estágio de avanço-atraso de fase, com o valor da constante de tempo do pólo fixado em 0.28 s, sendo esse o valor adotado nesta dissertação.

3.6.4 FORMA CANÔNICA OBSERVÁVEL PARA A FUNÇÃO DE TRANSFERÊNCIA DO ESP

Para os objetivos da presente dissertação, a forma canônica observável (FCO) da função de transferência do ESP será de grande utilidade para a síntese do controlador. É necessário salientar que na prática, na indústria de energia elétrica, conhecem-se os valores das constantes de tempo dos pólos do ESP, T2 e T4. A escolha da FCO na verdade é consequência deste fato e do fato de que nesta forma é possível trabalhar somente com a realimentação das saídas do sistema, em vez de realimentação de estados, que seria necessária caso fosse adotada a forma canônica controlável, segundo determinado por PEÑA [35]. Isto viabilizará a obtenção de uma matriz aumentada de malha fechada em função somente dos valores de T1, T3 e Kc, conforme será visto no item 3.7.

Segundo PEÑA [35], o ESP pode ser representado por meio das equações de espaço de estados na FCO, de acordo ao seguinte:

$$\begin{aligned} \dot{x}_c &= A_c x_c + B_c u_c \\ y_c &= C_c x_c + D_c u_c \end{aligned} \quad (3.21)$$

Onde,

$$\begin{aligned}
 A_c &= \begin{bmatrix} 0 & -\alpha_0 \\ 1 & -\alpha_1 \end{bmatrix} \\
 B_c &= \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} \\
 C_c &= [0 \quad 1] \\
 D_c &= [d]
 \end{aligned} \tag{3.22}$$

Sendo os parâmetros calculados pelas seguintes expressões:

$$\begin{aligned}
 \alpha_1 &= \frac{T_2 + T_4}{T_2 T_4} \\
 \alpha_0 &= \frac{1}{T_2 T_4} \\
 d &= \frac{K_c \cdot T_1 T_3}{T_2 T_4} \\
 \beta_1 &= d \left(\frac{T_1 + T_3}{T_1 T_3} - \alpha_1 \right) \\
 \beta_0 &= d \left(\frac{1}{T_1 T_3} - \alpha_0 \right)
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

3.7 OBTENÇÃO DO SISTEMA AUMENTADO VIA REALIMENTAÇÃO DE SAÍDAS

Conforme visto no item 3.5, o sistema de potência pode ser descrito por um conjunto de equações diferenciais não lineares, relativas às oscilações eletromecânicas do rotor (3.2 e 3.3), regulador automático de tensão (3.8) e equações elétricas do rotor (3.10 e 3.6), e por um outro conjunto de equações algébricas igualmente não lineares relativas ao circuito elétrico do estator (3.16) e às equações da rede de transmissão (3.12). Se agruparmos as equações referenciadas sob a forma de equações de estado com as equações algébricas temos:

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= f(x, z, u) \\
 0 &= g(x, z, u) \\
 y &= h(x, z, u)
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

onde:

f é uma função vetorial que define as equações diferenciais;

g é uma função vetorial que define as equações algébricas;

h é uma função vetorial que define a saída do sistema;

x é o vetor das variáveis de estado, definido por (3.9) para a máquina modelo 2 ou por (3.10) para a máquina modelo 3. Note-se que \dot{x} , representa a derivada primeira com relação à variável independente t ;

z é o vetor de variáveis das equações algébricas, definidos pelas equações (3.12) e (3.16);

u é o vetor de entradas;

y é o vetor de saídas, que representa variáveis medidas, como por exemplo tensões de barras, velocidade, etc...

Como a metodologia adotada nesta tese está baseada em métodos de análise de estabilidade a pequenos sinais, deve-se linearizar as equações acima ao redor de um ponto de equilíbrio (x_0, z_0, u_0, y_0) . Ao redor deste ponto de equilíbrio podemos definir as variáveis como sendo $(x_f = x_0 + \Delta x, z_f = z_0 + \Delta z, u_f = u_0 + \Delta u$ e $y_f = y_0 + \Delta y)$, onde $\Delta x, \Delta z, \Delta u$ e Δy são pequenas variações ao redor do ponto de equilíbrio. Desta forma o sistema linearizado pode ser expresso como:

$$\begin{aligned}\Delta \dot{x} &= J_1 \Delta x + J_2 \Delta z + J_3 \Delta u \\ 0 &= J_4 \Delta x + J_5 \Delta z + J_6 \Delta u \\ \Delta y &= J_7 \Delta x + J_8 \Delta z + J_9 \Delta u\end{aligned}\quad (3.25)$$

onde J_1 a J_9 são as derivadas parciais das funções vetoriais em relação às mesmas e avaliadas no ponto de equilíbrio (x_0, z_0, u_0, y_0) . Cabe salientar que as equações lineares são válidas somente para pequenos desvios ao redor do ponto de equilíbrio.

Caso se deseje eliminar as variáveis algébricas e assumindo que as derivadas parciais são diferentes de zero, podemos isolar Δz na segunda equação e substituir nas demais, obtendo:

$$\begin{aligned}\Delta \dot{x} &= (J_1 - J_2 J_5^{-1} J_4) \Delta x + (J_3 - J_2 J_5^{-1} J_6) \Delta u \\ \Delta y &= (J_7 - J_8 J_5^{-1} J_4) \Delta x + (J_9 - J_8 J_5^{-1} J_6) \Delta u\end{aligned}\quad (3.26)$$

Definindo

$$\begin{aligned}
 A &= (J_1 - J_2 J_5^{-1} J_4) \\
 B &= (J_3 - J_2 J_5^{-1} J_6) \\
 C &= (J_7 - J_8 J_5^{-1} J_4) \\
 D &= (J_9 - J_8 J_5^{-1} J_6)
 \end{aligned}
 \tag{3.27}$$

e omitindo por conveniência o símbolo Δ , o sistema linearizado assume a forma das já conhecidas equações de estado, para o sistema em malha aberta, incluindo os geradores, reguladores de tensão e rede elétrica, mas excluindo os ESPs. Assim podemos reescrever as equações do sistema de potência em malha aberta como:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\
 y(t) &= Cx(t) + Du(t)
 \end{aligned}
 \tag{3.28}$$

onde A é a matriz de estados do sistema em malha aberta e linearizado ao redor de um ponto de operação (x_0, z_0, u_0, y_0) , B é a matriz de entradas, C é a matriz de saídas e D a matriz de alimentação direta.

Por outro lado reescrevemos aqui por conveniência as equações no espaço de estado dos estabilizadores de sistema de potência:

$$\begin{aligned}
 \dot{x}_c &= A_c x_c + B_c u_c \\
 y_c &= C_c x_c + D_c u_c
 \end{aligned}
 \tag{3.29}$$

Se combinarmos as equações no espaço de estados do sistema de potência, dadas por (3.28), com as equações no espaço de estados dos estabilizadores de sistemas de potência, em sua forma canônica observável, dado por (3.29), de tal forma a que a saída y do sistema de potência seja a entrada u_c dos controladores e por outro lado, a saída y_c dos controladores seja a entrada u do sistema, teremos em malha fechada:

$$\begin{aligned}
 u_c &= y \\
 u &= y_c
 \end{aligned}
 \tag{3.30}$$

Recordemos que este é exatamente o caso que ocorre na prática onde a velocidade das máquinas ou suas potências elétricas são as entradas dos ESPs e a saídas destes são levadas ao somador de entrada da referência de tensão nos reguladores de tensão. Substituindo u por y_c nas equações

(3.28), omitindo a variável independente t e assumindo que a matriz de transmissão direta num sistema de potência é zero, teremos:

$$\begin{aligned}x &= Ax + By_c \\ y &= Cx\end{aligned}\tag{3.31}$$

porém nesta equação podemos substituir a expressão para y_c , dada pela equação (3.21), obtendo:

$$x = Ax + B(C_c x_c + D_c u_c)\tag{3.32}$$

mas de (3.30) sabe-se que $u_c = y$, cujo valor também é substituído pela correspondente expressão em (3.28), de forma que:

$$x = Ax + BC_c x_c + BD_c Cx\tag{3.33}$$

Por outro lado se substituirmos $u_c = y$ nas equações de estado do ESP na FCO, obteremos:

$$\begin{aligned}x_c &= A_c x_c + B_c y \\ \text{ou}\end{aligned}\tag{3.34}$$

$$x_c = A_c x_c + B_c Cx$$

Se combinamos as equações (3.33) e (3.34), referentes às variáveis de estado do sistema de potência e dos estabilizadores, obtemos as equações do sistema aumentado em malha fechada

$$\begin{aligned}x &= Ax + BC_c x_c + BD_c Cx \\ x_c &= A_c x_c + B_c Cx\end{aligned}\tag{3.35}$$

Reagrupando os termos comuns e reordenando segundo os vetores de estado do sistema e dos estabilizadores:

$$\begin{aligned}x &= (A + BD_c C)x + BC_c x_c \\ x_c &= B_c Cx + A_c x_c\end{aligned}\tag{3.36}$$

Ou sob a forma matricial

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{x}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A + BD_c C & BC_c \\ B_c C & A_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ x_c \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

que é a matriz de estados do sistema aumentado em malha fechada (A_a), baseada na qual se pode inferir acerca da estabilidade dinâmica do sistema ao redor de um ponto de equilíbrio (x_0, z_0, u_0, y_0) através do cálculo de autovalores. Cabe salientar no entanto que esta matriz de estados A_a é definida por bloco de variáveis de estados, conforme mostrado a seguir:

$$\left[\begin{array}{ccc|ccc} A_{11} + B_{11}D_{c1}C_{11} & A_{12} + B_{11}D_{c1}C_{12} & A_{1n} + B_{11}D_{c1}C_{1n} & B_1C_{c1} & 0 & 0 \\ A_{21} + B_{22}D_{c2}C_{21} & A_{22} + B_{22}D_{c2}C_{22} & A_{2n} + B_{22}D_{c2}C_{2n} & 0 & B_2C_{c2} & 0 \\ A_{n1} + B_{nn}D_{cn}C_{n1} & A_{n2} + B_{nn}D_{cn}C_{n2} & A_{nn} + B_{nn}D_{cn}C_{nn} & 0 & 0 & B_nC_{cn} \\ \hline B_{c1}C_{11} & B_{c1}C_{12} & B_{c1}C_{1n} & A_{c1} & 0 & 0 \\ B_{c2}C_{21} & B_{c2}C_{22} & B_{c2}C_{2n} & 0 & A_{c2} & 0 \\ B_{cn}C_{n1} & B_{cn}C_{n2} & B_{cn}C_{nn} & 0 & 0 & A_{cn} \end{array} \right] \quad (3.38)$$

onde o vetor de estados é definido como segue

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \\ \vdots \\ x_{c1} \\ \vdots \\ x_{c2} \\ \vdots \\ x_{cn} \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

que é composto por dois grupos de sub-vetores: x_i que corresponde às variáveis de estado dos geradores mais regulador de tensão, conforme definido em (3.9) (modelo de máquina tipo 2) ou (3.10) (modelo de máquina tipo 3) e x_{ci} que corresponde às variáveis de estado introduzidas pelos estabilizadores de sistemas de potência e que sempre será de ordem 2, conforme visto no item 3.6, sendo equivalente a

$$\begin{bmatrix} V_{aux} \\ V_{pss} \end{bmatrix} \quad (3.40)$$

As dimensões das matrizes para cada bloco de máquina são como seguem :

$A_{ij} \rightarrow n \times n$, sendo n o número de variáveis de estado por máquina

$B_{ij} \rightarrow n \times 1$

$C_{ij} \rightarrow 1 \times n$

$A_{ci} \rightarrow 2 \times 2$

$B_{ci} \rightarrow 2 \times 1$

$C_{ci} \rightarrow 1 \times 2$

$D_{ci} \rightarrow 1 \times 1$

E os produtos:

$B_{ij} \times D_{ci} \times C_{ij} \rightarrow n \times n$

$B_{ij} \times C_{ci} \rightarrow n \times 2$

$B_{ci} \times C_{ci} \rightarrow 2 \times n$

Portanto a dimensão da matriz aumentada de malha fechada A_a é igual a $(n.ng + 2.ng) \times (n.ng + 2.ng)$, ou seja, ela aumenta em $2.ng \times 2.ng$, sendo ng o número de máquinas com ESP, assumindo-se no exemplo que todas as máquinas possuem estabilizadores.

No caso de sinais estabilizadores derivados da velocidade os blocos B_{ij} são nulos, para $i \neq j$, assim como os blocos C_{ij} , também para $i \neq j$. No caso de sinais estabilizadores derivados da potência elétrica, somente os blocos C_{ij} , para $i \neq j$, são nulos.

3.8 CONCLUSÕES

Neste capítulo foram apresentadas a modelagem do sistema de potência, as premissas assumidas para a modelagem, a representação de máquinas, reguladores automáticos de tensão e rede, bem como a representação dos estabilizadores de sistemas de potência. Destaca-se também a utilização da formulação da matriz aumentada de malha fechada, através da combinação das representações no espaço de estados do sistema de potência em malha aberta com a representação também no espaço de estados dos estabilizadores na FCO. A partir da avaliação dos autovalores desta matriz aumentada é que está baseada a função de aptidão do algoritmo genético que ajusta de forma ótima os parâmetros dos ESPs.

CAPÍTULO 4

OS ALGORITMOS GENÉTICOS

4.1 INTRODUÇÃO

Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos adaptativos que podem ser usados para resolver problemas de busca global e problemas de otimização. Eles estão baseados nos processos genéticos dos organismos biológicos. Através das gerações no tempo, populações evoluíam de acordo com o princípio da seleção natural e da sobrevivência do indivíduo mais apto, de acordo com Charles Darwin, em seu livro *A Origem das Espécies*. Ao imitar este processo os algoritmos genéticos são capazes de fazerem evoluir soluções para problemas da vida real, caso tenham sido devidamente codificados.

Os princípios básicos dos AGs foram pela primeira vez rigorosamente estabelecidos por Holland e podem ser encontrados em inúmeros textos, como por exemplo o livro de GOLDBERG [39]. Muito embora alguns trabalhos pioneiros já existissem na década de 50, somente após os trabalhos publicados por Holland é que a comunidade científica demonstrou maior interesse nesta técnica. Desde então a comunidade científica internacional tem feito esforços no sentido de divulgar, investigar e aplicar o potencial oferecido pelos AGs na solução de problemas de otimização e de busca.

Esta técnica na realidade é uma das várias que compõem a área denominada Algoritmos Evolucionários, que por sua vez são uma ramificação importante da Inteligência Artificial, a qual abrange ainda áreas tais como a de Redes Neurais, Lógica Nebulosa e Sistemas Especialistas. O conjunto de ramificações que compreende a Inteligência Artificial é também comumente referida como Computação Branda ou ainda Inteligência Computacional. Entre os diversos tipos de Algoritmos Evolucionários, além dos AGs – considerado pela maioria dos pesquisadores como o mais importante de todos – também podemos destacar a Programação Evolucionária, Programação Genética, Sistemas Classificadores e as Estratégias de Evolução. Maiores detalhes sobre a aplicação da computação evolucionária a sistemas de potência podem ser encontrados no trabalho publicado por MIRANDA et al. [40], destacando-se no entanto que os AGs superam amplamente as demais técnicas em número de aplicações.

4.2 PRINCÍPIOS BÁSICOS DE FUNCIONAMENTO

Na natureza, indivíduos de uma população competem entre si por recursos como água, comida e abrigo. Também, membros da mesma espécie freqüentemente competem para atrair um parceiro. Aqueles indivíduos que têm mais êxito na sobrevivência e no acasalamento terão relativamente maior número de descendentes. Indivíduos fracos produzirão relativamente poucos ou até nenhum descendente. Isto significa que os genes dos indivíduos mais aptos se propagarão a um número crescente de indivíduos, à medida que se sucedem as gerações. A combinação de boas características de diferentes ancestrais pode às vezes produzir descendentes super fortes, cuja aptidão é maior que de qualquer de seus pais. É desta forma que as espécies evoluem para indivíduos cada vez mais aptos para sobreviver em seu ambiente.

Os AGs empregam um princípio análogo a este comportamento natural. Eles trabalham com uma população de indivíduos, cada qual representando uma possível solução para um determinado problema. A cada indivíduo é atribuída um valor numérico de aptidão em função de quão bom ele realmente seja para a solução do problema. Aos indivíduos de maior aptidão é atribuída uma maior oportunidade de cruzamento com outros indivíduos na população. Isto produzirá novos indivíduos, que compartilham algumas das características herdadas de seus pais. Os indivíduos menos aptos terão menor probabilidade de serem selecionados para a reprodução e seus genes acabarão desaparecendo da população à medida que se sucedem as gerações.

Uma nova população então surge a partir da geração atual. Esta nova geração possui uma proporção mais alta das características possuídas pelos indivíduos mais aptos da geração anterior. Desta forma após muitas gerações, os bons genes estão espalhados através da população, sendo misturados e intercambiados com outros genes com boas características à medida que se sucedem as gerações. Através do favorecimento do acasalamento dos indivíduos mais aptos, as áreas mais promissoras no espaço de busca são exploradas. Quando o AG tiver sido bem projetado e ajustado ele certamente convergirá para a solução ótima do problema.

A força dos AGs reside no fato de que a técnica é robusta e pode resolver uma ampla gama de problemas, incluindo aqueles de difícil solução pelos tradicionais métodos analíticos. Apesar de que os AGs não asseguram convergência para o ótimo global do problema, a probabilidade de encontrar-se o mesmo é grande já que eles baseiam sua busca num conjunto amplo de pontos ao mesmo tempo e são baseados em regras de transição probabilísticas. Métodos convencionais de otimização são tradicionalmente baseados no método do gradiente, que quando aplicado a funções

multimodais pode levar a resultados que representem ótimos locais. Os AGs também toleram muito bem funções descontínuas e não-linearidades. Mesmo que não converjam para ótimos globais os AGs são geralmente eficientes em encontrar ótimos locais com bastante rapidez e com resultados geralmente aceitáveis.

Resumindo, podemos descrever o funcionamento dos AGs da seguintes forma: Gera-se uma população inicial, usualmente por meios aleatórios, composta por um determinado número de indivíduos. Cada indivíduo é representado por um cromossomo que possui suas características genéticas. Através de uma função objetivo, valores de aptidão são calculados e associados aos indivíduos. Os mais aptos têm maiores probabilidades de reprodução e portanto maior probabilidade de continuar existindo, transmitindo suas características às gerações futuras. Desta forma o AG, à medida que se sucedam as gerações, trabalhará no sentido de aumentar a aptidão média da população e no sentido de criar novos indivíduos que possuam as melhores características de seus ancestrais e que portanto apareçam com o decorrer do tempo indivíduos superaptos.

4.3 CONCEITOS FUNDAMENTAIS

4.3.1 CODIFICAÇÃO

A codificação dos parâmetros envolvidos na solução do problema é o primeiro passo em direção a implantação dos AGs. Antes de executar qualquer programa de AG, uma codificação (ou representação) adequada para o problema deve ser analisada. Para isso considera-se que uma solução potencial para o problema pode ser representada como um conjunto de parâmetros. Estes parâmetros, conhecidos por genes, são justapostos para formar uma cadeia de dígitos, geralmente referidos pelo nome de cromossomo. A maioria dos pesquisadores ainda acredita, que o ideal é utilizar uma codificação binária para essa cadeia de dígitos, muito embora salienta-se que esta não é a única maneira de fazê-lo. Uma das grandes vantagens da codificação binária é que as etapas de cruzamento e mutação tornam-se bastante simples. Tomando como exemplo uma função de 3 variáveis que deve ser maximizada, $F(x,y,z)$, poderíamos representar cada variável por um número binário de 9 bits, devidamente escalonado, ou seja, o número binário deve poder representar exatamente a faixa de variação do parâmetro em questão. Desta forma nosso parâmetro possuiria 3 genes e consistiria de 27 dígitos binários, conforma mostra a figura.

Função Objetivo: $\max F(x, y, z)$

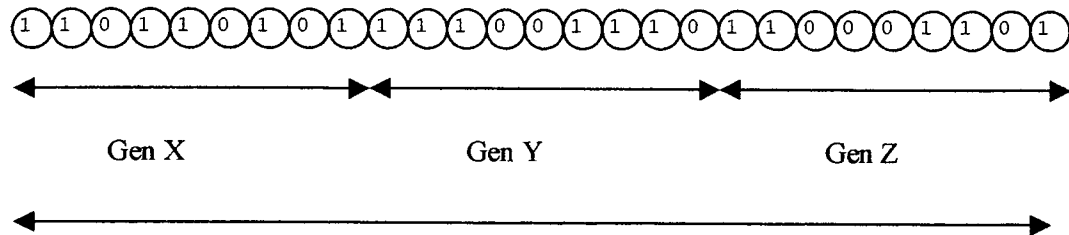


Figura 4.1 - Cromossomo Exemplo

Supondo a nossa função objetivo com três variáveis (parâmetros), cujos limites mínimos e máximos estejam entre $[0-1]_{10}$, e tomando como base o cromossomo exemplo processado por um algoritmo genético, os valores das variáveis seriam:

$$X = X_{\min} + \frac{(X_{\max} - X_{\min})}{2^b - 1} [gene]_{10} \quad (4.1)$$

Onde:

$[...]_{10}$ é a representação na base decimal do gene;

b é o número de bits total que formam o gen, no nosso caso 9 bits;

X_{\min} e X_{\max} são os valores mínimos e máximos da variável (parâmetro) X em questão, sendo 0 e 1 respectivamente.

No exemplo anterior,

$$X = 0 + \frac{(1-0)}{2^9 - 1} [110110101]_{10} \quad (4.2)$$

$X = 0,855$

Da mesma forma $Y = 0,904$ e $Z = 0,776$. Portanto o cromossomo anterior estaria representando na realidade uma possível solução para o problema, composta pelo vetor

$$S^T = [0,855 \ 0,904 \ 0,776]$$

A escolha dos valores máximos e mínimos das variáveis depende de cada problema, mas é importante notar que ao definir-se estes valores também se está definindo o espaço de busca que será explorado pelo AG. O número de bits b define a resolução da busca, porém aqui há um ponto importante a notar, o tamanho total do cromossomo é igual à quantidade de genes multiplicada pelo número de bits b , no nosso caso, $3 \times 9 = 27$ bits. Isto significa que o número total de combinações totais passíveis de serem exploradas pelo AG é de $2^{27} = 134.217.728$. Se a resolução b escolhida fosse de 8, teríamos $2^{24} = 16.777.216$, o qual é um número consideravelmente menor. Este é um dilema importante a ser resolvido no projeto de um AG, pois quanto maior a resolução requerida no resultado final, mais tempo de CPU será necessário, já que o número total de combinações cresce exponencialmente.

Esta forma de codificação do cromossomo é conhecida como codificação paramétrica de parâmetros concatenados, é tradicional e de fácil implementação, fornecendo bons resultados. Este tipo de codificação foi utilizado no AG empregado nesta dissertação. No entanto este não é o único método disponível, podendo-se consultar os trabalhos de ANTONISSE [41], onde é proposta a utilização de alfabetos de mais alta cardinalidade para a codificação de parâmetros, ou seja, uma representação não binária das variáveis.

4.3.2 FUNÇÃO DE APTIDÃO

Conforme fora visto no item 4.2 o AG usa uma direta analogia com o comportamento natural de uma população de indivíduos. Desta forma, a cada indivíduo deve ser atribuído um valor de aptidão, segundo seu grau de atendimento aos requisitos da função objetivo. Para isso deve ser elaborada e/ou adotada uma função objetivo para cada problema, que avalie com boa precisão a aptidão de cada indivíduo. Dado um determinado cromossomo, este deve ser reconvertido à base decimal para obtenção dos correspondentes valores das variáveis, e os valores obtidos são usados na função aptidão para obter-se um único valor que representa a figura de mérito, que deve ser proporcional à qualidade do indivíduo que aquele cromossomo representa. Para a maioria dos problemas, em particular para os problemas de otimização, resulta óbvio que a função de aptidão deve medir o próprio valor da função a ser otimizada. Mas este nem sempre é o caso, por exemplo quando se trata de uma otimização combinatória, onde vários índices de desempenho devem ser considerados ao mesmo tempo em forma combinada e/ou ponderada. Outro caso exemplo é quando se trata de ajustes de Estabilizadores de Sistemas de Potência, onde não existe uma função objetivo imediata e deve-se calcular primeiro os autovalores e em função dos mesmos calcular um valor de aptidão, segundo um critério pré-definido. Este tipo de procedimento foi adotado nesta dissertação.

Outro caso a considerar é quando a função objetivo é um problema de minimização, pois como já dissemos anteriormente, o AG trabalha no sentido de aumentar a aptidão média da população ao longo de sucessivas gerações. Neste caso basta usar um artifício matemático para transformar o problema num problema de maximização.

4.3.3 OPERADORES DE SELEÇÃO

O operador genético de seleção é aquele que é responsável pela escolha daqueles indivíduos da atual geração que participarão no cruzamento, contribuindo para a formação da próxima geração de indivíduos, que será geneticamente mais apta. A seleção de pais para a reprodução é a tarefa de alocar oportunidades de acasalamento genético para cada indivíduo.

Em princípio os indivíduos são copiados para uma matriz temporária de acasalamento -“*mating pool*”-, sendo que os indivíduos com aptidão alta terão maiores possibilidades de receber mais de uma cópia na matriz, enquanto que indivíduos pouco aptos terão muitas possibilidades de não ter nem sequer uma cópia na matriz. Dentro de um esquema de reposição geracional estrito, o tamanho da matriz de acasalamentos é igual ao tamanho da população. Após isso, pares de indivíduos são retirados da matriz de acasalamentos, normalmente de uma forma aleatória e são acasalados ou cruzados, gerando usualmente dois descendentes. Este procedimento é repetido até que a matriz esteja vazia. Cabe ressaltar, que a cada par de indivíduos selecionados, antes do cruzamento propriamente dito, é feito um sorteio de um valor que é comparado com a probabilidade de cruzamento, que normalmente é maior ou igual a 0,5. Caso o valor sorteado seja inferior ao valor da probabilidade desta operação, o cruzamento é realizado, mas em caso contrário os pais são transportados diretamente para a nova geração. Este procedimento visa repetir na nova geração indivíduos cujas aptidões são altas, garantindo de certa forma a presença de seus genes nas próximas gerações.

O comportamento do AG depende muito de como os indivíduos são escolhidos para entrar na matriz de acasalamentos. Os métodos para se realizar a escolha podem ser divididos em dois grandes grupos: *Remapeamento Explícito da Aptidão* e *Remapeamento Implícito da Aptidão*. No primeiro método toma-se o valor da aptidão de cada indivíduo e mapeia-se numa nova escala, usando este valor remapeado para definição do número de cópias a estar presente na matriz de acasalamento, que na prática é o número de tentativas de acasalamento. Porém mais recentemente o método de remapeamento implícito foi criado, obtendo-se resultados similares, sem que seja necessário o cômputo intermediário da nova escala de aptidão.

- a) Remapeamento Explícito da Aptidão – Para manter o tamanho da matriz de acasalamentos igual ao tamanho original da população, faz-se necessário que a média de tentativas de reprodução por indivíduo seja 1,0. Se cada indivíduo é remapeado através da divisão de sua aptidão pela aptidão média da geração, este efeito é obtido. Este esquema aloca tentativas de reprodução de forma diretamente proporcional à aptidão absoluta do indivíduo, de acordo com a teoria de Holland. Obviamente este procedimento leva a um número geralmente fracionário de tentativas de reprodução. Como somente um número inteiro de cópias do indivíduo podem ser levadas à matriz de acasalamentos, deve-se converter o número inicialmente calculado real para um número inteiro, sem causar distorções que favoreçam certos indivíduos em prejuízo de outros.

Dentre as formas de realizar o Remapeamento Explícito da Aptidão destacamos:

- Amostragem Estocástica da Reposição ou Método da Roleta: Tradicional método que simula o giro de uma roleta, sendo que a área correspondente a cada cromossomo é diretamente proporcional à sua aptidão.
- Amostragem Determinística: Para cada indivíduo calcula-se o número esperado de vezes de que o mesmo seja selecionado, dividindo-se sua aptidão pela somatória da aptidão de todos os indivíduos da geração, obtendo-se um índice relativo que é multiplicado pelo número total de indivíduos.

Além destes métodos também podemos destacar:

- Amostragem Estocástica dos Restos sem Reposição
- Amostragem Estocástica dos Restos com Reposição
- Amostragem Estocástica Universal

- b) Remapeamento Implícito da Aptidão – Estes métodos visam completar a matriz de acasalamentos sem que seja necessário o passo intermediário de remapear a aptidão de cada indivíduo. A técnica de seleção por torneio é uma das mais conhecidas, havendo várias variantes, dentre as quais podemos destacar:

- Seleção por Torneio Binária: Pares de indivíduos são tomados aleatoriamente da população. Aquele que possuir a maior aptidão será copiado para a matriz de acasalamentos, sendo este procedimento repetido até que a matriz esteja completa.

Torneios com mais de dois candidatos podem ser usados, de forma que o melhor entre n indivíduos seja escolhido e copiado para a matriz de acasalamentos. Aumentar o número de participantes tem o efeito de aumentar a assim denominada pressão seletiva, já que indivíduos abaixo da média têm menos chances de vencer o torneio, enquanto que indivíduos acima da média terão mais chances.

- Seleção por Torneio binária e Probabilística: Nesta modalidade os melhores indivíduos vencem o torneio com probabilidade p , onde $0,5 < p < 1,0$. O uso de valores baixos para p causa o efeito de diminuir a pressão seletiva, já que indivíduos com baixa aptidão teriam mais chances de vencer o torneio e portanto de retransmitir seus genes à próxima geração.

Ao ajustar-se a probabilidade p ou o tamanho dos n participantes no torneio pode-se aumentar ou diminuir a pressão seletiva, sendo esta mais uma das vantagens dos métodos de remapeamento indireto da aptidão sobre o de remapeamento direto, já que neste método há uma pressão seletiva grande nas gerações iniciais, onde há uma disparidade muito grande entre as aptidões dos indivíduos. Isto pode trazer uma desvantagem, que é a de eliminar muito prematuramente genes de indivíduos pouco aptos, mas que se cruzados com outros genes de indivíduos mais aptos, pode gerar outros ainda mais aptos. Em outras palavras, uma pressão seletiva muito grande no início pode anular a riqueza da diversidade genética de uma população, ocasionando uma convergência do AG para um ótimo local.

GOLDBERG e DEB [42] compararam diversos esquemas e concluíram que, se os parâmetros forem ajustados de forma correta, a maioria deles pode proporcionar resultados similares, deixando implícito que não existiria um método que possa ser considerado melhor. No entanto, há uma tendência ultimamente no uso de seleção por torneio, por ser de mais fácil implementação (não exige cálculos intermediários) e por não exercer uma pressão seletiva muito grande nas gerações iniciais. Como recomendação final evidencia-se o fato de que qualquer que seja o método escolhido, deve-se levar em consideração o princípio de premiar os cromossomos com maior aptidão. Os trabalhos desenvolvidos para esta dissertação usaram a seleção por torneio simples.

4.3.4 OPERADORES DE CRUZAMENTOS

O operador de cruzamento ou reprodução é responsável por tomar dois indivíduos selecionados aleatoriamente da matriz de acasalamento e gerar a partir deles seus descendentes,

através da recombinação dos genes pertencentes aos pais. Normalmente no entanto o cruzamento não é aplicado a todos os pares de indivíduos selecionados para esse objetivo. Previamente um sorteio é realizado, onde a probabilidade de cruzamento tipicamente adotada está entre 0,5 a 1,0, isto é, se o resultado do sorteio for inferior ou igual à possibilidade p o cruzamento entre os pais se realiza, mas do contrário, os descendentes são gerados simplesmente pela replicação dos pais na nova geração. Isto dá a oportunidade aos indivíduos de passar para gerações sucessivas seus respectivos genes sem modificações. Dentre as formas mais conhecidas de cruzamento, podemos destacar as seguintes:

- a) Cruzamento de um Único Ponto ("*Single Point Crossover*"): Toma-se dois indivíduos e corta-se seus cromossomos numa determinada posição escolhida aleatoriamente, produzindo-se desta forma dois segmentos, o anterior e o posterior. A seguir ocorre um intercâmbio cruzado de sub-segmentos entre os participantes, onde o primeiro indivíduo combina sua parte anterior com a parte posterior do segundo indivíduo e vice-versa, conforme mostrado na figura a seguir:

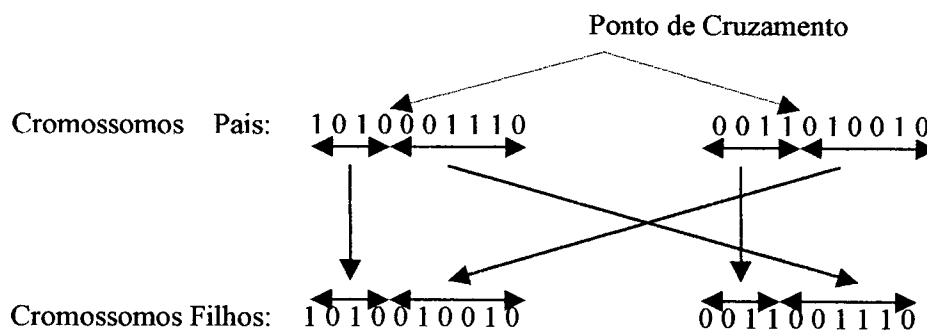


Figura 4.2 - Cruzamento de Ponto Único.

- b) Cruzamento Uniforme ("*Uniform Crossover*"): O cruzamento uniforme é radicalmente diferente do cruzamento de ponto único. Cada bit nos cromossomos descendentes são criados copiando os bits de um dos cromossomos pais, segundo uma máscara de cruzamento gerada aleatoriamente. Nas posições onde houver bits um na máscara, o bit é copiado do cromossomo pai 1 e nas posições da máscara onde houver 0 o bit é copiado do cromossomo pai 2, conforme está ilustrado na ilustração a continuação. O processo é repetido trocando-se a posição dos pais para a geração do segundo filho. Uma nova máscara é gerada aleatoriamente para cada par de cromossomos pais a ser cruzado.

Cromossomo Máscara :	1 0 0 1 0 1 1 1 0 0
Cromossomo Pai 1 :	1 0 1 0 0 0 1 1 1 0
	↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓ ↓
Cromossomo Filho 1:	1 1 0 0 0 0 1 1 1 1
	↑ ↑ ↑ ↑ ↑
Cromossomo Pai 2:	0 1 0 1 0 1 0 0 1 1

Os descendentes portanto contêm uma mistura de genes de cada pai. O número efetivo de pontos de cruzamento não é fixo, porém em média será de $L/2$, onde L é o comprimento do cromossomo.

Ainda há na literatura disponível uma controvérsia a respeito de qual método é melhor, porém tem-se observado que ultimamente boa parte dos trabalhos e dos pesquisadores tem preferido a técnica de cruzamento uniforme em vez da técnica de cruzamento de ponto único ou até a técnica de cruzamento de multiponto, da qual a variante de ponto único é o caso particular mais conhecido. Argumentam alguns pesquisadores a favor do cruzamento uniforme que a posição dos genes no cromossomo não importa muito pois todos eles são passíveis de sofrer uma quebra da cadeia de bits que forma os genes. Este fenômeno de quebra é conhecido por *disrupção*. Isto significa que não é necessário tentar manipular as posições dos genes no cromossomo para favorecer o aparecimento dos chamados blocos de construção (cadeia típica de genes que aparecem nos indivíduos mais aptos). SYSWERDA [43] argumenta a favor do cruzamento uniforme que, apesar de que os blocos de construção curtos tenham mais possibilidades de sofrerem *disrupção*, os longos que são mais importantes têm menos chances de sofrerem este tipo de problema.

4.3.5 OPERADORES DE MUTAÇÃO

Após o processo de seleção e de cruzamento dispõe-se de uma população temporária, formada por novos cromossomos resultantes do cruzamento e alguns dos cromossomos pais que não foram cruzados. A seguir o operador de mutação genética é aplicado a cada indivíduo. Este operador altera aleatoriamente cada gen de cada cromossomo com uma pequena probabilidade pm (tipicamente 0,001). Ou seja, caso no sorteio o resultado seja favorável à mutação, o gene

correspondente tem seu bit trocado de “0” para “1” ou vice-versa, conforme mostrado a seguir, onde ocorreu uma mutação simples no quinto bit do gene.

Cromossomo Filho Preliminar:	1 0 1 0 0 0 1 0
Cromossomo Filho Mutado:	1 0 1 0 1 0 1 0

O conceito que geralmente se tem é de que o cruzamento é a técnica mais importante do AG no que tange à exploração de um espaço de busca. Porém a mutação genética, a qual emula o fenômeno biológico real numa população de indivíduos, permite um pouco de busca aleatória e ajuda a assegurar que nenhum ponto no espaço de busca terá probabilidade zero de ser examinado. Mas pode-se afirmar que há um consenso no sentido de que a mutação não é tão importante quanto o cruzamento no início do processo do AG, mas é muito importante nas etapas finais onde grande parte da população converge para indivíduos similares. Neste ponto a mutação reintroduz uma diversidade genética buscando outras possíveis soluções para o problema.

4.3.6 ESTRATÉGIAS DE REPOSIÇÃO DA POPULAÇÃO

Após o processo de seleção, cruzamento e mutação, finalmente chega-se ao ponto ideal para gerar a próxima população de indivíduos. Para isto, toma-se a população temporária e aplica-se uma estratégia de reposição. Dentre as estratégias mais conhecidas podemos citar:

- a) **Estratégia Não-Elitista:** Todos os cromossomos pais são substituídos pelos cromossomos filhos.
- b) **Estratégia Elitista:** A mesma que a anterior, exceto pelo fato que o melhor indivíduo da geração atual é reintroduzido na geração seguinte, assegurando com isto, que pelo menos uma cópia do melhor indivíduo estará presente na próxima geração para cruzamento com outros indivíduos.
- c) **Estratégia de Regime Permanente:** Quase o oposto da estratégia elitista, nesta a maioria dos cromossomos pais são mantidos na próxima geração e somente os piores indivíduos é que são substituídos pelos melhores exemplares de cromossomos filhos.

4.3.7 GERAÇÃO DA POPULAÇÃO INICIAL E ESCOLHA DE SEU TAMANHO

São utilizados basicamente três métodos para a geração da primeira geração de indivíduos, conforme explicado a seguir:

- a) Geração Puramente Aleatória: O método mais tradicional, consiste em sortear aleatoriamente todos os indivíduos da população, respeitando obviamente a faixa permitida de variação de cada parâmetro representado pelos genes.
- b) Continuação: Nesta modalidade todos os indivíduos da geração inicial são copiados da solução final de um outro AG, o qual deve, por questão de compatibilidade, possuir o mesmo número de indivíduos e o mesmo comprimento de genes e cromossomos.
- c) Híbrido: Nesta modalidade a população é gerada em sua maioria de forma aleatória, incluindo-se no entanto alguns indivíduos na população que representam soluções conhecidas para o problema, geralmente obtidas através de métodos analíticos. Desta forma o AG terá como ponto de partida soluções aceitáveis que já sejam talvez ótimos locais, para tentar explorar com mais intensidade esse espaço de busca.

No entanto, talvez o mais importante a destacar seja o tamanho da população escolhida para cada problema específico, e que guarda relação direta com o tamanho do cromossomo e a resolução escolhida para a codificação dos genes. Quanto maior o comprimento L do cromossomo e portanto maior o número total de combinações possíveis existentes no espaço de busca 2^L , maior deve ser a diversidade genética oferecida pela população. Existem algumas heurísticas adotadas para a estimativa do tamanho da população inicial, mas considerando os trabalhos de GOLDBERG et al. [44], a ordem de grandeza da população seria dada pela seguinte expressão:

$$N_{pop} = \text{Ordem}[(L / K) \cdot (2^K)] \quad (4.3)$$

Onde,

L: Comprimento do Cromossomo

K: Número médio de bits por parâmetro

Como esta expressão pode levar a um número bastante grande de indivíduos, ocasionando um custo computacional elevado, a maioria dos pesquisadores normalmente usa o número de

indivíduos entre 50 e 100, aumentando consideravelmente a probabilidade de mutação, a qual de certa forma propicia diversidade genética para a solução sem aumentar tanto o tempo de CPU requerido.

4.3.8 CONVERGÊNCIA E CRITÉRIOS DE PARADA

DEJONG [45] diz que um gene específico converge quando a maioria (tipicamente 95%) dos indivíduos da população compartilham o mesmo gene. Por outro lado diz-se que a população de um AG converge quando todos os genes convergiram. Porém isto na prática pode requerer um número muito grande de gerações. A convergência de um AG traduz-se no comportamento que pode ser observado na figura a seguir, onde se nota claramente que à medida que a população converge a aptidão média da população se aproxima daquela do melhor indivíduo.

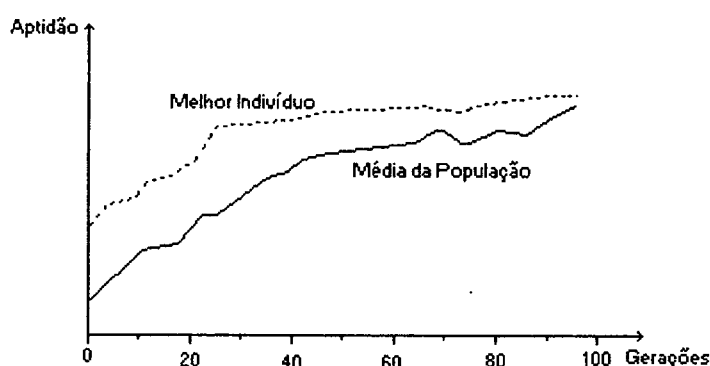


Figura 4.3 - Convergência Típica de um AG

Com relação à estratégia utilizada para determinar a parada, o processo de evolução de um algoritmo genético continua até que seja atingida uma das quatro condições seguintes: Número máximo de gerações, aptidão máxima alcançada sem variação significativa de uma geração para outra, aptidão média sem variação significativa por algumas gerações ou aptidão média maior ou igual a uma porcentagem da aptidão máxima (tipicamente de 80 a 95%). A utilização de um ou outro critério de parada depende muito do tipo de problema a ser resolvido e também do tipo de função aptidão usado, no que tange a variação discreta ou contínua da mesma. Os valores típicos do número de gerações máximas encontrados em diversos trabalhos situam-se entre 50 e 75 gerações. No entanto há diversos pesquisadores que trabalham com um número de gerações superiores a 100.

4.3.9 NICHOS GENÉTICOS

Em ecossistemas naturais existem várias espécies diferentes que evoluem de forma a ocupar cada uma um nicho ecológico diferente. Especimização é o processo pelo qual, através dos tempos, uma espécie evolui para duas ou mais sub-espécies, ocupando cada uma um nicho ecológico, e portanto sem competição pelos recursos entre membros de uma sub-espécie diferente.

Quando se pretende resolver via AG um problema de otimização de funções multimodais, eventualmente encontram-se problemas de convergência do algoritmo para os mesmos ótimos locais. É aqui que entra o conceito de nichos aplicados aos AGs. A idéia é fazer com que a população do AG seja parcialmente dividida em nichos, cada qual tratando de encontrar ótimos diferentes e evitando desta forma que toda a população convirja para o mesmo ótimo. Diversas modificações têm sido propostas para atender este objetivo, todas baseadas no conceito de nichos ecológicos naturais, sendo que as técnicas existentes podem ser divididas em dois grandes grupos: Manutenção de diversidade genética e Compartilhamento da Recompensa associado com um nicho.

GOLDBERG e RICHARDSON [46] introduziram um mecanismo que chamaram de pré-seleção, na qual o descendente somente substituirá o pai se sua aptidão superar apenas a aptidão do pai menos apto. Desta forma ocorre uma forte competição entre pais e filhos, ajudando a manter a diversidade da população, desde que há uma tendência à substituição de indivíduos que são similares entre si, prevenindo portanto a convergência de toda a população para um mesmo ótimo local. Este mecanismo atua logo após a etapa de cruzamento.

GOLDBERG e RICHARDSON [46] mostraram a vantagem do compartilhamento dos resultados associados com um nicho para problemas multimodais. Diversos indivíduos pertencentes a um mesmo nicho são forçados a compartilhar o resultado da aptidão entre eles, e indivíduos com aptidões semelhantes são agrupados entre si. Foram identificadas duas técnicas básicas de compartilhamento, denominadas de *Compartilhamento Genótipo e Fenótipo*, sendo que a última tem apresentado, segundo GOLDBERG e RICHARDSON [46], melhores resultados. A mesma é baseada na distância máxima entre dois cromossomos para que os mesmos sejam considerados pertencentes a um mesmo nicho. Existem diversas maneiras de medir essa distância, sendo a mais comum a medição das diferenças entre cada um dos parâmetros do cromossomo. Para o bom funcionamento da técnica de compartilhamento, técnicas adicionais que implementem o cruzamento preferencialmente entre indivíduos de um mesmo nicho devem ser usadas.

4.4 PORQUE OS ALGORITMOS GENÉTICOS FUNCIONAM

O Teorema dos Esquemas de HOLLAND [47] foi a primeira explicação rigorosa de como funcionam os AGs. Um esquema é um padrão de valores de genes que pode ser representado em código binário por uma cadeia de caracteres com alfabeto $\{0, 1, \#\}$. Diz-se que um determinado cromossomo contém um esquema particular se coincide com o de um "*schemata*", com o símbolo "#" que pode significar "1" ou "0". Por exemplo, o cromossomo "1010" contém, entre outros, os "*schemata*" "#0#0", "101#" e "10##". A ordem de um esquema é dado pelo número de bits diferentes de "#" que o mesmo contém. O comprimento de um esquema é dado pela distância entre a primeira e a última posições com elementos diferentes de "#".

O teorema dos esquemas explica a força do AG em termos de como os "*schemata*" são processados. Os indivíduos da população recebem uma oportunidade de reprodução e portanto de produzir descendentes. O número de oportunidades de reprodução que um indivíduo recebe é dependente da sua aptidão, portanto os melhores indivíduos contribuem com mais genes para a próxima geração. Neste ponto assume-se que se um indivíduo tem alta aptidão é porque ele possui bons "*schemata*". E ao passar para as próximas gerações estes "*schemata*" bons, estamos aumentando a possibilidade de encontrar soluções ainda melhores.

HOLLAND [48] demonstrou que uma excelente forma de explorar o espaço de busca é atribuir possibilidades de reprodução maiores a indivíduos com maiores aptidões na população. Desta forma os bons "*schemata*" receberão um número de tentativas de reprodução que cresce exponencialmente a medida que se passam as gerações. Ele também demonstrou que, já que cada indivíduo contém uma quantidade muito grande de "*schemata*", o número de "*schemata*" que são efetivamente processados na próxima geração é da ordem de n^3 , sendo n o tamanho da população. Esta propriedade, chamada de paralelismo implícito, também foi colocada como uma das explicações para o êxito do AG.

Por outro lado GOLDBERG [39] propõe a hipótese dos blocos de construção, para justificar o poder dos AGs. Os blocos de construção são "*schemata*" de comprimento curto, que consistem de uma combinação de bits que juntos conferem boa aptidão ao indivíduo. Esquemas curtos e com aptidão acima da média aumentam seu número de cópias exponencialmente ao longo das gerações. Uma boa codificação então é aquela que assegura a formação dos blocos de construção, através da colocação próxima dos genes que têm relação entre si e que quase não haja interação entre os genes. Interação entre genes significa que a contribuição de um gene para a

aptidão de um determinado indivíduo depende do valor da contribuição de outros genes no cromossomo. Porém em funções multimodais sempre há certo grau de interação entre os genes do cromossomo, razão pela qual nem sempre é possível atender aos requisitos de Goldberg para a codificação de um cromossomo.

De todas as formas, há um consenso no sentido de que o AG possui duas grandes características necessárias a qualquer método de otimização para o encontro do máximo global: a capacidade de investigar novos e desconhecidos espaços de busca (*busca*) e a capacidade de usar o conhecimento sobre as características encontradas num determinado ponto para encontrar pontos ainda melhores nas redondezas (*exploração*). Então pode-se dizer que o algoritmo genético reúne numa única ferramenta as características da *busca* aleatória com as características do método do gradiente (*exploração*).

4.5 ASPECTOS PRÁTICOS DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

De acordo com vários pesquisadores os passos iniciais mais importantes para a obtenção de bons resultados com um AG são a codificação (modelagem) e a utilização de uma boa função de aptidão. Alguns pesquisadores têm proposto a utilização de funções de aptidão aproximadas quando a função de aptidão real é muito complexa ou quando a mesma é muito lenta, visando a economia de esforço computacional, para os casos onde esta prática não comprometa o resultado final desejado. Um outro problema prático dos AGs é quanto ao número de indivíduos na população, já que a escolha de um número pequeno (falta de diversidade genética) pode ocasionar a não convergência do AG ou sua convergência prematura para um ponto não ótimo. Por outro lado, um número muito grande de indivíduos na população (excesso de diversidade genética) pode ocasionar uma lentidão desnecessária (ver item 4.3.7).

No entanto, os problemas mais clássicos dos AGs estão relacionados com a convergência prematura para um ótimo local, ou seu oposto, a convergência final muito lenta. Ao começar o processamento de um AG existe uma distribuição aleatória dos indivíduos da população, conseqüentemente existe uma ampla gama de aptidões diferentes. À medida que o processamento avança no seu início, alguns indivíduos (que não são ótimos globais, talvez apenas ótimos locais) começam a predominar. Por outro lado, a medida que a população converge, a diferença entre a maior e menor aptidão torna-se pequena. Estas variações nas escalas de aptidão causam os problemas de convergência prematura no início ou convergência lenta no final.

No caso da convergência prematura, a predominância de indivíduos com aptidão comparativamente alta, mas não ótima global, causa a convergência para um ótimo local. Uma vez que a população convergiu, a capacidade do AG de explorar outras soluções fica limitada à ação do operador de mutação, o que por si só não é suficiente.

No caso da convergência lenta ao final, a aptidão média da população é alta e haverá pouca diferença entre o indivíduo médio e o indivíduo de maior aptidão, que não necessariamente é ótimo global. Este fato causa uma insuficiente pressão seletiva que possa conduzir a população do AG para um ótimo global.

Felizmente a técnica para resolver ambos problemas é única e está diretamente relacionada com os operadores de seleção (ver item 4.3.3). Caso a técnica adotada esteja baseada no remapeamento explícito da aptidão é necessário adotar métodos para evitar os problemas acima referenciados. Para isto existem basicamente três métodos disponíveis:

- Escalonamento da Aptidão (“Fitness Scaling”)
- Deslocamento da Aptidão (“Fitness Windowing”)
- Ranqueamento da Aptidão (“Fitness Ranking”)

Caso a técnica adotada esteja baseada no remapeamento implícito da aptidão não há necessidade de adaptação da aptidão, sendo esta a grande vantagem do seu uso, pois a mesma propicia o uso da aptidão dos indivíduos em forma relativa. Os trabalhos desta dissertação foram todos baseados no remapeamento implícito da aptidão, utilizando a seleção por torneio (“tournament selection”).

4.6 TIPOS DE ALGORITMOS GENÉTICOS USADOS

Nesta dissertação foram utilizados dois tipos de algoritmos genéticos descritos a seguir: Algoritmo Genético Convencional (AGC) e o micro Algoritmo Genético (μ AG). O primeiro, por ser mais conhecido, será descrito em forma sucinta. O segundo, por ser menos conhecido, será descrito com maior profundidade. No capítulo 6 serão explicados os detalhes de como e para que serão usados cada um dos mesmos algoritmos genéticos e no capítulo 7 serão demonstrados os resultados obtidos com a aplicação de cada um deles.

4.6.1 ALGORITMO GENÉTICO CONVENCIONAL (AGC)

O Algoritmo Genético Convencional usado é aquele tradicionalmente empregado pela comunidade científica internacional, consistindo do ciclo básico: Geração inicial da população, cálculo da aptidão, seleção, reprodução, mutação e reposição da população. No Algoritmo Genético Convencional usado nesta dissertação o cromossomo utilizado é o resultado da justaposição simples dos parâmetros procurados, sendo cada um deles um indivíduo que representa uma possível solução ao ajuste dos estabilizadores de sistema de potência. Cada um dos parâmetros conforma um gene do cromossomo, sendo que a codificação usada é a binária. O comprimento de cada um dos "*strings*" que formam o cromossomo é fixo, assim como também é fixo o tamanho da população, em cada processamento. No entanto, foram feitas experiências variando o tamanho da população.

A função aptidão utilizada é baseada no cálculo de autovalores da matriz de estados do sistema. O operador de seleção usado é o de seleção por torneio e foram analisados os desempenhos de dois tipos de cruzamento, o cruzamento de ponto único e o cruzamento uniforme, com diferentes probabilidades. A mutação simples também foi aplicada, tendo sido testada para uma faixa de valores. A estratégia de reposição preferida foi a elitista e o conceito de nichos genéticos também foi estudado. O método geralmente usado para a parada do Algoritmo Genético Convencional foi o de máximo número de gerações.

Resumindo, no Algoritmo Genético Convencional empregado foram estudadas as influências dos seguintes parâmetros e/ou recursos de um AG: tipo de cruzamento, tamanho da população, probabilidade de cruzamento, probabilidade de mutação, ausência ou presença de nichos genéticos e número de descendentes por casal. A análise da influência dos mesmos no resultado final está no capítulo 7. O diagrama a seguir mostra a estrutura típica de um algoritmo genético convencional, aplicado nesta dissertação.

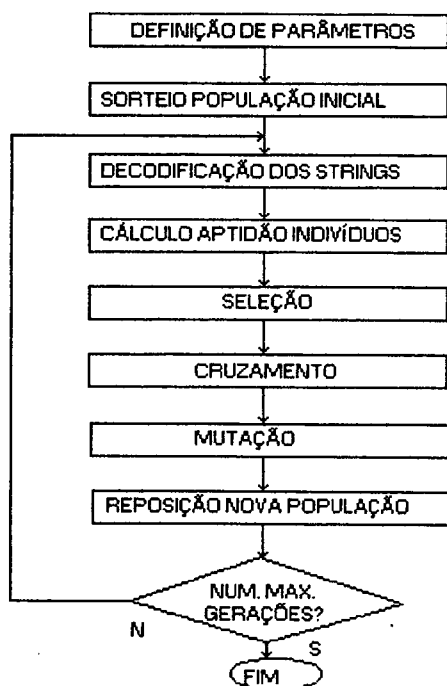


Figura 4.4 – Fluxograma do Algoritmo Genético Convencional

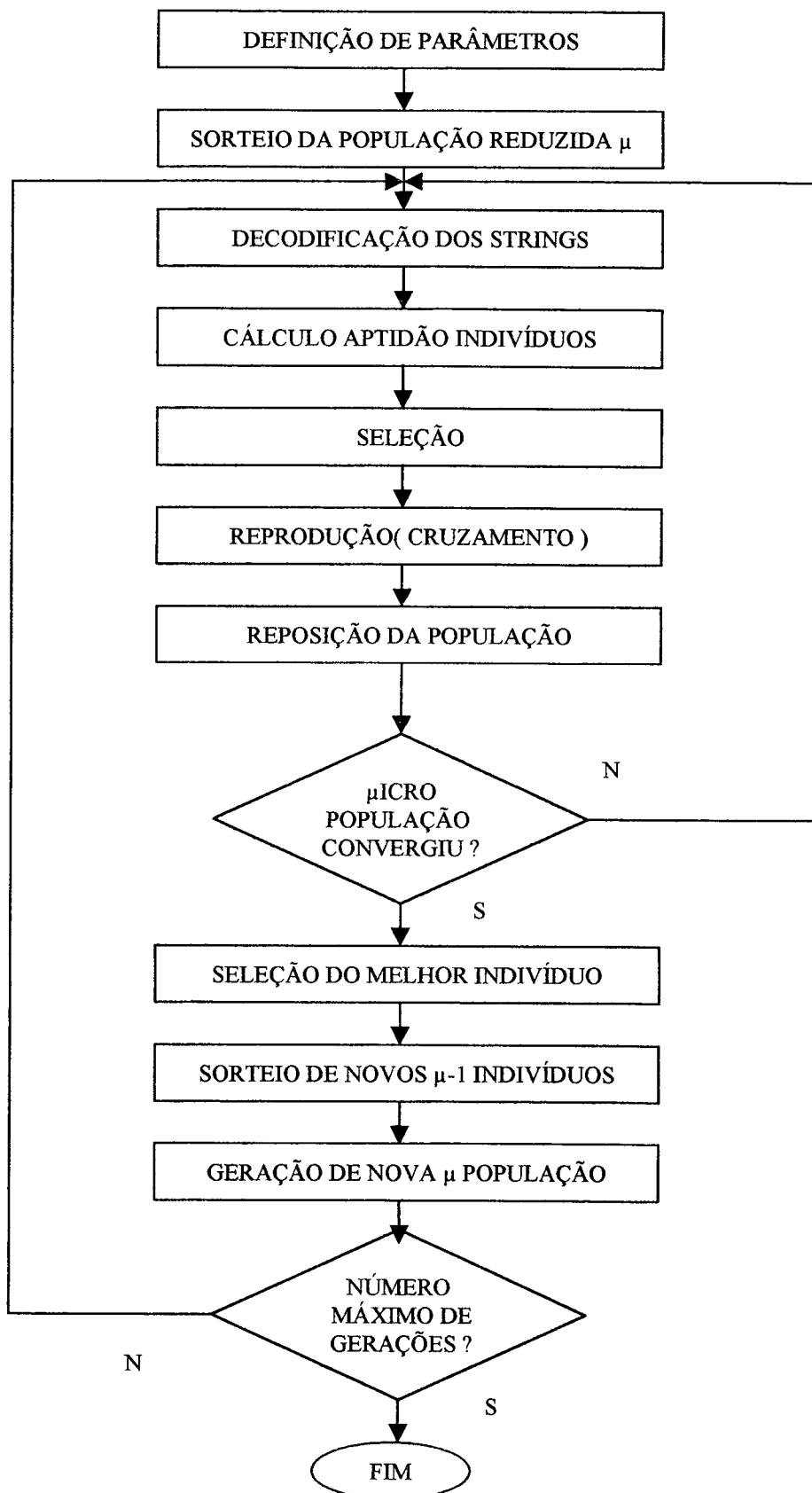
4.6.2 MICRO ALGORITMO GENÉTICO (μ AG)

A técnica dos micro-algoritmos genéticos foi primeiramente proposta por KRISHNAKUMAR [49] e mais tarde melhorada por CARROL [50], onde a idéia básica é minimizar o tempo requerido de processamento, mas aceitando-se em contrapartida apenas soluções razoáveis para um problema multimodal (ótimos locais). Esta simplificação tem sido usada em geral com dois propósitos: Obter uma rápida solução do problema, onde o ótimo global não seja um imperativo, ou obter uma primeira aproximação do espaço de busca onde devem ser concentrados os maiores esforços, para casos onde não se têm muita idéia dos limites iniciais dos parâmetros.

As diferenças fundamentais do μ AG em relação ao Algoritmo Genético Convencional são no tamanho da população usada naquele, que é bastante reduzida, razão pela qual adveio o nome. Outra diferença consiste na ausência de mutação e do conceito de nichos genéticos, dada a existência de pouquíssimos indivíduos na população, que geralmente apresenta bons resultados entre um mínimo de 5 a no máximo 10 indivíduos.

A filosofia de funcionamento do μ AG é a de processar a população inicialmente gerada com processamento similar ao do Algoritmo Genético Convencional. No entanto, dado o pequeno tamanho da população, a mesma convergirá em poucas iterações (normalmente de 4 a 9 gerações). Neste ponto o μ AG seleciona o melhor dos indivíduos da reduzida população, descarta os demais e realiza um novo sorteio aleatório para completar a população. O processamento então é reiniciado de forma similar a do Algoritmo Genético Convencional, até nova convergência da população reduzida, quando então o processo anteriormente mencionado de seleção do melhor indivíduo, descarte dos demais indivíduos e resorteio da população é repetido. Este procedimento é realizado até que se chegue ao critério geral adotado para a parada de um algoritmo genético.

O critério adotado para testar a convergência da micropopulação é bastante estrito, sendo adotado normalmente o da similaridade entre os cromossomos (não mais do que 5% dos bits dos demais indivíduos diferentes dos bits do melhor indivíduo) ou aptidão média da micropopulação maior ou igual a 95% daquela do melhor indivíduo. Um diagrama de blocos de um micro-algoritmo genético pode ser observado na ilustração a seguir.

Figura 4.5 - Fluxograma do μ icro Algoritmo Genético

4.7 CONCLUSÕES

Neste capítulo foi apresentada uma introdução ao princípio de funcionamento dos algoritmos genéticos e aos conceitos básicos envolvidos com esta técnica. Foram também apresentados os operadores genéticos de seleção, cruzamento, mutação e reposição, incluindo algumas de suas opções. Alguns aspectos práticos concernentes à convergência, critérios de parada e nichos genéticos também foram descritos. Por outro lado, também foram apresentados os dois tipos de algoritmos genéticos usados nesta dissertação, com ênfase nos assim denominados micro algoritmos genéticos.

A forma de aplicação dos algoritmos genéticos e os resultados obtidos com a aplicação dos mesmos é apresentada nos capítulos 6 e 7 respectivamente.

CAPÍTULO 5

CÁLCULO DE AUTOVALORES APLICADOS A SISTEMAS DE POTÊNCIA

5.1 INTRODUÇÃO

O projeto de estabilizadores de sistema de potência via amortecimento mínimo desejado, usa tipicamente o modelo de estabilidade a pequenos sinais, obtido através da linearização das equações de estado do sistema de potência ao redor de um ponto de operação. O estudo da estabilidade a pequenos sinais verifica se o sistema de potência é estável ao redor de um ponto de equilíbrio, quando sujeito a uma pequena perturbação. Uma das formas mais tradicionais de avaliar essa estabilidade é o cálculo de autovalores da matriz de estados de forma implícita, utilizando a matriz Jacobiano ou de forma explícita utilizando a própria matriz de estados do sistema de potência. A partir da análise dos autovalores dessa matriz pode-se inferir sobre a estabilidade do sistema, computando para isso o amortecimento mínimo ζ presente. Cabe salientar que uma perturbação pode ser considerada pequena se for possível analisar o sistema através de um modelo linearizado ao redor de um ponto de operação, e isto implica que a perturbação deve provocar o deslocamento angular do ponto em regiões muito próximas ao redor do ponto de equilíbrio. Portanto, a análise da estabilidade através do cálculo de autovalores torna-se uma ferramenta extremamente importante, na medida em que essa ferramenta nos permite identificar não só os amortecimentos associados às oscilações assim como a frequência das mesmas.

Este capítulo tem como objetivo apresentar uma técnica eficiente para o cálculo de autovalores do sistema elétrico de potência linearizado ao redor de um ponto de equilíbrio, usada visando a economia de esforço computacional, na medida em que a técnica permite o cálculo dos assim denominados autovalores dominantes, nas faixas de frequência de interesse. Este tipo de técnica, denominada iteração inversa simultânea, contrasta com as rotinas tradicionais tipo QR que exigem a solução e cálculo de todos os autovalores da matriz de estados. Serão apresentados os fundamentos matemáticos de métodos iterativos para o cálculo dos autovalores de interesse, bem como serão introduzidas as técnicas para a melhoria da eficiência e da convergência do método.

5.2 ANÁLISE DA ESTABILIDADE A PEQUENOS SINAIS VIA CÁLCULO DE AUTOVALORES

A mudança no torque elétrico de uma máquina síncrona após uma pequena perturbação pode ser analisada pela seguinte expressão:

$$\Delta T_e = T_s \Delta \delta + T_d \Delta \omega \quad (5.1)$$

onde,

T_s é o coeficiente sincronizante, o qual está em fase com o ângulo do rotor e

T_d é o coeficiente de torque de amortecimento, o qual está em fase com velocidade do rotor

A insuficiência de torque sincronizante causa um aumento crescente do ângulo do rotor, resultando em perda de sincronismo, que é caracterizada pelo aumento não oscilatório do ângulo. Por outro lado, a insuficiência de torque de amortecimento causa a perda de sincronismo por aumento oscilatório do ângulo do rotor.

Os reguladores automáticos de tensão (RAT) com resposta rápida vieram a contribuir decisivamente para o aumento da estabilidade transitória e no aumento do torque de sincronismo, mas dependendo das condições de operação, podem anular o já pequeno torque de amortecimento natural do sistema, permitindo o surgimento de oscilações eletromecânicas que aumentam em amplitude. Este fato já havia sido demonstrado por DE MELLO e CONCORDIA [1]. É aqui que tornam-se importante os estabilizadores de sistemas de potência, os quais devem conferir ao sistema um torque de amortecimento mínimo. Este fator de amortecimento mínimo ζ pode ser medido através da aplicação da seguinte expressão a cada um dos autovalores:

$$\zeta = \frac{-\sigma_i}{\sqrt{\sigma_i^2 + \omega_i^2}} 100\% \quad (5.2)$$

onde um determinado autovalor do sistema é, $\lambda_i = (\sigma_i + j\omega_i)$.

Diversos trabalhos têm sido publicados na literatura mundial, onde se realiza a análise de oscilações eletromecânicas através de técnicas eficientes de cálculo de autovalores. Um dos trabalhos precursores neste sentido foi o desenvolvido por ARCIDIACONO et al. [16]. A maioria desses trabalhos aplicam essas técnicas avançadas de cálculo de autovalores a sistemas elétricos de

potência de grande porte, usando para isso a formulação da matriz Jacobiano não reduzida. Esta formulação permite o emprego de técnicas de esparsidade, visto que a matriz Jacobiano é bastante esparsa, aumentando desta forma a eficiência computacional. A título de exemplo podemos mencionar que um sistema de potência com 10 geradores, reguladores de velocidade e de tensão, 3 motores de indução, 40 barras e 80 linhas de transmissão possui um jacobiano com ordem $n = 299$, mas a porcentagem de elementos não nulos é inferior a 3%.

A computação de todos os autovalores de uma matriz de estados através de uma rotina QR é um método aceitável para sistemas elétricos de potência com até aproximadamente 200 variáveis de estado. A partir deste ponto este método torna-se ineficiente e isto tornou-se um ponto de partida para que vários pesquisadores realizassem esforços no sentido de desenvolver outros métodos para cálculo de autovalores dominantes de um sistema elétrico de potência. Caso o sistema possua mais que 200 variáveis de estado, existem duas alternativas disponíveis. A primeira, é o cálculo somente dos autovalores dominantes utilizando diretamente a matriz de estados. A segunda é o cálculo de autovalores dominantes da matriz de estados na sua forma implícita utilizando para isso a matriz jacobiano.

Um dos primeiros métodos empregados com êxito no cálculo de autovalores dominantes em grandes sistemas de potência foi o método AESOPS ("Analysis of Essentially Spontaneous Oscillations in Power Systems"), implementado por BYERLY et al. [51]. Mais tarde, MARTINS [52] introduziu uma técnica alternativa para este método que permite modelar cargas dependentes da frequência. Ainda nesta linha, MARTINS e LIMA [53] introduziram uma técnica de decomposição do sistema para permitir a aplicação de computação paralela. Muitas outras técnicas foram desenvolvidas, especialmente baseados nos métodos do subespaço de Krylov, como por exemplo o método de Arnoldi Modificado, o método de Lanczos assimétrico e o da iteração simultânea. No Brasil, todos estas pesquisas, culminaram com o desenvolvimento pelo CEPEL de um pacote computacional para a análise e controle de estabilidade à pequenos sinais de grandes sistemas elétricos de potência, cujas características particulares foram descritas por MARTINS et al. [54]. Posteriormente, CAMPAGNOLO et al. [34] implementaram métodos para análise de estabilidade a pequenos sinais usando computação paralela.

No entanto, dentre todos os métodos desenvolvidos para a análise da estabilidade a pequenos sinais, podemos dizer que os métodos baseados na iteração inversa são eficientes e apropriados para esse objetivo e têm sido frequentemente utilizados. Os métodos da iteração inversa são por sua vez baseados no método das potências. Nesta linha os trabalhos desenvolvidos por JENNINGS e STEWART [55] podem ser considerados fundamentais, pois os mesmos

propõem o assim chamado método das iterações simultâneas ("*Lop-Sided Iteration*"), o qual é uma extensão do método das potências e pode ser aplicado juntamente com a técnica de iteração inversa. Desta forma, tem-se a técnica de iteração simultânea com inverso implícito, a qual foi utilizada nesta dissertação para o cálculo de autovalores dominantes dos sistemas de potência, cujos ESPs foram ajustados via algoritmo genético, usando uma função objetivo baseada no cálculo dos autovalores.

5.3 MÉTODOS ITERATIVOS PARA O CÁLCULO DE AUTOVALORES DOMINANTES

5.3.1 O MÉTODO DAS POTÊNCIAS

Supondo uma matriz A não defectiva, qualquer vetor arbitrário $u^{(0)}$ pode ser expresso como uma combinação linear dos autovetores da matriz:

$$u^{(0)} = c_1 q_1 + c_2 q_2 + \dots + c_n q_n \quad (5.3)$$

Se o vetor arbitrário $u^{(0)}$ for pré-multiplicado pela matriz A , um vetor $u^{(1)}$ é obtido de tal forma que:

$$u^{(1)} = Au^{(0)} = \sum_{i=1}^n c_i Aq_i = \sum_{i=1}^n c_i \lambda_i q_i \quad (5.4)$$

Assim se a pré-multiplicação for realizada k vezes, um vetor $u^{(k)}$ é obtido, satisfazendo a seguinte expressão:

$$u^{(k)} = A^k u^{(0)} = c_1 \lambda_1^k q_1 + c_2 \lambda_2^k q_2 + \dots + c_n \lambda_n^k q_n \quad (5.5)$$

Se assumirmos que $|\lambda_1| > |\lambda_2| > \dots > |\lambda_n|$, poderemos aproximar, quando k é suficientemente grande e c_1 diferente de zero, que:

$$u^{(k)} \cong c_1 \lambda_1^k q_1 \quad (5.6)$$

Portanto $u^{(k)}$ tende a ser proporcional ao autovetor q_1 vinculado ao autovalor dominante. Se a cada produto normalizarmos o vetor obtido $u^{(k)}$, isolaremos o autovetor q_1 e o autovalor λ_1 será o fator de normalização. Generalizando, o processo iterativo pode ser resolvido por três equações:

$$\begin{aligned} v^{(k)} &= Au^{(k)} \\ u^{(k+1)} &= \frac{1}{\alpha} v^{(k)} \\ \alpha &= + / - \|v^{(k)}\| \end{aligned} \quad (5.7)$$

onde,

α convergirá para o autovalor λ e

$u^{(0)}$ é o chamado vetor arbitrário inicial ou "trial vector"

5.3.2 O MÉTODO DA ITERAÇÃO INVERSA

O método das potências pode ser modificado de forma a calcular um autovalor numa determinada faixa de frequência de interesse. Se substituirmos A por $A' = A - \mu I$ teremos:

$$(A - \mu I)q_i = (\lambda_i - \mu)q_i \quad (5.8)$$

ou seja, os autovalores de A' são os mesmos de A , com exceção do fato de que se encontram deslocados por um valor μ , sendo que os autovetores permanecem invariantes. Desta forma o processo iterativo convergirá para aquele autovalor dominante que estiver mais próximo do deslocamento aplicado. Este procedimento se denomina *deslocamento do autovalor*.

Por outro lado, o método das potências também pode ser modificado ao substituirmos A pela sua inversa A^{-1} . Neste caso a convergência se dá para o autovalor $(1/\lambda_i)$ de maior módulo, ou seja, o processo iterativo converge para o menor autovalor da matriz original A . Este procedimento denomina-se *iteração inversa*. Não há necessidade do cálculo da inversa de A , pois a fatoração LU pode ser aplicada:

$$\begin{aligned} Lx^{(k)} &= u^{(k)} \\ Uv^{(k)} &= x^{(k)} \end{aligned} \quad (5.9)$$

e isto é equivalente a

$$v^{(k)} = A^{-1}u^{(k)} \quad (5.10)$$

Agora se combinarmos, a primeira modificação com a segunda, isto é, se aplicarmos o *deslocamento de autovalor* juntamente com a *iteração inversa*, teremos uma poderosa arma em mãos, capaz de calcular o autovalor que possui o menor desvio em relação a uma faixa de frequência de interesse, sendo esta uma nova forma de calcular os assim *chamados autovalores dominantes*. Portanto, após a convergência, o fator $1/(\lambda_i - \mu)$ será predominante, e o valor correto do autovalor da matriz original A é dado por

$$\lambda_i = \mu + \frac{1}{\phi_i} \quad (5.11)$$

onde,

ϕ_i é o fator predominante mencionado.

O método acima descrito é apropriado para cálculo de autovalores da matriz de estados sob sua forma explícita, no entanto se estivermos trabalhando na forma implícita, com o Jacobiano, algumas modificações devem ser feitas, conforme segue

$$\begin{bmatrix} J_1 - \mu I & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v^{(k+1)} \\ r^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u^{(k)} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

onde,

$r^{(k+1)}$ é um vetor auxiliar sem interesse direto na solução final e 0 é um vetor nulo, ambos correspondentes às variáveis algébricas, do sistema de equações aumentado, conforme visto no capítulo 3. Neste caso onde a matriz de estados está sob a forma implícita, o maior esforço computacional exigido é o de fatoração da matriz Jacobiano, que é altamente esparsa, com obtenção da solução de $v^{(k+1)}$. Este cálculo é eficientemente conduzido com técnicas de fatoração orientadas à esparsidade. Nesta dissertação foram usadas as duas formulações na implantação do programa computacional, formulação explícita e implícita da matriz de estados. Quando usado a formulação implícita, a ordenação de *Tinney 2* juntamente com o algoritmo de *Zollenkopf* foram empregados.

5.3.3 O MÉTODO DAS ITERAÇÕES SIMULTÂNEAS "LOPSIDED"

A extensão do método das potências, simultaneamente para diversos vetores arbitrários iniciais linearmente independentes ("trial vectors"), nos permite calcular num só processo iterativo, um conjunto de autovalores dominantes. Neste caso a equação 5.7 anterior modifica-se para:

$$V^{(k)} = AU^{(k)} \quad (5.13)$$

onde V e U já não são mais vetores, mas sim matrizes com um conjunto de vetores. Este método pode ser aplicado tanto na formulação explícita da matriz de estados como na formulação implícita da matriz de estados. Obviamente é necessário evitar que todos os "trial vectors" convirjam para os mesmos autovetores. O método usado nesta dissertação foi desenvolvido originalmente por JENNINGS e STEWART [55], é denominado "*Lop-Sided Iteration*" e pode ser aplicado a matrizes simétricas ou assimétricas, reais ou complexas. No entanto a implementação adotada nesta dissertação modifica o método original, para aplicar a transformação espectral do tipo deslocamento dos autovalores com iteração inversa mostrada abaixo, e desta forma fazer com que os autovalores instáveis ou pouco amortecidos tornem-se dominantes.

$$V^{(k)} = (A - \mu I)^{-1} U^{(k)} \quad (5.14)$$

Sabe-se da teoria espectral de matrizes que, se aplicarmos uma transformação do tipo

$$\Lambda = Q^{-1} A Q \quad (5.15)$$

à matriz A , onde Q são os autovetores à direita, obtemos uma matriz diagonalizada Λ onde a diagonal é igual aos autovalores da matriz A . Ou da mesma forma, podemos expressar que

$$A Q = Q \Lambda \quad (5.16)$$

Se subdividirmos a matriz diagonalizada Λ em duas partes $\Lambda_a = \text{diag} \{ \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m \}$, sendo m os autovalores dominantes, e $\Lambda_b = \text{diag} \{ \lambda_{m+1}, \dots, \lambda_n \}$ os demais autovalores, e além disso também subdividirmos com a mesma dimensionalidade a matriz dos autovetores $Q = [Q_a \ Q_b] = [q_1, \dots, q_m \mid q_{m+1}, \dots, q_n]$, poderemos então expressar (5.16) da seguinte forma:

$$\begin{aligned} A Q_a &= Q_a \Lambda_a \\ A Q_b &= Q_b \Lambda_b \end{aligned} \quad (5.17)$$

Tomam-se m vetores linearmente independentes e devidamente normalizados, para formar a matriz de "trial vectors" U , tal que seja $[u_1, \dots, u_m]$, sendo u_j um trial vector de dimensão n . Executa-se então a multiplicação

$$V^{(k)} = A U^{(k)} \quad (5.18)$$

resultando numa matriz V com m vetores de dimensão n cada um. Porém as colunas da matriz U podem ser expressas como uma combinação linear dos autovetores à direita de A , conforme visto anteriormente em (5.3);

$$U = Q_a C_a + Q_b C_b \quad (5.19)$$

sendo $C_a^{m \times m}$ e $C_b^{(n-m) \times m}$ as matrizes de coeficientes da combinação linear. Substituindo-se (5.19) em (5.18) e usando a equivalência da expressão (5.17), temos que

$$V = Q_a \Lambda_a C_a + Q_b \Lambda_b C_b \quad (5.20)$$

porém se considerarmos que após muitas iterações o primeiro termo, que contém os autovalores dominantes, será predominante, podemos dizer que

$$\begin{aligned} U &\cong Q_a C_a \\ V &\cong Q_a \Lambda_a C_a \end{aligned} \quad (5.21)$$

e definindo as matrizes G e H como sendo

$$\begin{aligned} G &= U^H U \cong U^H Q_a C_a \\ H &= U^H V \cong U^H Q_a \Lambda_a C_a \end{aligned} \quad (5.22)$$

onde o sobrescrito $(^H)$ é o conjugado transposto. Ao pré-multiplicarmos a matriz H pelo inverso da matriz G , teremos:

$$G^{-1} H \cong C_a^{-1} (U^H Q_a)^{-1} U^H Q_a \Lambda_a C_a = C_a^{-1} \Lambda_a C_a \quad (5.23)$$

Ou definindo o termo da direita como a matriz de interação B de ordem $m \times m$ temos:

$$GB = H \quad (5.24)$$

Esta equação pode ser resolvida por fatoração de Cholesky, obtendo-se a matriz B . Para evitar a convergência de todos os "trial vectors" para um mesmo autovetor é necessário o processo de reorientação de todos os vetores potencializados, através do cálculo dos autovetores e autovalores da matriz B . Porém da expressão anterior também obtemos que,

$$C_a B \cong \Lambda_a C_a \quad (5.25)$$

isto é, Λ_a e C_a são aproximações dos autovalores e autovetores à esquerda da matriz B . Se Q_B é a matriz dos autovetores à direita da matriz de interação, então esta matriz também pode ser aproximada por

$$Q_B \cong C_a^{-1} \quad (5.26)$$

porém cabe salientar que na prática calculam-se via rotina QR os autovalores e autovetores da matriz de interação B . A partir da expressão anterior pode-se obter uma estimativa melhorada para os autovetores à direita de nossa matriz original A , conforme segue

$$W = V Q_B \cong Q_a \Lambda_a C_a C_a^{-1} \cong Q_a \Lambda_a \quad (5.27)$$

No que tange aos autovalores da matriz A , pode-se observar pela expressão (5.23) que os autovalores de B são aproximações dos autovetores da matriz original A . Assim, à medida que o processo iterativo avança, obteremos excelentes aproximações dos autovalores e autovetores da matriz A . No Anexo 1, encontra-se um fluxograma do algoritmo de iterações simultâneas "Lop-Sided", com inverso implícito, conforme equação (5.14), onde se aplica uma transformação espectral na matriz A de forma a tornar dominantes os autovalores instáveis ou pouco amortecidos nas faixas de frequência das oscilações eletromecânicas. O referido fluxograma da rotina

"Lopsided" foi elaborado com base no fluxograma originalmente desenvolvido por CAMPAGNOLO em [56] e [57], e representa o código que realmente foi desenvolvido em FORTRAN 77 e incorporado ao algoritmo genético.

5.3.4 TÉCNICAS PARA A MELHORIA DA EFICIÊNCIA E CONVERGÊNCIA

Nesta dissertação basicamente foram aplicadas duas técnicas para aumentar a qualidade do resultado obtido. Uma delas diz respeito à melhora do processo de convergência e a outra diz respeito ao aumento da velocidade de convergência do método.

Para melhorar o processo de convergência, do ponto de vista da exatidão dos resultados obtidos, adotou-se o conceito de vetores de guarda. Sabe-se que o processo de convergência (erro de estimativa) do "Lop-Sided" para um "trial vector" u_j se reduzirá a uma razão de $|\lambda_j| / |\lambda_{m+1}|$ para cada iteração, sendo m o número de vetores iniciais arbitrários. Porém a medida que j se aproxima de m temos uma convergência denominada pobre. Assim, como medida de precaução, adota-se um número de "trial vectors" m maior que o número de autovalores s que se deseja estimar com precisão. Desta forma, $|\lambda_s| / |\lambda_{m+1}| > |\lambda_m| / |\lambda_{m+1}|$ e o processo de convergência melhora. Os $(m-s)$ vetores extras são denominados de vetores de guarda.

Por outro lado, a velocidade de convergência deste método, depende da velocidade com a qual os autovalores dominantes se sobrepõem aos demais, e isto depende da razão entre os módulos dos autovalores. Quanto maior for o valor do primeiro termo das equações (5.6) e (5.20) maior a velocidade de convergência. Assim se realizamos sucessivas potencializações a cada iteração do algoritmo, equivalentes à equação (5.18), sem realizarmos o processo de reorientação equivalente à equação (5.24), teremos economia de esforço computacional e aceleraremos o processo de convergência. Este procedimento é chamado de ciclos de iterações rápidas ("*fast iteration cycles*"). Porém, deve-se salientar que há um limite prático para o número máximo de ciclos de iterações rápidas que podem ser realizadas a cada iteração do método, pois se não houver reorientação dos vetores estimativas, a convergência dar-se-á para um mesmo autovetor, já que eles se tornarão linearmente dependentes entre si. Os ganhos obtidos na velocidade de convergência com os ciclos de iterações rápidas foram muito grandes, sendo que heurísticamente alguns autores sugerem que se realizem três (3) ciclos de iterações rápidas a cada iteração.

5.4 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou a teoria básica da metodologia empregada nesta dissertação para o cálculo de autovalores dominantes de matrizes genéricas e para matrizes de estado em sua formulação explícita e implícita. Os fundamentos destes métodos iterativos, partindo do método das potências, passando pela técnica de deslocamento de autovalores e pela técnica da iteração inversa até chegar ao método das iterações simultâneas com inverso implícito foram apresentados, juntamente com a formulação matemática correspondente. Os resultados práticos obtidos são discutidos no capítulo 7.

CAPÍTULO 6

ESTRUTURA BÁSICA DA METODOLOGIA PROPOSTA

6.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta em forma detalhada a metodologia utilizada para o projeto robusto dos estabilizadores de sistemas de potência via algoritmos genéticos e técnicas de controle linear, em ambiente computacional seqüencial e ambiente paralelo. Inicialmente apresenta-se a formulação do problema tomando como ponto de partida os modelos apresentados no capítulo 3. Na parte referente ao algoritmo genético são apresentadas a codificação (modelagem) das variáveis envolvidas no processo, as diferentes funções aptidão usadas com base no cálculo de autovalores dominantes ou de todo o espectro de autovalores e a forma proposta de utilização dos dois tipos de algoritmos genéticos usados neste trabalho. A parte mais importante deste capítulo diz respeito à estrutura propriamente dita da metodologia empregada e à estrutura dos programas computacionais desenvolvidos. Neste contexto também é apresentada a forma adotada para a paralelização da ferramenta desenvolvida.

6.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Considerando a matriz de estados do sistema aumentado em malha fechada, conforme expressão (3.37), podemos dizer que o sistema é estável a pequenos sinais, ao redor de um ponto de equilíbrio (x_0, z_0, u_0, y_0) , se todos os autovalores da referida matriz estiverem situados no lado esquerdo do plano s dos complexos. Também conforme já fora mencionado no capítulo 3, o projeto de controladores via amortecimento mínimo desejado, usa tipicamente o modelo de estabilidade a pequenos sinais.

Consideremos então o problema da determinação de um conjunto de parâmetros dos estabilizadores de sistemas de potência tal que todos os *na* autovalores da matriz aumentada A_a de malha fechada, para diversos pontos p de operação pertencentes a um conjunto Ω , tenham parte real negativa. Se pensarmos em termos de um problema de otimização, já que será usado algoritmo

genético, o qual é adequado para a maximização de funções, o objetivo é obter um ajuste do conjunto ρ de parâmetros dos estabilizadores, de tal forma a maximizar o amortecimento mínimo presente no sistema em malha fechada, para todos os pontos p de operação considerados. A formulação do problema sob esta forma, entre outros, já foi proposta por FREITAS et al. [30]. Nesta dissertação uma formulação semelhante é empregada, porém levando em consideração alternadamente todos os autovalores do sistema ou somente aqueles considerados dominantes, conforme detalhado no capítulo 5, item 5.4. Assim podemos formular o problema matematicamente da seguinte forma:

$$\begin{aligned} & \max_{\rho} \{ \min(\zeta_{i,k}) \}, \quad i = 1, 2, \dots, na; k = 1, 2, \dots, p \\ & s.a. \\ & K_{l \min} \leq K_l \leq K_{l \max} \\ & T_{1l \min} \leq T_{1l} \leq T_{1l \max} \\ & T_{3l \min} \leq T_{3l} \leq T_{3l \max} \end{aligned} \quad (6.1)$$

onde o conjunto de restrições refere-se aos limites mínimos e máximos práticos impostos para os ganhos K_l dos estabilizadores de sistemas de potência para os ng geradores com este tipo de equipamento e aos limites mínimos e máximos impostos para os zeros T_{1l}/T_{3l} dos pares de avanço-atraso de fase dos estabilizadores, conforme estrutura vista na expressão (3.18). Os índices subscritos i e k dos autovalores denotam respectivamente o i -ésimo autovalor do k -ésimo ponto de operação do sistema. O índice subscrito l denota uma máquina específica do sistema. O problema formulado é então do tipo *max (min)* e a função objetivo denota um problema de otimização não trivial ou não analítico, cujo valor depende do cálculo de uma série de autovalores de matrizes geralmente de grandes dimensões e até esparsas.

Em outras palavras a questão é encontrar um conjunto ρ de parâmetros dos estabilizadores tal que obtenhamos o maior valor possível para o menor amortecimento ζ associado aos autovalores do sistema. Neste momento então, recorreremos ao algoritmo genético, como técnica com grande poder de *busca e exploração*, apropriada para otimizar problemas com funções não analíticas. A função objetivo acima definida também poderia ser expressa em função da maximização da menor parte real negativa dos autovalores do sistema.

6.3 CODIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS ENVOLVIDOS

Conforme visto no capítulo 4, a codificação (modelagem do problema) é o primeiro passo a seguir em direção à implantação do algoritmo genético. Também de acordo com o explicado no referido capítulo, a técnica usada nesta dissertação é a de codificação binária dos parâmetros concatenados, onde cada um dos parâmetros dos estabilizadores, após serem transformados em números binários, são justapostos, formando um cromossomo. Existem outras maneiras de codificar-se o cromossomo, no entanto, esta técnica é de simples implementação e apresenta bons resultados.

Por outro lado, o conjunto ρ de parâmetros dos estabilizadores de sistemas de potência, que serão ajustados pelo algoritmo genético abrange os zeros dos estágios de avanço-atraso de fase $T1$ e $T3$ e o ganho K . Isto se deve às seguintes premissas:

- Considera-se a estrutura dos estabilizadores dada pela expressão (3.18);
- A constante de tempo T_w do filtro "Wash-Out" é fixada num valor típico de 10 seg, sendo que na prática a indústria usa valores entre 3 a 10 seg;
- As constantes de tempo $T2$ e $T4$ dos pólos dos estágios de avanço são ambas fixadas em 0,15 seg para os estabilizadores com sinal derivado da velocidade e 0,28 seg para os estabilizadores com sinal derivado da potência elétrica. Esta é uma prática comum na indústria de energia elétrica e os valores adotados também são típicos.

Devido às premissas, sobram as três variáveis mencionadas. Mas por questões de economia de esforço computacional, pode-se ainda fazer uma simplificação ao assumir que os zeros $T1$ e $T3$ são iguais entre si. Desta forma os únicos parâmetros a serem otimizados via algoritmo genético são o zero $T1$ e o ganho K de cada estabilizador do sistema, isto é, 2 parâmetros por ESP.

O passo seguinte é definir os valores limites de cada uma das variáveis ou parâmetros a serem otimizados. Independente do sistema teste utilizado, os valores iniciais que limitaram o espaço de busca na primeira etapa de otimização foram:

Tabela 6.1 - Valores Limites Iniciais dos Parâmetros a serem Otimizados

	Zeros $T1$		Ganhos K	
	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo
ESP derivado da velocidade	0,15	1,50	1,0	80,0
ESP derivado da pot. elétrica	0,01	0,28	-1,0	- 40,0

Estes valores, do ponto de vista dos sistemas testados e até de valores praticados na indústria, podem ser considerados bastante abertos. Cabe salientar também, que o espaço de busca contempla a possibilidade de que haja cancelamento de pólos e zeros, cabendo somente ao algoritmo genético chegar ou não a essa situação extrema.

A seguir é escolhido o número de bits para a codificação binária. De acordo ao capítulo 4, item 4.3.1, há uma solução de compromisso entre, por um lado, adotar um número pequeno de bits com conseqüente vantagem computacional, mas empobrecendo a resolução do resultado final e, por outro lado, adotar um elevado número de bits, aumentando a resolução do resultado final a ser obtido mas exigindo um alto custo em termos de tempo de CPU. Geralmente os autores deixam a critério do projetista esta missão, recomendando no entanto adotar uma resolução que permita a obtenção de um resultado para o parâmetro que seja compatível com a exatidão requerida e com o intervalo de busca. No caso desta dissertação foi utilizado um número de bits igual a 10. Isto significa que, para os parâmetros T_1 e K existem $2^{10} = 1024$ valores diferentes ou também que a resolução é de $1/1024 = 0,0009765$ x faixa da variação do parâmetro.

Desta forma o cromossomo final codificado fica com n° bits x n_g x n_v , onde n_g é o número de geradores com estabilizadores de sistemas de potência, e n_v é o número de variáveis. No caso do sistema teste de pequeno porte, com somente dois geradores dotados com ESPs, o cromossomo final tem $10 \times 2 \times 2 = 40$ bits. Neste caso o algoritmo genético tem um total de 2^{40} ou 1.099.511.627.776 combinações diferentes a explorar. Porém, já no caso do sistema dotado de 9 geradores com ESP, o tamanho do cromossomo codificado é $10 \times 9 \times 2 = 180$ bits. E neste caso o algoritmo genético tem um total de 2^{180} ou 1,532495540866E+54 combinações diferentes. Uma das razões pela qual se escolheu a utilização de um número de combinações tão elevado, como conseqüência direta da alta resolução adotada, era a previsão inicial de emprego da computação paralela. O cromossomo foi formado pela seqüência justaposta dos códigos binários dos parâmetros de cada estabilizador do sistema elétrico de potência, ou seja, $K_1, T_1, K_2, T_2, \dots, K_{n_g}, T_{n_g}$.

6.4 A FUNÇÃO DE APTIDÃO

A função de aptidão escolhida, de acordo ao já explicado nos capítulos 3 e 4, está baseada na análise dos autovalores da matriz aumentada de malha fechada, representadas pelas expressões (3.38) ou (5.12), já que a função objetivo vista em (6.1) é obviamente não analítica. Após o cálculo dos autovalores da matriz de estados na sua forma explícita ou implícita através da matriz

jacobiano, são calculados os amortecimentos associados a cada autovalor, segundo a expressão (5.2). É feita uma análise dos amortecimentos e detectado qual o menor amortecimento presente no sistema, atribuindo-se um valor de aptidão ao indivíduo conforme segue:

$$\text{Aptidão} = \begin{cases} 0.0, \text{ se } \zeta_{\min} < -15\% \\ 0.2, \text{ se } -15\% \leq \zeta_{\min} < -5\% \\ 0.5, \text{ se } -5\% \leq \zeta_{\min} < 0\% \\ 1.0, \text{ se } 0\% \leq \zeta_{\min} < 2\% \\ 2.0, \text{ se } 2\% \leq \zeta_{\min} < 4\% \\ 4.0, \text{ se } 4\% \leq \zeta_{\min} < 5\% \\ 5.0, \text{ se } 5\% \leq \zeta_{\min} < 6\% \\ 6.0, \text{ se } 6\% \leq \zeta_{\min} < 8\% \\ 8.0, \text{ se } 8\% \leq \zeta_{\min} < 10\% \\ 10.0, \text{ se } 10\% \leq \zeta_{\min} < 12\% \\ 12.0, \text{ se } 12\% \leq \zeta_{\min} < 14\% \\ 14.0, \text{ se } 14\% \leq \zeta_{\min} < 16\% \\ 16.0, \text{ se } 16\% \leq \zeta_{\min} < 18\% \\ 18.0, \text{ se } 18\% \leq \zeta_{\min} < 20\% \\ 20.0, \text{ se } 20\% \leq \zeta_{\min} < 22\% \\ 22.0, \text{ se } \zeta_{\min} \geq 22\% \end{cases} \quad (6.2)$$

Nesta função (tabela) aptidão há três aspectos importantes a ressaltar:

- Na maior parte dos casos o valor da aptidão é o próprio valor do amortecimento mínimo encontrado, expresso em %;
- A parte inicial da tabela aptidão destina-se aos amortecimentos mínimos encontrados, que apesar de representarem modos instáveis ($\zeta < 0\%$), orientam o algoritmo genético no início do processamento a tomar o rumo do aumento progressivo do amortecimento mínimo presente no sistema, atribuindo uma aptidão de valor pequeno ("incentivo") para os amortecimentos mínimos que apesar de serem negativos, já começam a se aproximar do lado esquerdo do plano complexo s ;
- Na segunda parte da tabela, a aptidão do indivíduo é o valor inferior da faixa na qual se situa o amortecimento mínimo encontrado no sistema.

Este tipo de função aptidão na realidade é uma modificação da função aptidão que já fora utilizada por TARANTO et al. [31] com excelentes resultados práticos. As diferenças consistem no valor da aptidão atribuída, que no caso desta dissertação é o próprio amortecimento mínimo encontrado, além da maior resolução de intervalos adotada, no sentido de tornar a função aptidão mais próxima de uma função contínua.

Por outro lado, cabe salientar que nesta dissertação a mesma função aptidão foi utilizada em dois casos diferentes:

- Cálculo de todos os *na* autovalores da matriz de estados aumentada ou jacobiano aumentado e;
- Cálculo somente dos *nd* autovalores dominantes das mesmas matrizes.

6.5 ESTRUTURA DA METODOLOGIA E DOS PROGRAMAS DESENVOLVIDOS

Basicamente a metodologia empregada nesta dissertação pode ser dividida em três etapas:

- Obtenção das Matrizes de Estado e/ou Jacobianos* - Nesta etapa primeiramente deve-se rodar o programa de fluxo de carga para obter as condições iniciais do sistema de potência para um determinado conjunto 'p' de pontos de operação diferentes. Neste caso o programa de fluxo de carga utilizado foi o ANAREDE [58]. Após obter-se as soluções de fluxo de potência para os diversos pontos de operação, com o auxílio do PACDYN [59] são geradas as matrizes de estado e/ou jacobianos correspondentes ao sistema de potência em malha aberta, isto é, sem considerar os estabilizadores de sistemas de potência, pois desconhece-se o ajuste a ser adotado para os mesmos. O último passo desta etapa é exportar para um arquivo tipo texto as matrizes de estado e/ou jacobiano geradas pelo PACDYN, com o auxílio do Matlab, de tal modo a que as matrizes possam ser lidas por um programa Fortran.
- Ajuste dos Estabilizadores de Sistema de Potência via Algoritmo Genético* - Esta etapa pode ser considerada como a principal parte do método. O objetivo da mesma é basicamente fazer com que o algoritmo genético, usando uma função aptidão baseada no cálculo de autovalores do sistema conforme proposto em (6.2), ajuste progressiva e simultaneamente as variáveis desconhecidas do processo, que são os zeros e ganhos de todos os estabilizadores de sistemas de potência, de forma a que se maximize o amortecimento mínimo presente no sistema. Para alcançar tal objetivo foi desenvolvida em Fortran 77 uma ferramenta computacional, documentada no Anexo 2, que consiste de três módulos principais, a saber:
 - O Algoritmo Genético, incluindo a função aptidão (Programa principal) - Num mesmo programa foram implementados os dois tipos de algoritmos genéticos descritos no capítulo

4. O programa consiste de um conjunto de rotinas que implementam as duas técnicas, denominadas algoritmo genético convencional e micro algoritmo genético. Estas rotinas foram adaptadas a partir de rotinas existentes, desenvolvidas por CARROL [50].

- Rotina para Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano aumentado - Esta rotina calcula, com base na matriz original, a matriz aumentada obtida via realimentação das saídas, conforme matriz modelo (3.38). Com este fim, em cada geração do AG, para cada indivíduo da população, deve ser recalculada a matriz aumentada, já que os produtos dos blocos BDC e BcC variam com o ajuste dos zeros $T1$ e $T3$ e do ganho de cada um dos estabilizadores.
 - Rotina 'Lopsided' para Cálculo de Autovalores da matriz aumentada - Esta rotina implementa o método descrito no item 5.3.3 do capítulo 5, cujo fluxograma se encontra no Anexo 1, para cálculo de autovalores da matriz aumentada de malha fechada. A metodologia implementada na rotina denomina-se *Método das Iterações Simultâneas com Inverso Implícito* ou também "*Lopsided Iteration*". Esta rotina pode ser usada tanto para o cálculo somente dos autovalores dominantes como também de todos os autovalores da matriz, bastando para isso fazer o número de "trial vectors" igual à dimensão da matriz aumentada.
- c) *Verificação Final dos Resultados* - Para confirmação dos resultados obtidos pela ferramenta desenvolvida, e considerando que a ferramenta baseou-se em técnicas de controle linear, foram realizadas simulações digitais não lineares com o programa ANATEM [60], visando verificar o desempenho dinâmico do sistema à pequenas e grandes perturbações. Também foram feitas simulações com o programa PACDYN, de análise de estabilidade a pequenos sinais. Isto fez-se necessário principalmente naqueles casos onde os ajustes dos ESPs foram obtidos com função aptidão baseada no cálculo exclusivo de autovalores dominantes, de forma a permitir analisar como se comportavam os demais autovalores associados a matriz de estados e/ou jacobiano.

As três etapas da metodologia podem ser observadas em forma resumida no diagrama a seguir. Note-se, a título de exemplo, que se uma dada população de um algoritmo genético possuir 50 indivíduos, se o critério de parada adotado for o de máximo número de gerações e este for ajustado para 40 e se o número de pontos de operação for igual a 10 e se adicionalmente para cada indivíduo em cada ponto de operação forem aplicados 3 diferentes deslocamentos complexos de frequência na rotina "*Lopsided*", ao final do processo de convergência teremos $50 \times 40 \times 10 \times 3 = 60.000$ cálculos de autovalores da matriz aumentada de malha fechada.

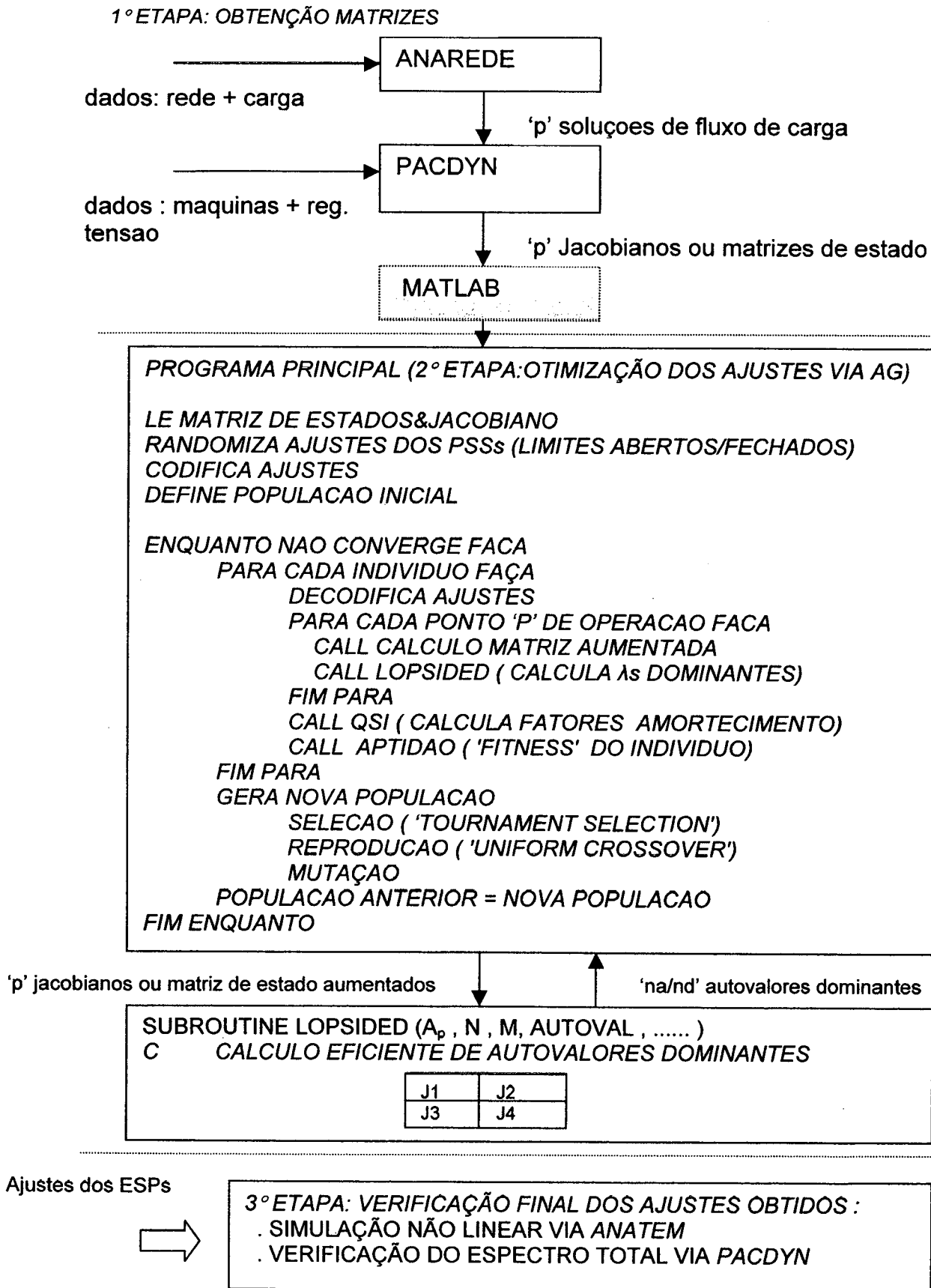


Figura 6.1- Estrutura Básica da Metodologia Proposta

6.6 A OTIMIZAÇÃO EM DUAS ETAPAS: A APLICAÇÃO DE DUAS TÉCNICAS CONSECUTIVAS DE ALGORITMOS GENÉTICOS

Segundo a formulação do problema exposta no item 6.2, a função objetivo está sujeita a restrições que impõem limites aos valores máximos e mínimos das constantes de tempo dos zeros dos estágios de avanço-atraso de fase e dos ganhos dos estabilizadores. Por outro lado, conforme já explicado no capítulo 4 existem diversas formas de gerar os indivíduos da população inicial de um algoritmo genético, sendo a mais tradicional delas a geração aleatória dos indivíduos da população. No entanto surge a questão de quais limites máximos e mínimos devem ser aplicados a cada um dos parâmetros otimizados via algoritmo genético. Alguns dos trabalhos já publicados nesta área, como por exemplo o de TARANTO et al. [31], propõem a introdução, numa população previamente gerada em forma aleatória, de alguns indivíduos que tenham sido gerados por algum método analítico. Desta forma tem-se também a noção do espaço de busca a ser explorado, ou seja, dos limites a serem impostos aos parâmetros. Em outros trabalhos adotaram-se limites provenientes do conhecimento prático disponível sobre o problema, por parte dos pesquisadores.

Porém, de acordo com o explicado no capítulo 4, a técnica dos micro algoritmos genéticos é uma ótima opção quando se deseja obter uma rápida solução para um problema e quando encontrar-se o ótimo global não represente uma necessidade imperativa. Na realidade, o que os micro algoritmos genéticos fazem, é encontrar basicamente ótimos locais, demandando um pequeno esforço computacional. Tendo isso em consideração, nesta dissertação partiu-se do princípio que os limites iniciais dos parâmetros a serem otimizados via algoritmo genético eram desconhecidos e utilizou-se numa primeira etapa, denominada de *pré-otimização*, o micro algoritmo genético com limites dos parâmetros bem abertos em relação aos valores tipicamente usados na indústria de energia elétrica, cujos valores podem ser observados na tabela 6.1.

Logo após, tomaram-se os resultados obtidos com o micro algoritmo genético, realizando-se uma análise somente dos ótimos locais, onde se detectou entre quais valores máximos e mínimos variavam os parâmetros a serem otimizados pelo algoritmo genético. Assumiu-se então a premissa que os parâmetros associados com o ótimo global se situavam dentro da faixa estabelecida pelos ótimos locais. Desta forma reduz-se bastante o espaço de busca do algoritmo genético convencional, o qual concentra seu esforço num intervalo menor de variação dos parâmetros. Assim sendo, numa segunda etapa, denominada de *otimização*, aplicaram-se os algoritmos genéticos convencionais com os limites das variáveis obtidos a partir da faixa de variação dos

parâmetros associados com os ótimos locais obtidos na etapa de pré-otimização, via micro algoritmos genéticos. A figura a seguir ilustra o esquema adotado nesta dissertação.

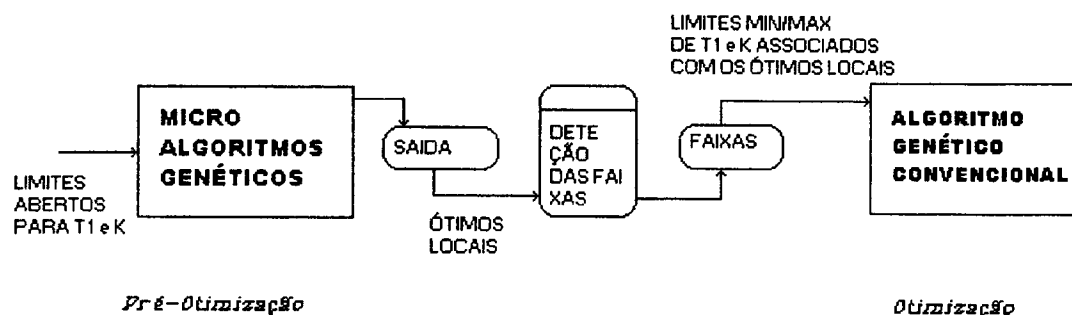


Figura 6.2 - Otimização em duas etapas

6.7 A PARALELIZAÇÃO DO ALGORITMO DESENVOLVIDO

Várias hipóteses de paralelização do algoritmo seqüencial foram estudadas, tendo como meta porém empregar uma solução que permitisse obter uma ótima granularidade. No diagrama 6.1 pode ser observado que cada indivíduo da população deve ser testado para todos os pontos p de operação existentes, isto é, o cálculo de autovalores da matriz aumentada está dentro de um loop computacional, que faz variar o ponto de operação a ser analisado, e para cada ponto de operação a ser analisado há uma matriz aumentada associada.

O tipo de processamento que ocorre para cada ponto de operação é exatamente igual e isto conduz à utilização do *paralelismo de dados* dentro dos paradigmas da computação paralela, sendo este o tipo de paralelismo que foi adotado no caso desta dissertação, onde utiliza-se o mesmo programa em cada processador escravo, com dados diferentes e totalmente independentes entre si, pois a matriz aumentada correspondente a um ponto de operação não depende da matriz associada aos outros pontos. Desta forma obteve-se uma *granularidade grossa* para o algoritmo, pois grandes tarefas são processadas independentemente, e ao final de cada processamento somente os autovalores associados a cada ponto p de operação são devolvidos ao processador mestre. O algoritmo foi paralelizado utilizando-se as bibliotecas do PVM (*Parallel Virtual Machine*), com processador mestre e no máximo 10 processadores escravos. A figura a seguir mostra a paralelização do algoritmo em forma simplificada.

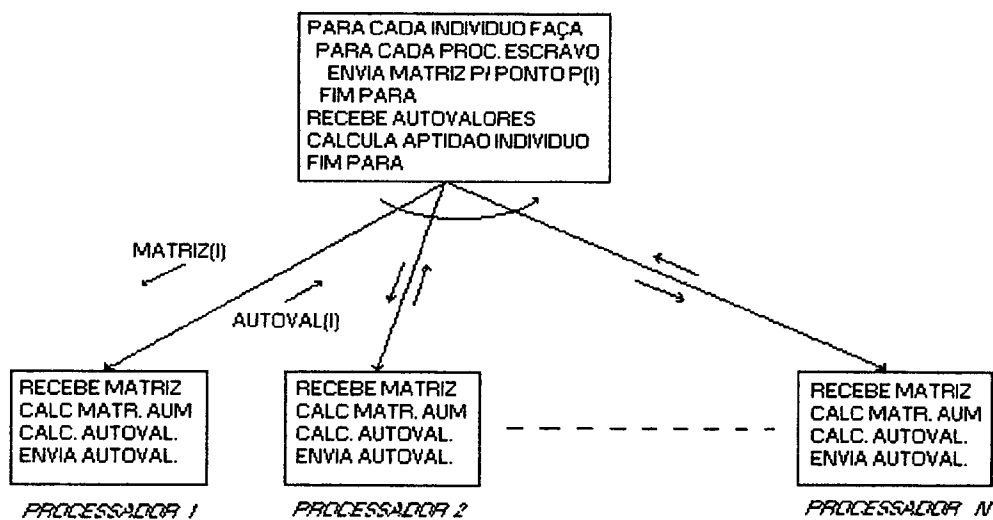


Figura 6.3 - Simplificação da Paralelização do Algoritmo

6.8 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou a estrutura básica da metodologia proposta para a obtenção do ajuste coordenado de estabilizadores de sistemas de potência robustos via cálculo eficiente de autovalores e algoritmos genéticos em ambiente computacional paralelo. A formulação do problema, a codificação dos parâmetros no algoritmo genético, a forma de aplicação das duas técnicas de algoritmo genético, a função aptidão e a forma de paralelização do algoritmo foram discutidas de tal modo a nos permitir apresentar no capítulo 7 todos os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta, tendo em consideração todos os conceitos necessários.

CAPÍTULO 7

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA E ANÁLISE DOS RESULTADOS OBTIDOS

7.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta no capítulo anterior, para o projeto de estabilizadores de sistemas de potência robustos via algoritmos genéticos e cálculo de autovalores em ambiente computacional seqüencial e paralelo. A descrição dos sistemas elétricos de potência teste e a relação dos parâmetros do algoritmo genético e da rotina de cálculo de autovalores, cuja influência é estudada, também são incluídas.

Uma avaliação extensa dos resultados é realizada, incluindo uma comparação entre as implementações seqüencial e paralela, entre ESPs derivados da velocidade e da potência elétrica e entre a opção do uso da função aptidão baseada no espectro total e somente nos autovalores dominantes. Também são apresentadas simulações digitais não lineares dos sistemas quando sujeitos a uma grande perturbação, para avaliar o desempenho dos ajustes dos ESPs obtidos via a metodologia proposta.

7.2 DESCRIÇÃO DOS SISTEMAS TESTES

Foram utilizados dois sistemas teste para a aplicação da metodologia proposta nesta dissertação, ambos multimáquinas. A seguir os mesmos são apresentados, incluindo uma breve análise de suas respectivas estabilidades a pequenos sinais, para todos os pontos de operação selecionados.

7.2.1 SISTEMA WSCC

O primeiro sistema teste utilizado nesta dissertação é o sistema utilizado por ANDERSON e FOUAD [60] para realização de estudos analíticos de estabilidade. O mesmo é composto por 3

máquinas síncronas interligadas em anel. Os dados da rede elétrica bem como das máquinas síncronas encontram-se no Anexo 3 e o diagrama unifilar é mostrado na figura abaixo.

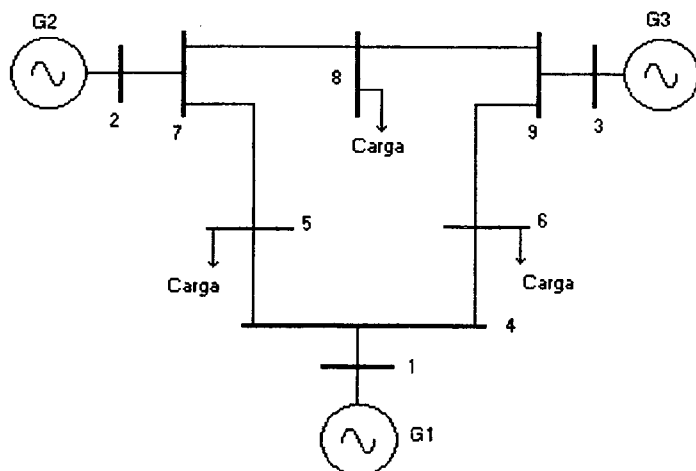


Figura 7.1 - Diagrama Unifilar do Sistema WSCC

A máquina 1 foi modelada como uma barra infinita e tomada como referência do sistema. As máquinas 2 e 3 foram representadas por modelos de terceira ordem, definido como sendo o modelo 2, segundo proposto por ARRILLAGA [38] e descrito no capítulo 3. Os reguladores de tensão foram representados por um modelo de primeira ordem, conforme expressão (3.8) do capítulo 3, com um ganho de 200 e uma constante de tempo de 0,01s. O vetor de estados associado às máquinas 2 e 3 é dado pela expressão (3.9).

Conforme o capítulo 2, para o projeto robusto dos estabilizadores de sistemas de potência, serão considerados para um sistema de médio porte 5 pontos de operação distintos entre si, com variação não só da carga nas barras mas também do perfil de tensão nas barras de geração. A tabela a seguir mostra os pontos de operação considerados e também os autovalores dominantes do sistema em malha aberta, incluindo os amortecimentos. Na mesma pode-se observar que o sistema é estável a pequenos sinais em todos os pontos de operação, mas apesar de ser estável, o amortecimento é extremamente baixo, em especial no ponto 3, requerendo-se estabilizadores capazes de aumentar o torque de amortecimento para todos os pontos de operação. Por tratar-se de um sistema pouco malhado, a topologia da rede só foi alterada na simulação digital não linear de grandes perturbações, onde se simulou um curto-circuito com posterior desconexão de linha.

Tabela 7.1 - Autovalores em Malha Aberta - Sistema WSCC

Ponto de Operação	Geração (MW)	Carga Total (MW)	Tensão Barras Ger (pu)	Autovalores M.A.	ζ (%)
1	G2=163;G3=85	315	1.025	-0.227 +/- j7.315	3.11
2	G2=163;G3=85	265	1.025	-0.097 +/- j7.834	1.24
3	G2=163;G3=85	250	1.025	-0.072 +/- j7.873	0.93
4	G2=173;G3=90	350	1.025	-0.180 +/- j7.359	2.45
5	G2=183;G3=95	350	1.030	-0.126 +/- j7.509	1.68

7.2.2 SISTEMA NEW ENGLAND

O segundo sistema utilizado para teste da metodologia proposta é o sistema New England, composto por 10 máquinas e 39 barras. Os dados do sistema encontram-se no Anexo 4. A máquina da barra 39 foi tomada como a referência e foi modelada como barra infinita. As demais máquinas foram representadas pelo modelo 3 (quarta ordem) proposto por ARRILLAGA [38], segundo descrito no capítulo 3. Os reguladores de tensão também foram representados por um modelo de primeira ordem, com um ganho de 200 e uma constante de tempo de 0,01s, modelo típico de sistemas de excitação modernos baseados em pontes de tiristores. Note-se que foi adotada esta modelagem com ganhos altos e pequena constante de tempo para os reguladores de tensão, ao invés dos modelos originais dos reguladores de tensão de New England, para exacerbar a instabilidade do sistema a pequenos sinais e comprovar a eficiência da metodologia. O vetor de estados é definido pela expressão (3.10) e o diagrama do sistema é apresentado a seguir.

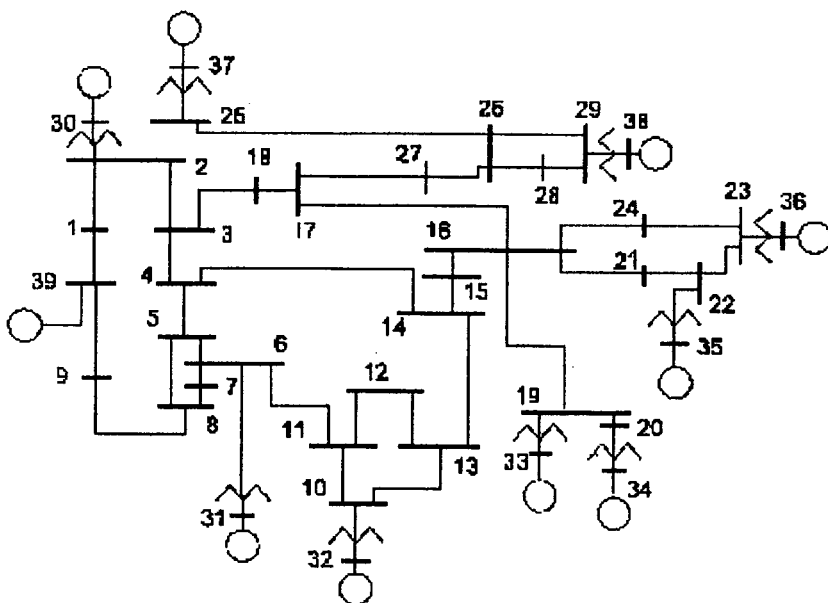


Figura 7.2 - Diagrama Unifilar do Sistema de New-England

Conforme o capítulo 2, para o projeto robusto dos estabilizadores de sistemas de potência, serão considerados para o sistema New England 10 pontos de operação distintos entre si, com variação não só da carga nas barras mas também da topologia da rede. A tabela a seguir mostra todos os pontos de operação considerados e também os autovalores dominantes do sistema em malha aberta, incluindo os amortecimentos associados. Na mesma, pode-se observar que o sistema é instável a pequenos sinais para todos os pontos de operação, e portanto requerendo o sistema de estabilizadores ajustados de forma a conferir torque de amortecimento para todos os pontos de operação.

Tabela 7.2 - Autovalores em Malha Aberta/ Sistema New England

Ponto de Operação	Geração (MW) excluindo Ref.	Carga Total (MW)	Topologia	Autovalores M.A.	ζ (%)
1	5194	6150	Completa	0.383 +/- j7.728	-4.96
2	5194	6150	Des.LT 21-22	0.341 +/- j7.660	-4.46
3	5194	6150	Des.LT 9-39	0.379 +/- j7.727	-4.90
4	5194	6150	Des.LTs21-22/9-39	0.334 +/- j7.659	-4.37
5	5972	7072	Completa	0.539 +/- j7.815	-6.88
6	5972	7072	Des.LT 9-39	0.525 +/- j7.820	-6.71
7	5972	7072	Des.LT 21-22	0.510 +/- j7.719	-6.60
8	3896	4612	Completa	0.150 +/- j7.553	-1.99
9	3896	4612	Des.LT 21-22	0.133 +/- j7.532	-1.78
10	3896	4612	Des.LT 9-39	0.149 +/- j7.553	-1.97

7.3 PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO A SEREM ANALISADOS

Na aplicação da metodologia proposta foi analisada a influência de uma série de parâmetros do algoritmo genético no resultado final obtido, visando estabelecer como os mesmos devem ser ajustados para a obtenção de um resultado ótimo e também para identificar quais realmente exercem uma influência direta sobre a otimização de uma função tipicamente multimodal como a da expressão (6.1). No entanto alguns parâmetros foram fixados, como por exemplo a reprodução elitista, que sempre foi usada. Os parâmetros que foram variados nas diversas simulações realizadas são:

- Tamanho da População - Variada entre 30, 50 e 100 indivíduos para o algoritmo genético convencional e de 5 ou 10 indivíduos para os micro algoritmos genéticos.
- Probabilidade de Cruzamento - Variada entre um mínimo de 0.5 a um máximo de 0.8, intervalos de 0.1.
- Tipo de Cruzamento - Testados o Cruzamento Uniforme e o Cruzamento de Ponto Único.
- Probabilidade de Mutação Genética - Variada entre um mínimo de 0.01 a um máximo de 0.02, intervalos de 0.005.
- Número Máximo de Gerações - Variado entre um mínimo de 40 a um máximo de 75 gerações para o algoritmo genético convencional e entre um mínimo de 25 a um máximo de 50 para os micros algoritmos genéticos.
- Nichos Genéticos ("*Niching*") - Simulados casos com e sem nichos genéticos.
- Semente Geradora de Números Aleatórios - Variado o "*Random number seed*" entre duas alternativas, -1000 e -2000, para testar sua influência na geração aleatória da população e por conseguinte avaliar a convergência do AG com diferentes populações aleatórias.

7.4 PARÂMETROS DA ROTINA "LOPSIDED" A SEREM ANALISADOS

Da mesma forma que o realizado com os parâmetros do algoritmo genético, também foi analisada a influência de alguns parâmetros da rotina de cálculo de autovalores dominantes, que aplica o método das iterações simultâneas com inverso implícito, denominado "*Lopsided*". Isto também foi realizado com o objetivo de estabelecer a importância relativa dos parâmetros na obtenção dos resultados finais desejados. Os parâmetros analisados foram

- Número de deslocamentos frequenciais - Variado entre 1 a 3 deslocamentos, para uma mesma matriz aumentada.
- Número de Ciclos de Iterações Rápidas - Variado entre um mínimo de 1 a um máximo de 9 ciclos de iterações rápidas.
- Número de Vetores de Guarda - Variado entre um mínimo de 0 a um máximo de 25% do total de autovalores que se deseja calcular com precisão mínima aceitável.

7.5 CRITÉRIOS PARA A SELEÇÃO DOS CASOS SIMULADOS

Se considerarmos todos os parâmetros analisados referentes ao algoritmo genético, listados no item 7.3, e referentes à rotina de cálculo de autovalores dominantes, listados no item 7.4, como variáveis que podem assumir estados diferentes, chegamos a um expressivo número de 964 combinações diferentes de casos que poderiam ser simulados, sem considerar os parâmetros que podem ser variados na rotina de cálculo dos autovalores. Portanto, foi necessário adotar algumas premissas para determinar quais casos deveriam ser simulados, os quais são mencionadas a seguir:

- Para o sistema WSCC, cuja ordem da matriz de estados em malha aberta é de apenas 8 (jacobiano de ordem 50), não foi utilizada a função de aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes, somente foi usada a função de aptidão baseada no espectro total de autovalores. Também não foi necessária a implementação da solução em ambiente computacional paralelo para este sistema, por tratar-se de um sistema pequeno e que por consequência não exigia muito esforço computacional. Este sistema foi utilizado como sistema inicial de testes para aferição da metodologia.
- Somente para o sistema New England é que foi implementada a solução em ambiente computacional paralelo, baseada nos dois tipos de funções aptidão, a que usa cálculo de autovalores dominantes e a que usa o cálculo do espectro total de autovalores.
- Baseado nos testes iniciais realizados com o sistema Anderson e nas recomendações de diversos pesquisadores na área de algoritmos genéticos e cálculo de autovalores, foi adotado um caso base de referência, em função do qual se analisaram a influência dos demais parâmetros, variando um ou no máximo dois parâmetros de cada vez. O caso base dispõe das seguintes características: Adoção de compartilhamento (nichos genéticos), probabilidade de mutação genética igual a 0.01, cruzamento do tipo uniforme com possibilidade típica de cruzamento igual a 0.5, "random number seed" igual a -1000, tamanho típico da população igual a 50 indivíduos para o algoritmo genético convencional e de 5 indivíduos para os micro algoritmos genéticos e finalmente um número máximo de gerações igual a 50. No que tange ao cálculo de autovalores dominantes, foi adotado como valor típico um número de vetores de guarda igual a 10% da quantidade de autovalores que se deseja calcular com precisão, 2 deslocamentos complexos de frequência e número de ciclos de iterações rápidas igual a 3.
- Os mesmos casos simulados para ESPs derivados do sinal de velocidade são simulados para ESPs derivados da potência elétrica.

- Os microalgoritmos genéticos só foram processados com função aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores, pois os mesmos demandam pouco esforço computacional.
- Somente 25% dos casos rodados para o sistema New England em ambiente computacional seqüencial foram também processados em ambiente computacional paralelo, pois o objetivo neste ambiente não era o de analisar a influência dos parâmetros do algoritmo genético ou do cálculo de autovalores, mas sim medir o "speed-up" e comprovar a obtenção dos mesmos resultados pelo algoritmo paralelo.

7.6 SISTEMA WSCC - RESULTADOS DA IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL

De acordo com a metodologia proposta, primeiramente foram processados os casos via micro algoritmos genéticos com os limites dos parâmetros abertos e estabelecidos segundo a tabela do item 6.3. Logo após, com os limites máximos e mínimos associados aos ótimos locais obtidos via micro algoritmo genético processaram-se os casos com o algoritmo genético convencional. Primeiramente são apresentados os resultados associados com ESPs de sinais derivados da velocidade e posteriormente os resultados associados com os ESPs derivados da potência elétrica. Todos os casos para este sistema de 09 barras e 03 máquinas foram processados usando função de aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores, pelos motivos descritos no item 7.5.

7.6.1 ESP DERIVADO DO SINAL DE VELOCIDADE

Tabela 7.3 - 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Possibilidade Cruzamento	Número "Seed"	Aptidão Máxima / Média Obtida (ζ em %)	Tempo Total de CPU* (min)
1	5 / 50	Uniforme / 0.5	-1000	10.0 / 10.0	4

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.4 - Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 8\%$

Caso	Ganho K Máximo	Ganho K Mínimo	Constante de Tempo T1 Máxima(s)	Constante de Tempo T1 Mínima(s)
1	53.0	7.90	0.26	0.17

No Anexo 5 encontra-se a listagem de saída do micro algoritmo genético, mostrando integralmente o processo de convergência da população, desde a geração inicial até a final, para o caso número 1. Na tabela a seguir *S* significa que a técnica de compartilhamento foi adotada e *Ñ* que não foi adotada.

Tabela 7.5 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutaçao	Aptidão Máxima/ Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(min)
2	30 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.01	20.0/13.0	21
3	30 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-2000	0.01	18.0/13.9	23
4	30 / 50	Uniforme / 0.5	Ñ/-1000	0.01	20.0 /18.8	22

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.6 - Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	K_2	$T1_2$	K_3	$T1_3$
2	16.90	0.26	8.42	0.17
3	22.38	0.25	8.11	0.17
4	18.54	0.26	7.98	0.17

Observações: 1) $T3 = T1$; 2) Pólos do ESP fixados em 0.15s; 3) Os subscritos denotam a máquina

Os ajustes obtidos para os casos 2, 3 e 4 mostram-se bastante coerentes entre si, indicando que os mesmos podem representar um conjunto de parâmetros que esteja próximo do ótimo global. A tabela a seguir mostra como ficaram os autovalores dominantes do sistema para cada um dos pontos de operação, com os estabilizadores ajustados com os valores obtidos através da metodologia proposta. Estes autovalores foram obtidos com o auxílio do programa PACDYN, demonstrando-se a correção do cálculo dos autovalores, obtidos via a rotina Lopsided e também da modelagem utilizada. Ressalta-se que para o caso da simulação com o PACDYN, já foram considerados os filtros "wash-out" de cada um dos estabilizadores, comprovando-se sua pequena influência em dinâmicas rápidas.

Tabela 7.7 - Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema WSCC

Caso	Autovalores ($\zeta \rightarrow \%$; $f \rightarrow \text{Hz}$) / Ponto de Operação				
	1	2	3	4	5
2	-6.54+/-j22.30	-4.95+/-j23.35	-4.90+/-j23.37	-6.74+/-j22.20	-4.90+/-j23.37
	(28.13 ; 3.55)	(20.74 ; 3.72)	(20.54 ; 3.72)	(29.08 ; 3.53)	(20.54 ; 3.72)
	-5.05+/-j2.89	-4.70+/-j1.44	-4.70+/-j1.46	-2.55+/-j3.49	-4.70+/-j1.46
	(86.3 ; 0.46)	(95.56 ; 0.23)	(95.50 ; 0.23)	(59.0 ; 0.56)	(95.50 ; 0.23)
3	-6.51+/-j24.69	-4.97+/-j25.64	-4.91+/-j25.64	-6.70+/-j24.63	-6.53+/-j24.84
	(25.52 ; 3.93)	(19.05 ; 4.08)	(18.83 ; 4.08)	(26.26 ; 3.92)	(25.43 ; 3.45)
	-2.60+/-j2.87	-2.94+/-j2.90	-2.96+/-j2.90	-2.54+/-j2.95	-2.55+/-j2.99
	(67.13 ; 0.46)	(71.24 ; 0.46)	(71.49 ; 0.46)	(65.2 ; 0.47)	(64.93 ; 0.48)
4	-6.70+/-j23.37	-5.14+/-j24.36	-5.08+/-j24.37	-6.90+/-j23.30	-6.73+/-j23.50
	(27.57 ; 3.72)	(20.65 ; 3.88)	(20.43 ; 3.88)	(28.40 ; 3.71)	(27.53 ; 3.74)
	-2.54+/-j3.22	-2.80+/-j3.25	-2.83+/-j3.26	-2.48+/-j3.29	-2.50+/-j3.33
	(61.92 ; 0.51)	(65.38 ; 0.52)	(65.63 ; 0.52)	(60.31 ; 0.52)	(60.12 ; 0.53)

Conforme a metodologia, para avaliar o desempenho dos ESPs, também foram realizadas uma série de simulações digitais não-lineares, com o auxílio do programa ANATEM, considerando uma perturbação do tipo curto circuito sólido aplicado a barra 9, com posterior remoção do curto circuito e da linha 6-9 após 0.05 segundos. O resultado da simulação, para um dos pontos de operação e considerando os ajustes do ESP obtidos para o caso 2, pode ser visto na figura a seguir.

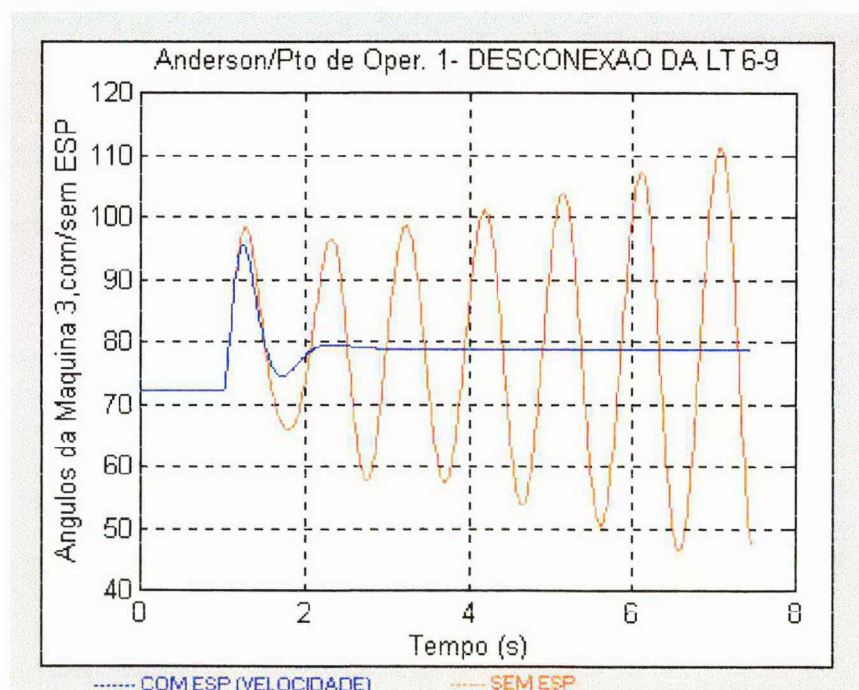


Figura 7.3 - Simulação via ANATEM da atuação do ESP derivado da velocidade

7.6.2 ESP DERIVADO DO SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA

Tabela 7.8 - 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Possibilidade Cruzamento	Número "Seed"	Aptidão Máxima / Média / Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo Total de CPU* (min)
5	5 / 50	Uniforme / 0.5	-1000	6.0 / 5.4	4

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.9 - Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 4\%$

Caso	Ganho K Máximo	Ganho K Mínimo	Constante de Tempo T1 Máxima(s)	Constante de Tempo T1 Mínima(s)
5	-6.90	-2.20	0.10	0.01

Tabela 7.10 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutaçao	Aptidão Máxima/ Média / Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(min)
6	30 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.010	20.0/15.7	20
7	30 / 50	Uniforme/ 0.7	S/-1000	0.010	20.0/16.5	18
8	30 / 50	Uniforme / 0.5	S/-1000	0.015	20.0 / 14.8	19

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.11 - Exemplos de Ajustes Obtidos para os Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	K_2	$T1_2$	K_3	$T1_3$
6	-2.42	0.09	-2.99	0.05
7	-3.29	0.06	-3.24	0.06
8	-2.52	0.10	-3.23	0.03

Observações: 1) $T3 = T4 = 1s$; 2) Polo do ESP fixado em 0.28s; 3) Os subscritos denotam a máquina

Da mesma forma que no caso anterior, apresenta-se uma tabela que mostra como ficaram os autovalores dominantes do sistema para cada um dos pontos de operação, com os estabilizadores ajustados com os valores obtidos através da metodologia proposta. Estes autovalores foram obtidos com o auxílio do programa PACDYN, demonstrando-se a correção do cálculo dos autovalores, obtidos via a rotina Lopsided, e também da modelagem, dado que o amortecimento mínimo encontrado é similar ao obtido via a função aptidão. Ressalta-se que para o caso da simulação com o PACDYN, já foram considerados os filtros "wash-out" de cada um dos estabilizadores, comprovando-se sua pequena influência em dinâmicas rápidas.

Tabela 7.12 - Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema WSCC

Caso	Autovalores (ζ ->%; f ->Hz)/ Ponto de Operação				
	1	2	3	4	5
6	-0.43+/-j1.65 (25.13 ; 0.26)	-0.39+/-j1.47 (25.79 ; 0.23)	-0.39+/-j1.47 (25.79 ; 0.23)	-0.44+/-j1.72 (25.04 ; 0.27)	-0.45+/-j1.74 (25.27 ; 0.28)
	-0.60+/-j2.16 (26.86 ; 0.35)	-0.57+/-j2.12 (25.85 ; 0.34)	-0.58+/-j2.13 (25.94 ; 0.34)	-0.63+/-j2.20 (27.48 ; 0.35)	-0.64+/-j2.22 (27.66 ; 0.35)
7	-0.33+/-j1.47 (21.92 ; 0.23)	-0.30+/-j1.34 (22.50 ; 0.21)	-0.31+/-j1.34 (22.51 ; 0.21)	-0.34+/-j1.52 (21.91 ; 0.24)	-0.35+/-j1.54 (22.10 ; 0.25)
	-0.57+/-j2.02 (27.11 ; 0.32)	-0.52+/-j1.95 (26.09 ; 0.31)	-0.53+/-j1.95 (26.16 ; 0.31)	-0.59+/-j2.07 (27.66 ; 0.33)	-0.60+/-j2.09 (27.87 ; 0.33)
8	-0.41+/-j1.61 (24.93 ; 0.26)	-0.37+/-j1.43 (25.56 ; 0.23)	-0.37+/-j1.43 (25.56 ; 0.23)	-0.43+/-j1.68 (24.81 ; 0.27)	-0.44+/-j1.70 (25.05 ; 0.27)
	-0.56+/-j2.09 (26.15 ; 0.33)	-0.53+/-j2.06 (24.97 ; 0.33)	-0.53+/-j2.07 (25.06 ; 0.33)	-0.58+/-j2.11 (26.84 ; 0.34)	-0.60+/-j2.13 (27.00 ; 0.34)

Similarmente ao caso anterior, visando avaliar o desempenho dos ESPs derivados da potência elétrica, também foram realizadas uma série de simulações digitais não-lineares, com o auxílio do programa ANATEM, considerando uma perturbação do tipo curto circuito sólido aplicado a barra 9, com posterior remoção do curto circuito e da linha 6-9 após 0.05 segundos. No ANATEM também são considerados os filtros e os limitadores associados aos ESPs. O resultado da simulação, para um dos pontos de operação e considerando os ajustes do ESP obtidos para o caso 6, pode ser visto na figura a seguir.

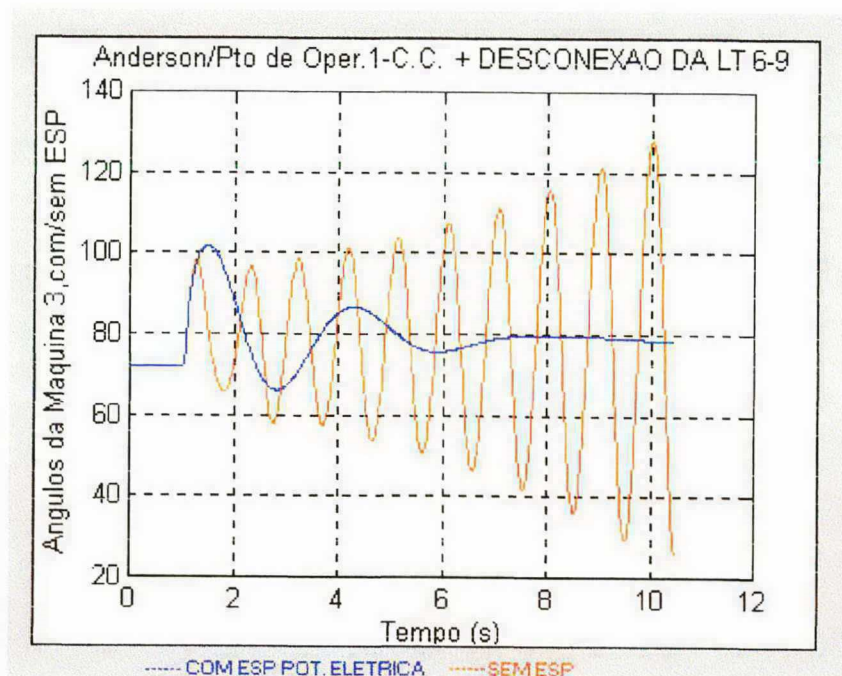


Figura 7.4 - Simulação via ANATEM da atuação do ESP derivado da potência elétrica

7.7 SISTEMA NEW ENGLAND - IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL E PARALELA

A mesma metodologia foi aplicada ao sistema New England, sendo primeiramente processados os casos via micro-algoritmos genéticos (1^a etapa: pré-otimização) com os limites dos parâmetros abertos e estabelecidos segundo a tabela do item 6.3. Logo após, com os limites máximos e mínimos associados aos ótimos locais obtidos via micro-algoritmo genético processaram-se os casos com o algoritmo genético convencional (2^a etapa: otimização). À diferença do caso anterior este procedimento foi aplicado ao sistema de New England utilizando dois tipos diferentes de funções aptidão, uma delas baseada no cálculo do espectro total de autovalores e outra baseada somente no cálculo de autovalores dominantes. Além disso, o procedimento foi repetido em ambiente computacional paralelo, com um conjunto de casos usando o ESP derivado do sinal de velocidade e função aptidão baseada no cálculo do espectro total dos autovalores e outro conjunto usando ESP derivado da potência elétrica com função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes. Os dados do sistema New England encontram-se no Anexo 4.

7.7.1 ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL - IMPLEMENTAÇÃO SEQUENCIAL

Tabela 7.13 - 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Possibilidade Cruzamento	Número "Seed"	Aptidão Máxima / Média / Obtida (ζ em %)	Tempo Total de CPU* (min)
9	10 / 50	Uniforme / 0.5	-2000	6.0 / 4.5	221

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.14 - Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 5\%$

Caso	Ganho K Máximo	Ganho K Mínimo	Constante de Tempo T1 Máxima (s)	Constante de Tempo T1 Mínima (s)
9	34.2	2.08	1.19	0.18

Tabela 7.15 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutação	Aptidão Máxima / Média / Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(hrs)
10	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.01	20.0/12.8	19
11	50 / 50	Uniforme/ 0.7	S/-1000	0.01	20.0/13.4	19
12	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.02	20.0/11.4	23
13	50 / 50	Uniforme / 0.5	Ñ/-1000	0.01	20.0 / 14.8	20

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.16 -Exemplos de Ajustes Obtidos para Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	10	11	12	13
K ₃₀	15.11	15.11	13.73	6.16
Tl ₃₀	0.35	0.54	0.31	0.68
K ₃₁	24.90	11.38	14.29	14.89
Tl ₃₁	0.26	0.32	0.45	0.38
K ₃₂	10.85	24.12	6.97	9.41
Tl ₃₂	0.26	0.20	0.26	0.50
K ₃₃	24.55	5.22	20.77	2.44
Tl ₃₃	0.20	0.27	0.27	0.25
K ₃₄	3.66	12.54	5.78	14.83
Tl ₃₄	0.51	0.31	0.43	0.27
K ₃₅	16.70	3.97	6.63	11.70
Tl ₃₅	0.22	0.39	0.38	0.23
K ₃₆	15.23	12.39	9.57	13.64
Tl ₃₆	0.25	0.27	0.46	0.27
K ₃₇	7.07	7.47	7.35	7.85
Tl ₃₇	0.45	0.29	0.41	0.27
K ₃₈	25.62	7.63	19.86	5.60
Tl ₃₈	0.20	0.31	0.38	0.39

Observações: 1) T3 = T1; 2) Pólos do ESP fixados em 0.15s;

3) Os subscritos dos ganhos e zeros denotam a máquina de New England

A tabela a seguir mostra como ficaram os autovalores dominantes do sistema para os cinco pontos de operação que apresentaram os menores amortecimentos gerais, com os estabilizadores ajustados com os valores obtidos através da metodologia proposta, para os casos 10 a 13. Observa-se que os autovalores e respectivos amortecimentos calculados com o auxílio do programa PACDYN coincidem com os calculados pelo algoritmo genético. Tendo este fato em consideração e observando-se a tabela anterior onde os parâmetros obtidos para cada uma das máquinas se apresentam relativamente diversos, chega-se à conclusão que a função é realmente multi-modal e que nenhum dos pontos é realmente um ótimo global, apesar de conferirem ao sistema um ótimo amortecimento.

Tabela 7.17 - Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema New England

Caso	Autovalores (ζ ->%;f->Hz)/ Ponto de Operação				
	1	4	5	6	9
10	-5.09+/-j22.28 (22.29 ; 3.55)	-5.29+/-j22.05 (23.34 ; 3.51)	-4.17+/-j17.86 (22.78 ; 2.84)	-4.79+/-j22.50 (20.85 ; 3.58)	-5.07+/-j21.70 (25.28 ; 3.45)
	-1.04+/-j2.88 (34.08 ; 0.46)	-1.62+/-j4.20 (36.12 ; 0.67)	-1.11+/-j2.81 (36.91 ; 0.45)	-1.62+/-j4.21 (35.99 ; 0.67)	-0.89+/-j2.94 (29.09 ; 0.47)
11	-3.91+/-j17.11 (22.29 ; 2.72)	-4.08+/-j17.04 (23.28 ; 2.71)	-3.78+/-j17.39 (21.24 ; 2.77)	-3.83+/-j17.40 (21.52 ; 2.77)	-4.24+/-j16.48 (24.92 ; 2.62)
	-0.74+/-j2.93 (24.44 ; 0.47)	-1.40+/-j4.90 (27.56 ; 0.78)	-0.76+/-j2.83 (25.89 ; 0.45)	-1.98+/-j5.30 (35.07 ; 0.84)	-0.66+/-j3.05 (21.27 ; 0.49)
12	-5.24+/-j24.26 (21.14 ; 3.86)	-5.82+/-j23.70 (23.85 ; 3.77)	-6.68+/-j30.89 (21.15 ; 4.92)	-6.73+/-j30.86 (21.33 ; 4.91)	-5.59+/-j23.59 (23.05 ; 3.75)
	-0.71+/-j2.47 (27.86 ; 0.39)	-1.12+/-j3.45 (31.00 ; 0.55)	-0.72+/-j2.40 (28.69 ; 0.38)	-1.18+/-j3.42 (32.71 ; 0.54)	-0.71+/-j2.59 (26.38 ; 0.41)
13	-3.83+/-j15.73 (23.61 ; 2.50)	-3.98+/-j15.61 (24.72 ; 2.49)	-3.55+/-j15.96 (21.70 ; 2.54)	-3.58+/-j15.96 (21.92 ; 2.54)	-0.65+/-j2.95 (21.48 ; 0.47)
	-0.70+/-j2.87 (23.68 ; 0.46)	-1.30+/-j5.04 (24.93 ; 0.80)	-0.70+/-j2.79 (24.52 ; 0.44)	-1.18+/-j4.29 (26.68 ; 0.68)	-1.30+/-j5.15 (24.52 ; 0.82)

A figura a seguir mostra um dos resultados de simulações realizadas com o ANATEM visando avaliar o desempenho dos ESPs derivados da velocidade e função aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores. Foi considerada uma perturbação do tipo curto circuito sólido aplicado à barra 22, com posterior remoção do curto circuito e da linha 21-22 após 0.05 segundos. Observa-se o excelente desempenho dinâmico do sistema, com rápido amortecimento das oscilações eletromecânicas para o caso com ESPs, ajuste caso 11, em contraste com o desempenho do sistema na ausência dos ESPs, o qual é instável.

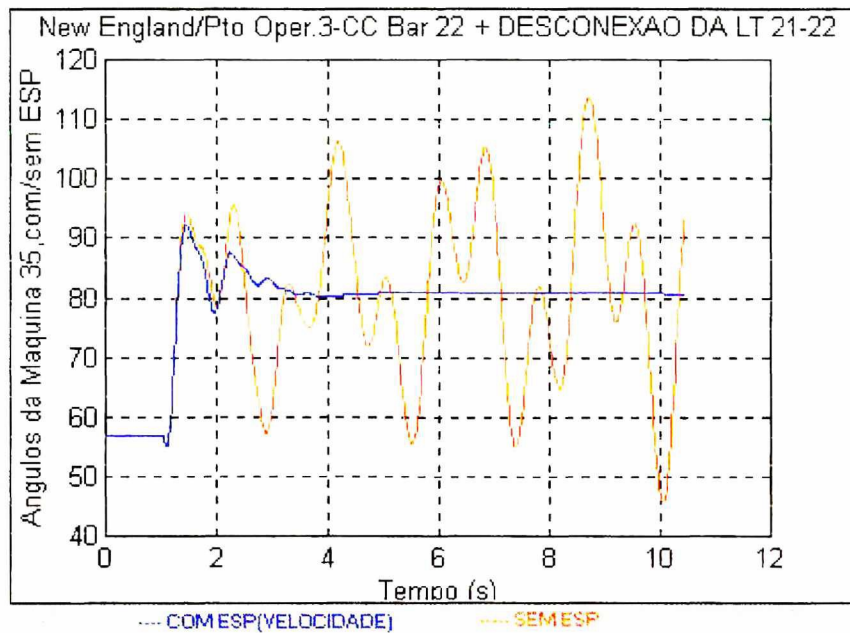


Figura 7.5 - Simulação da atuação dos ESPs derivados da velocidade/ todos autovalores

7.7.2 ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO SEQÜENCIAL

Para o projeto dos ESPs robustos aplicando a metodologia, com função de aptidão baseada somente na análise dos autovalores considerados dominantes, a etapa de pré-otimização é a mesma, ou seja, foram empregados os mesmos resultados da primeira etapa do caso anterior para estabelecer os limites máximos e mínimos dos parâmetros.

Para a etapa de otimização foi empregada uma função de aptidão baseada somente no cálculo de $n-1$ autovalores dominantes, sendo n o número de máquinas no sistema, já que o número de modos eletromecânicos existentes é de $n-1$. No entanto à medida que o algoritmo genético convencional aumentava os ganhos dos estabilizadores foram aparecendo modos instáveis pertencentes à excitatriz, em frequências próximas a faixa dos 10 Hz. Para resolver este problema, foi necessário então incorporar na função aptidão os autovalores dominantes ao redor da frequência mencionada. Ao testar a nova função aptidão, os modos instáveis deslocaram-se para valores próximos de 20 Hz. Após vários testes realizados, detectou-se a necessidade de incorporar na função aptidão, além dos $n-1$ autovalores correspondentes aos modos eletromecânicos em frequências baixas, também os autovalores dominantes relativos aos modos da excitatriz em frequências altas, realizando-se uma varredura dos autovalores dominantes nas frequências

superiores a intervalos regulares de 10 Hz. Desta forma a rotina LOPSIDED incorporada à função aptidão foi ajustada para calcular o seguinte conjunto Ω de autovalores:

$$\Omega = \{n - 1(\lambda_i - \mu f), \mu \approx 1 \text{ Hz} \cup p(\lambda_i - \kappa f), \kappa = 10 \dots 40 \text{ Hz}\} \quad (7.1)$$

onde:

μ e κ são os deslocamentos complexos de frequência ao redor dos quais se calcularam os autovalores dominantes,

p é o número de autovalores dominantes ao redor das faixas de frequências superiores onde aparecem os modos da excitatriz.

Vários valores de p foram testados, lembrando o fato de que quanto maior o número de autovalores a calcular pela rotina LOPSIDED maior é o esforço computacional. Constatou-se que para valores de $p \leq 2$, ainda encontraram-se ajustes finais dos ESPs que causavam o aparecimento de modos instáveis da excitatriz, porém para valores de p a partir de 3 (autovalores dominantes para modos da excitatriz) em todos os casos testados, e em todos os pontos de operação os sistemas se apresentavam absolutamente estáveis do ponto de vista da estabilidade a pequenos sinais.

Na realidade o fato ocorrido já fora detectado e explicado, entre outros, por LARSEN e SWAN [4], os quais demonstraram claramente essa tendência de que os pólos da excitatriz se desloquem com direção à instabilidade, caso se aumente excessivamente os ganhos do PSS para amortecer modos eletromecânicos. Porém, inicialmente os modos da excitatriz não foram considerados na função aptidão pois na fase de pré-otimização o micro-algoritmo genético já havia reduzido consideravelmente o ganho máximo a ser usado na fase final de otimização. No entanto, esta limitação do ganho mostrou-se insuficiente, devendo-se necessariamente considerar os modos da excitatriz na função de aptidão.

Tabela 7.18 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutaçã	Aptidão Máxima/ Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(hrs)
14	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.01	20.0/11.6	15
15	50 / 50	Uniforme/ 0.5	Ñ/-1000	0.01	20.0/14.2	14
16	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.02	20.0/10.3	17
17	50 / 50	Uniforme / 0.8	S/-1000	0.01	20.0 /12.1	15

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.19 -Exemplos de Ajustes Obtidos para Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	14	15	16	17
K ₃₀	16.61	23.90	22.05	13.54
T1 ₃₀	0.35	0.42	0.41	0.49
K ₃₁	2.28	9.63	6.07	10.73
T1 ₃₁	0.83	0.29	0.62	0.40
K ₃₂	25.40	29.31	9.51	32.87
T1 ₃₂	0.25	0.26	0.21	0.21
K ₃₃	18.14	24.21	8.01	12.98
T1 ₃₃	0.24	0.23	0.36	0.20
K ₃₄	6.32	4.28	9.70	5.85
T1 ₃₄	0.37	0.32	0.42	0.32
K ₃₅	4.50	5.41	6.04	2.56
T1 ₃₅	0.30	0.21	0.54	0.43
K ₃₆	14.11	5.10	11.26	10.70
T1 ₃₆	0.34	0.56	0.28	0.37
K ₃₇	5.16	6.47	5.82	8.38
T1 ₃₇	0.39	0.26	0.21	0.28
K ₃₈	8.01	8.91	23.96	17.39
T1 ₃₈	0.19	0.42	0.20	0.40

Observações: 1) T3 = T1; 2) Pólos do ESP fixados em 0.15s;

3) Os subscritos dos ganhos e zeros denotam a máquina de New England

Na tabela anterior observa-se que os ajustes obtidos com função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes apresentam resultados mais parecidos entre si para os 4 casos, porém não o suficientemente similares para concluir-se que se está próximo ao ponto de ótimo global. Também pode-se notar que os ajustes são diferentes daqueles obtidos via cálculo de todos os autovalores do sistema, com relativa semelhança no entanto nos valores dos zeros dos ESPs.

Porém, como pode ser visto na tabela a seguir, os amortecimentos obtidos são absolutamente equivalentes. A tabela a seguir mostra como ficaram os autovalores dominantes do sistema para os cinco pontos de operação que apresentaram os menores amortecimentos gerais, com os estabilizadores ajustados com os valores obtidos através da metodologia proposta, para os casos 14 a 17. Note-se que os autovalores e respectivos amortecimentos calculados com o auxílio do programa PACDYN coincidem com os calculados pelo algoritmo genético. Tendo este fato em

consideração e observando-se a tabela anterior onde os parâmetros obtidos para cada uma das máquinas se apresentam bastante diversos, chega-se à conclusão que a função é realmente multi-modal e que nenhum dos pontos é realmente um ótimo global, apesar de conferirem ao sistema um ótimo amortecimento.

Tabela 7.20 - Autovalores em Malha Fechada, ESP velocidade, Sistema New England

Caso	Autovalores (ζ ->%;f->Hz)/ Ponto de Operação				
	2	5	7	8	9
14	-0.86+/-j4.15 (20.42 ; 0.66)	-0.91+/-j4.28 (20.92 ; 0.68)	-0.88+/-j4.33 (20.10 ; 0.69)	-0.69+/-j3.06 (22.20 ; 0.49)	-0.67+/-j3.00 (21.93 ; 0.48)
	-0.74+/-j2.82 (25.53 ; 0.45)	-4.82+/-j20.29 (23.13 ; 3.23)	-1.99+/-j8.00 (24.18 ; 1.27)	-0.90+/-j3.80 (23.03 ; 0.61)	-0.87+/-j3.86 (22.16 ; 0.62)
15	-1.01+/-j4.06 (24.16 ; 0.65)	-4.99+/-j22.28 (21.88 ; 3.55)	-0.97+/-j4.09 (23.21 ; 0.65)	-0.62+/-j2.99 (20.35 ; 0.48)	-0.62+/-j2.95 (20.78 ; 0.47)
	-5.47+/-j21.56 (24.60 ; 3.43)	-2.20+/-j9.63 (22.31 ; 1.53)	-5.28+/-j21.91 (23.43 ; 3.49)	-5.45+/-j21.59 (24.47 ; 3.44)	-5.64+/-j21.26 (25.64 ; 3.38)
16	-4.58+/-j19.60 (22.78 ; 3.12)	-4.64+/-j21.90 (20.75 ; 3.49)	-4.38+/-j19.72 (21.69 ; 3.14)	-0.59+/-j2.82 (20.69 ; 0.45)	-0.58+/-j2.79 (20.41 ; 0.44)
	-0.62+/-j2.62 (23.01 ; 0.42)	-4.31+/-j20.03 (21.06 ; 3.19)	-5.04+/-j21.07 (23.28 ; 3.35)	-4.78+/-j19.64 (23.66 ; 3.13)	-4.80+/-j19.38 (24.05 ; 3.09)
17	-4.41+/-j19.39 (22.17 ; 3.09)	-4.12+/-j19.70 (20.47 ; 3.14)	-4.27+/-j19.48 (21.42 ; 3.10)	-4.61+/-j19.05 (23.51 ; 3.03)	-4.70+/-j18.91 (24.11 ; 3.01)
	-3.81+/-j16.58 (22.41 ; 2.64)	-3.53+/-j16.87 (20.49 ; 2.69)	-3.65+/-j16.77 (21.31 ; 2.67)	-4.27+/-j16.04 (25.75 ; 2.55)	-0.73+/-j2.74 (25.70 ; 0.44)

A figura a seguir mostra o resultado da simulação realizada com o ANATEM visando avaliar o desempenho dos ESPs derivados da velocidade e função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes. Foi considerada a mesma perturbação do caso anterior, para efeito de comparação, qual seja a da aplicação de curto circuito sólido aplicado a barra 22, com posterior remoção do curto circuito e da linha 21-22 após 0.05 segundos. Os ajustes correspondem ao indivíduo do caso 14 com aptidão máxima. Observa-se um desempenho dinâmico do sistema bastante similar ao do caso anterior, com rápido amortecimento das oscilações eletromecânicas para o caso com ESPs ajustados via a metodologia proposta, em contraste com o desempenho do sistema na ausência dos ESPs, o qual é instável.

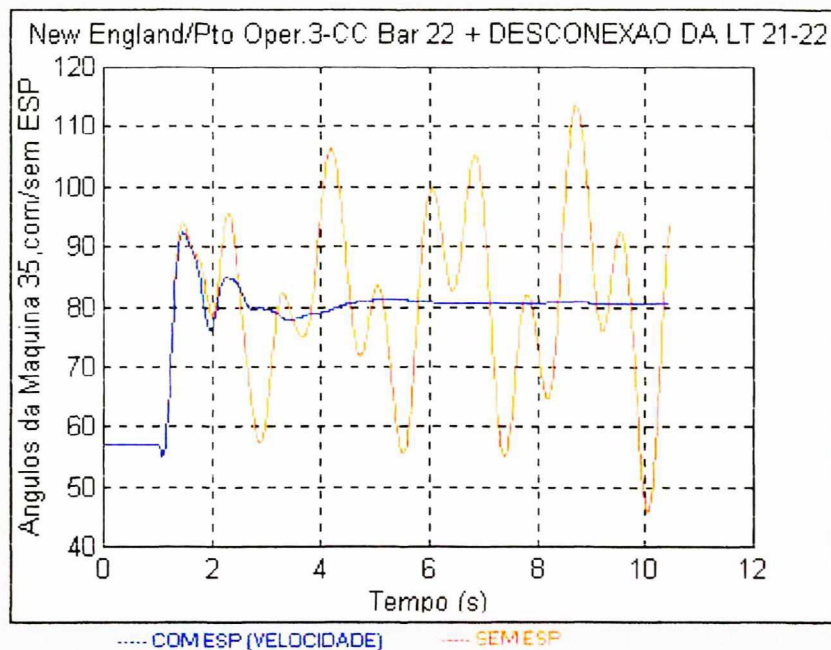


Figura 7.6 - Simulação da atuação dos ESPs derivados da velocidade/autovalores dominantes

7.7.3 ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL-IMPLEMENTAÇÃO SEQUENCIAL

Tabela 7.21 - 1ª Etapa (Pré-Otimização): Micro Algoritmos Genéticos

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Possibilidade Cruzamento	Número "Seed"	Aptidão Máxima / Média Obtida (ζ em %)	Tempo Total de CPU* (min)
18	10 / 50	Uniforme / 0.5	-1000	6.0 / 4.6	230

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.22 - Valores Máximos e Mínimos dos Parâmetros para Indivíduos com Aptidão $\geq 6\%$

Caso	Ganho K Máximo	Ganho K Mínimo	Constante de Tempo T1 Máxima (s)	Constante de Tempo T1 Mínima (s)
18	-22.0	-1.20	0.23	0.03

Tabela 7.23 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutação	Aptidão Máxima/ Média Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(hrs)
19	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-2000	0.015	14.0/8.2	19
20	100 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.01	16.0/9.2	34
21	50 / 75	Uniforme/ 0.6	S/-1000	0.01	16.0/9.2	23
22	50 / 75	Uniforme / 0.6	Ñ/-1000	0.01	16.0 /13.4	21

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.24 -Exemplos de Ajustes Obtidos para Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	19	20	21	22
K ₃₀	-3.44	-3.80	-2.47	-3.13
Tl ₃₀	0.10	0.05	0.14	0.03
K ₃₁	-1.43	-2.08	-1.46	-1.59
Tl ₃₁	0.16	0.13	0.18	0.06
K ₃₂	-7.77	-1.61	-1.31	-11.66
Tl ₃₂	0.06	0.06	0.05	0.03
K ₃₃	-4.34	-6.66	-5.35	-4.23
Tl ₃₃	0.10	0.05	0.04	0.05
K ₃₄	-11.75	-1.84	-11.07	-10.77
Tl ₃₄	0.07	0.10	0.04	0.06
K ₃₅	-1.23	-1.24	-1.29	-1.24
Tl ₃₅	0.12	0.09	0.15	0.09
K ₃₆	-1.43	-4.59	-4.64	-2.91
Tl ₃₆	0.21	0.04	0.10	0.08
K ₃₇	-11.24	-7.57	-3.88	-5.70
Tl ₃₇	0.07	0.05	0.06	0.07
K ₃₈	-2.99	-6.61	-2.34	-2.62
Tl ₃₈	0.17	0.04	0.10	0.12

Observações: 1) T3 = T4=1s; 2) Pólos(T2) do ESP fixados em 0.28s;

3)Os subscritos dos ganhos e zeros denotam a máquina de New England

Nas duas tabelas anteriores observa-se que os ajustes obtidos com função aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores apresentam resultados similares entre si para os 4 casos,

porém não o suficiente para concluir-se que se está próximo ao ponto de ótimo global. Percebe-se também que com o sinal do ESP derivado da potência elétrica não se conseguiu, para nenhum dos ajustes do AG, a mesma aptidão máxima obtida com os ESPs derivados da velocidade. Porém, havia uma expectativa de obter aptidões pelo menos iguais àquelas obtidas anteriormente e isto sugeriu a necessidade de ajustes para a etapa de cálculos via autovalores dominantes.

A tabela a seguir mostra os autovalores dominantes do sistema para os cinco pontos de operação com os menores amortecimentos, sendo os ESPs ajustados com os valores obtidos via AG. Ao contrário dos casos anteriores, nota-se que os amortecimentos calculados com o PACDYN não coincidem com os calculados pela função de aptidão do AG, sendo porém pequena a diferença. Em simulações adicionais, aumentou-se a constante T_w do filtro "wash-out" no PACDYN, e os resultados se aproximaram novamente. Isto nos leva a crer que para o projeto de ESPs derivados de potência elétrica usando realimentação de saídas com o ESP na Forma Canônica Observável, a dinâmica introduzida pelo filtro não pode ser ignorada a menos que a constante de tempo T_w seja da ordem de 10 segundos ou mais.

Tabela 7.25 - Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema New England

Caso	Autovalores (ζ ->%; f ->Hz)/ Ponto de Operação				
	1	2	5	6	7
19	-0.050+/-j0.33 (15.0 ; 0.05) -45.3+/-j290.1 (15.45 ; 46.18)	-0.051+/-j0.33 (15.14 ; 0.05) -0.23+/-j1.52 (15.29 ; 0.24)	-0.050+/-j0.34 (14.58 ; 0.05) -45.2+/-j294.9 (15.15 ; 46.94)	-0.048+/-j0.32 (14.70 ; 0.05) -37.2+/-j249.1 (14.83 ; 39.64)	-0.22+/-j1.54 (14.10 ; 0.25) -36.1+/-j244.2 (14.63 ; 38.87)
20	-0.13+/-j0.84 (16.3 ; 0.13) -41.9+/-j217.3 (18.97 ; 34.60)	-0.14+/-j0.84 (16.6 ; 0.13) -18.2+/-j198.3 (19.22 ; 31.55)	-0.13+/-j0.83 (16.3 ; 0.13) -38.5+/-j203.1 (18.62 ; 32.33)	-0.09+/-j0.52 (17.9 ; 0.08) -0.13+/-j0.74 (18.32 ; 0.12)	-0.14+/-j0.83 (16.7 ; 0.13) -0.20+/-j1.05 (18.53 ; 0.17)
21	-0.060+/-j0.34 (16.4 ; 0.06) -47.1+/-j236.2 (19.54 ; 37.6)	-0.060+/-j0.34 (16.4 ; 0.05) -0.17+/-j0.88 (19.34 ; 0.14)	-0.060+/-j0.35 (16.1 ; 0.06) -0.14+/-j0.85 (17.03 ; 0.14)	-0.050+/-j0.34 (14.7 ; 0.05) -0.09+/-j0.49 (18.03 ; 0.08)	-0.060+/-j0.34 (16.4 ; 0.06) -0.15+/-j0.88 (17.44 ; 0.14)
22	-0.054+/-j0.35 (15.3 ; 0.06) -34.8+/-j197.8 (17.35 ; 31.49)	-0.054+/-j0.35 (15.3 ; 0.06) -34.8+/-j195.4 (17.55 ; 31.09)	-0.054+/-j0.35 (14.9 ; 0.06) -34.8+/-j204.1 (16.82 ; 32.48)	-0.052+/-j0.34 (14.9 ; 0.06) -34.8+/-j204.6 (16.77 ; 32.56)	-0.054+/-j0.35 (15.1 ; 0.06) -34.85+/-j201.5 (17.04 ; 32.07)

A figura a seguir mostra o resultado da simulação realizada com o ANATEM visando avaliar o desempenho dos ESPs derivados da potência elétrica e função aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores e considerando os ajustes do melhor indivíduo do caso 19. Foi considerado a mesma perturbação do caso anterior, para efeito de comparação, qual seja a da aplicação de curto circuito sólido aplicado a barra 22, com posterior remoção do curto circuito e da linha 21-22 após 0.05 segundos. Observa-se um desempenho dinâmico do sistema, com ESP satisfatório mas obviamente inferior ao desempenho dos casos com ESP derivado da velocidade.

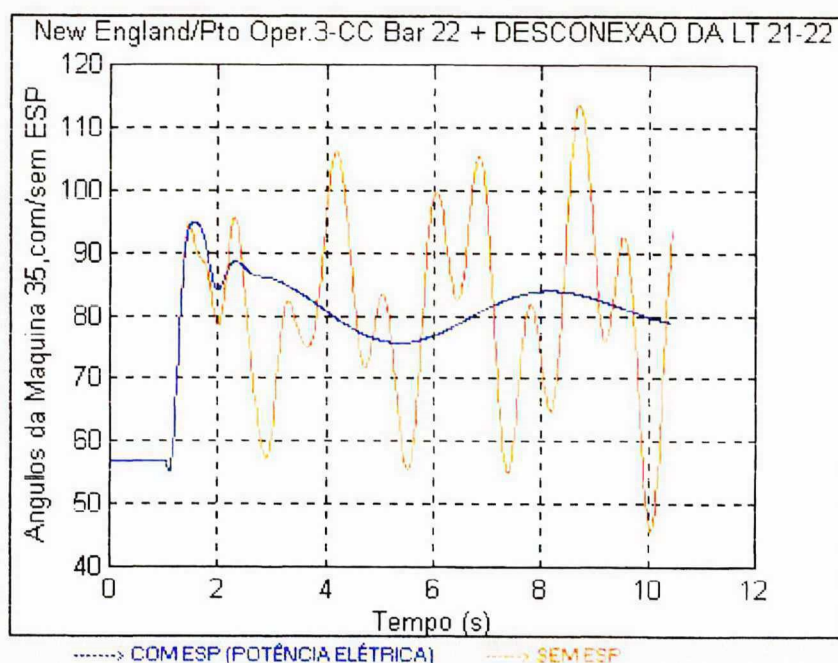


Figura 7.7 - Simulação da atuação dos ESPs derivados da potência elétrica/espectro total

7.7.4 ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO SEQUÊNCIAL

Para o projeto dos ESPs robustos aplicando a metodologia, com função de aptidão baseada somente na análise dos autovalores considerados dominantes, a etapa de pré-otimização é praticamente a mesma que para o projeto dos ESPs derivados de potência elétrica com função de aptidão baseada no cálculo do espectro total de autovalores. Entretanto, como não foi alcançada a mesma aptidão dos ESPs derivados do sinal de velocidade e havendo-se observado que todos os

indivíduos da população final com aptidão máxima do caso anterior tinham ganhos dos ESPs bastante reduzidos, optou-se por estreitar a região de busca do algoritmo genético no que tange aos parâmetros dos ganhos dos estabilizadores. Portanto para os ganhos do ESP adotou-se o limite máximo de -12.0 (no caso anterior o limite era de -22.0) e mínimo de -1.20 (mesmo valor do caso anterior). As constantes de tempo dos zeros são as mesmas que do caso anterior.

Da mesma forma que no caso da velocidade foi empregada uma função de aptidão baseada no cálculo de $n-1$ autovalores dominantes (sendo n o número de máquinas no sistema) e incorporando também os autovalores dominantes relativos aos modos da excitatriz em frequências altas, realizando-se uma varredura dos autovalores dominantes nas frequências superiores a intervalos regulares de 10 Hz. Assim a rotina LOPSIDED incorporada a função aptidão foi ajustada para calcular um conjunto de $n-1$ autovalores dominantes relativos aos modos eletromecânicos (n sendo o número de máquinas) mais três autovalores dominantes referentes aos modos da excitatriz, a cada intervalo de 10 Hz, começando em 10 Hz e indo até 40 Hz.

Tabela 7.26 - 2ª Etapa (Otimização): Algoritmo Genético Convencional

Caso	Tamanho População/ Número Máximo de Gerações	Tipo/ Probabilidade Cruzamento	Niching/ Núm. "Seed"	Probabilidade Mutação	Aptidão Máxima/ Máxima Média Obtida (ζ em %)	Tempo * Total de CPU(hrs)
23	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.01	20.0/12.2	15
24	50 / 50	Uniforme/ 0.6	Ñ/-1000	0.01	20.0/16.7	14
25	50 / 50	Uniforme/ 0.5	S/-1000	0.02	18.0/10.4	18
26	50 / 50	Uniforme / 0.7	S/-1000	0.01	20.0 /12.1	15

*- Pentium II - 266 MHz

Tabela 7.27 - Exemplos de Ajustes Obtidos para Indivíduos com Aptidão Máxima

Caso	23	24	25	26
K ₃₀	-2.11	-2.41	-3.89	-1.35
Tl ₃₀	0.03	0.04	0.04	0.09
K ₃₁	-1.87	-1.59	-1.68	-1.22
Tl ₃₁	0.05	0.05	0.05	0.03
K ₃₂	-7.41	-8.34	-8.74	-3.67
Tl ₃₂	0.04	0.20	0.20	0.04
K ₃₃	-7.87	-9.93	-7.65	-8.35

T ₃₃	0.19	0.16	0.04	0.16
K ₃₄	-1.20	-1.20	-7.89	-1.32
T ₃₄	0.04	0.05	0.10	0.04
K ₃₅	-1.28	-1.36	-1.37	-1.40
T ₃₅	0.05	0.05	0.05	0.08
K ₃₆	-2.31	-1.49	-2.37	-1.32
T ₃₆	0.12	0.11	0.04	0.11
K ₃₇	-10.24	-3.46	-11.20	-1.80
T ₃₇	0.19	0.08	0.15	0.07
K ₃₈	-5.94	-4.68	-7.40	-10.79
T ₃₈	0.03	0.03	0.04	0.11

Observações: 1) T₃ = T₄ = 1 s; 2) Pólos do ESP fixados em 0.28s;

3) Os subscritos dos ganhos e zeros denotam a máquina de New England

Na tabela anterior observa-se que os ajustes obtidos com função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes apresentam resultados mais parecidos entre si para os 4 casos, especialmente para as máquinas 31, 34, 35, 36 e 38, porém não o suficientemente similares para concluir-se que se está próximo ao ponto de ótimo global. Outro fato a ressaltar é que os ajustes são diferentes daqueles obtidos via cálculo de todos os autovalores do sistema.

A tabela a seguir mostra como ficaram os autovalores dominantes do sistema para os cinco pontos de operação que apresentaram os menores amortecimentos gerais, com os estabilizadores ajustados com os valores obtidos através da metodologia proposta, para os casos 23 a 26. Estão apresentados o autovalor dominante para a faixa de frequência de oscilações eletromecânicas e o autovalor dominante para a faixa de frequência dos modos da excitatriz. Há dois aspectos importantes a salientar: a) Note-se que os autovalores e respectivos amortecimentos calculados com o auxílio do PACDYN coincidem bastante com os calculados pela função aptidão do algoritmo genético, com pequena diferença para o caso 26. Da mesma forma que no caso anterior, esta diferença é o resultado da influência da constante de tempo do filtro "wash-out". Quando aumentado a constante de tempo T_w no PACDYN, os autovalores calculados foram praticamente iguais. b) Outro aspecto a ressaltar é que neste caso, aparecem modos da excitatriz com amortecimento de apenas 10%, na faixa de frequência de 70 Hz, lembrando que a função objetivo (aptidão) neste caso só tem em conta frequências de até 40Hz. De fato, não há nenhum modo de oscilação com frequência de até 40 Hz com amortecimento menor que 18%, o que significa que a metodologia funcionou corretamente, porém quando se considera somente autovalores dominantes

até uma determinada faixa de frequência, os resultados de amortecimento geral podem não ser tão bons quanto aqueles obtidos com função aptidão baseada no cálculo do espectro total, tendo como contrapartida a vantagem de diminuir o esforço computacional.

Tabela 7.28 - Autovalores em Malha Fechada, ESP potência elétrica, Sistema New England

Caso	Autovalores ($\zeta \rightarrow \%$; $f \rightarrow \text{Hz}$) / Ponto de Operação				
	1	3	5	6	7
23	-0.23+/-j1.02	-0.27+/-j1.13	-0.22+/-j1.02	-0.082+/-j0.36	-0.23+/-j1.06
	(21.95 ; 0.16)	(23.38 ; 0.18)	(21.47 ; 0.16)	(21.93 ; 0.06)	(21.97 ; 0.17)
	-49.43+/-j468.5	-49.42+/-j468.4	-47.11+/-j467.3	-46.52+/-j467.6	-49.02+/-j457.2
	(10.50 ; 74.56)	(10.49 ; 74.56)	(10.03 ; 74.37)	(9.90 ; 74.42)	(10.66 ; 72.77)
24	-0.15+/-j0.64	-0.14+/-j0.59	-0.13+/-j0.66	-0.29+/-j1.24	-0.32+/-j1.52
	(22.45 ; 0.10)	(23.66 ; 0.09)	(20.50 ; 0.11)	(23.31 ; 0.20)	(20.98 ; 0.24)
	-48.97+/-j482.3	-48.96+/-j482.7	-48.93+/-j480.9	-48.92+/-j482.0	-48.90+/-j469.5
	(10.10 ; 76.77)	(10.09 ; 76.83)	(10.12 ; 76.50)	(10.10 ; 76.72)	(10.36 ; 74.73)
25	-0.087+/-j0.46	-0.093+/-j0.40	-0.085+/-j0.46	-0.072+/-j0.38	-0.085+/-j0.44
	(18.39 ; 0.07)	(22.58 ; 0.06)	(18.19 ; 0.07)	(18.66 ; 0.06)	(18.94 ; 0.07)
	-49.56+/-j452.0	-49.56+/-j451.5	-49.57+/-j465.8	-49.56+/-j466.0	-49.57+/-j460.1
	(10.90 ; 71.92)	(10.91 ; 71.87)	(10.58 ; 74.14)	(10.58 ; 74.17)	(10.71 ; 73.23)
26	-0.21+/-j1.01	-0.10+/-j0.44	-0.10+/-j0.48	-0.098+/-j0.45	-0.28+/-j1.46
	(20.45 ; 0.16)	(22.58 ; 0.07)	(20.32 ; 0.08)	(21.13 ; 0.07)	(19.24 ; 0.23)
	-47.33+/-j430.5	-47.24+/-j431.2	-42.35+/-j439.2	-42.32+/-j439.7	-42.53+/-j433.9
	(10.93 ; 68.50)	(10.89 ; 68.63)	(9.60 ; 69.91)	(9.58 ; 69.99)	(9.75 ; 69.06)

A figura a seguir mostra o resultado da simulação realizada com o ANATEM visando avaliar o desempenho dos ESPs derivados da potência elétrica e função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes. Foi considerada a mesma perturbação do caso anterior, para efeito de comparação, qual seja a da aplicação de curto circuito sólido aplicado a barra 22, com posterior remoção do curto circuito e da linha 21-22 após 0.05 segundos. Observa-se um desempenho dinâmico do sistema similar ao do caso anterior, com rápido amortecimento das oscilações eletromecânicas para o caso com ESPs ajustados via a metodologia proposta, caso 23, em contraste com o desempenho do sistema na ausência dos ESPs, o qual é instável.

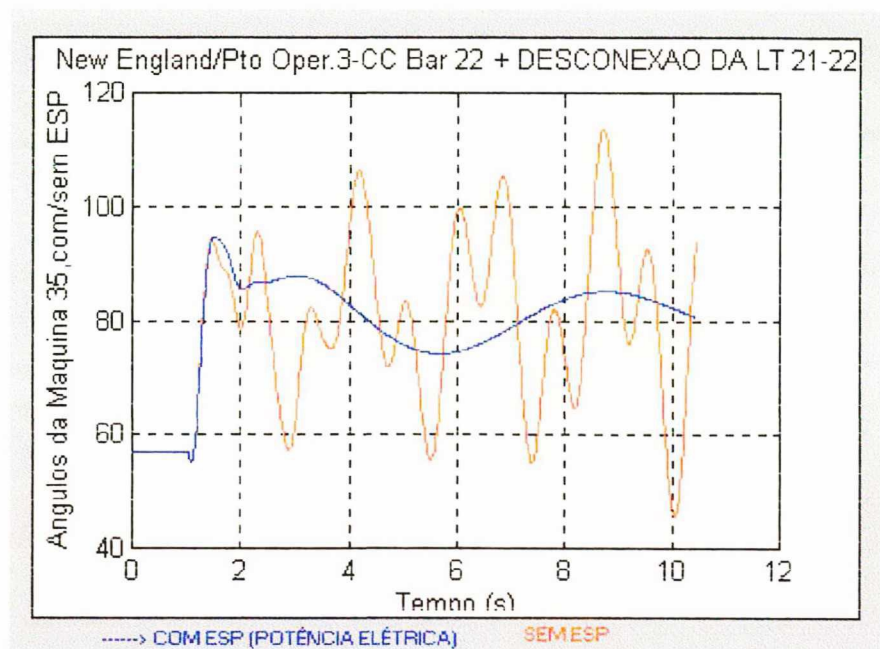


Figura 7.8 - Simulação da atuação dos ESPs derivados da potência elétrica/autovalores dominantes

7.7.5 ESP DERIVADO DA VELOCIDADE COM FUNÇÃO DE APTIDÃO VIA ANÁLISE DO ESPECTRO TOTAL-IMPLEMENTAÇÃO PARALELA

Para o projeto dos ESPs robustos aplicando a metodologia em ambiente computacional paralelo, o programa original foi modificado conforme descrito no item 6.7 do capítulo anterior. Primeiramente foram processados casos exemplo para confirmar que o algoritmo paralelizado obtinha as mesmas soluções do algoritmo seqüencial. Após a confirmação de que os mesmos resultados eram obtidos, inclusive com a mesma população final de indivíduos, mesma aptidão máxima e média, o objetivo foi o de medir o "speed-up" do algoritmo paralelo em relação ao algoritmo seqüencial.

Como todos os casos seqüenciais processados empregaram um hardware específico com arquitetura Intel (Pentium II , 266 MHz), associado com um sistema operacional do tipo "Windows" e as simulações com o PVM se realizaram usando o ambiente operacional do tipo AIX (Unix da IBM) e hardware IBM com arquitetura Risc/6000, optou-se por medir novamente o tempo no ambiente paralelo para somente 1 processador. Logo após realizaram-se as simulações com o número de processadores igual a 2 , 5 e 10, visando obter um balanceamento trivial da carga entre os processadores, já que se analisam para cada indivíduo, 10 pontos de operação. Conforme aos critérios expostos no item 7.5, foi escolhido um caso com função aptidão baseada na análise do espectro total de autovalores (velocidade) e outro com função aptidão baseada na análise dos

autovalores dominantes (potência elétrica), suficientes para comparação de tempos de processamento. Note-se que cada caso de processamento paralelo equivale na realidade a 4 processamentos do programa com os mesmos dados e que o caso 27 possui os mesmos ajustes de parâmetros do algoritmo genético que o caso 13 do item 7.7.1.

A etapa de pré-otimização não foi processada novamente em ambiente paralelo, por não consumir grande esforço computacional e por tratar-se de um conjunto de casos idênticos aos do item 7.7.1. Portanto, foram utilizados os mesmos valores da etapa de pré-otimização do referido item, para estabelecer os limites máximos e mínimos dos parâmetros, os quais podem ser vistos na tabela a seguir.

Tabela 7.29 - Valores Limites dos Parâmetros Otimizados/Impl. Paralela/ ESP velocidade

Ganho K		Constante de Tempo T1 (s)	
Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
34.2	2.08	1.19	0.18

Tabela 7.30 - Etapa de Otimização: Alg. Genético Convencional/ Impl. Paralela/ESP velocidade

Caso	População/ Nº Max. Gerações	Tipo/ Probab. Cruzam.	Niching/ Núm. "Seed"	Probabi- lidade Mutaçãõ	Aptid. Máx./ Máx. Média (ζ em %)	Tempo de CPU (hrs) *			
						Número de Processadores			
						1	2	5	10
27	50 / 50	Unif./ 0.5	Ñ/-1000	0.01	20.0/14.8	16.05	9.30	4.78	4.15
28	50 / 50	Unif./ 0.6	Ñ/-1000	0.01	20.0/15.1	15.96	8.98	4.23	4.05

*- IBM Risc System/6000 e/ou máquinas do cluster (LABSPOT/LABPLAN/LCMI/GRUCAD)

Tomando as já conhecidas definições em consideração:

$$Sp = \frac{T_{cpu_1_processador}(seq)}{T_{cpu_p_processadores}(par)} \quad (7.2)$$

$$Ep = \frac{Sp}{p}$$

onde,

p é o número de processadores,

Sp é o "speed-up" para o algoritmo paralelo,

Ep é a eficiência do algoritmo paralelo,

T_{cpu} é o tempo de CPU consumido pelo processamento.

Para o caso 27 temos:

$$Sp_{27,2} = \frac{16.05}{9.30} = 1.72 \quad e \quad Ep_{27,2} = \frac{Sp_{27,2}}{2} = 0.86$$

$$Sp_{27,5} = \frac{16.05}{4.78} = 3.35 \quad e \quad Ep_{27,5} = \frac{Sp_{27,5}}{5} = 0.67$$

$$Sp_{27,10} = \frac{16.05}{4.15} = 3.86 \quad e \quad Ep_{27,10} = \frac{Sp_{27,10}}{10} = 0.38$$

E para o caso 28 temos:

$$Sp_{28,2} = \frac{15.96}{8.98} = 1.77 \quad e \quad Ep_{28,2} = \frac{Sp_{28,2}}{2} = 0.88$$

$$Sp_{28,5} = \frac{15.96}{4.23} = 3.77 \quad e \quad Ep_{28,5} = \frac{Sp_{28,5}}{5} = 0.75$$

$$Sp_{28,10} = \frac{15.96}{4.05} = 3.94 \quad e \quad Ep_{28,10} = \frac{Sp_{28,10}}{10} = 0.39$$

O gráfico a seguir mostra o tempo de CPU consumido pelo algoritmo paralelo em função do número de processadores usados, para ESP derivado da velocidade, função aptidão baseada em análise do espectro total de autovalores. Nota-se que para $p=10$ processadores não houve significativa vantagem computacional em relação ao caso com 5 processadores. Este fato é confirmado pelos "speed-ups" e eficiência do algoritmo paralelo calculados, já que apesar do "speed-up" nos casos com 10 processadores ser maior que o "speed-up" obtido com 5 processadores, a eficiência correspondente cai bastante.

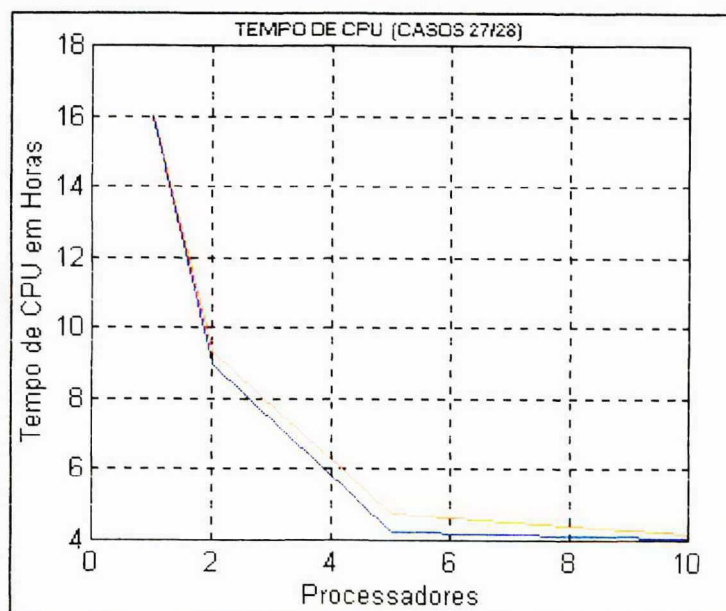


Figura 7.9- Tempo de CPU x Número de Processadores/ ESP de velocidade

7.7.6 ESP DERIVADO DA POTÊNCIA ELÉTRICA COM FUNÇÃO APTIDÃO VIA AUTOVALORES DOMINANTES-IMPLEMENTAÇÃO PARALELA

As mesmas considerações do item anterior são válidas para o projeto de ESPs robustos derivados da potência elétrica e com função aptidão baseada em autovalores dominantes. Também foram realizadas simulações com o número de processadores igual a 1, 2, 5 e 10, visando obter um balanceamento trivial da carga entre os processadores, já que se analisam para cada indivíduo, 10 pontos de operação. Note-se que cada caso de processamento paralelo equivale na realidade a 4 processamentos do programa com os mesmos dados e que o caso 29 possui o mesmo ajuste de parâmetros do algoritmo genético que o caso 23 do item 7.7.4.

Da mesma forma que no item anterior, a etapa de pré-otimização não foi processada novamente em ambiente paralelo, por não consumir grande esforço computacional e por tratar-se de um conjunto de casos idênticos aos do item 7.7.4. Portanto, foram utilizados os mesmos valores da etapa de pré-otimização do referido item, para estabelecer os limites máximos e mínimos dos parâmetros, os quais podem ser vistos na tabela a seguir.

Tabela 7.31 - Valores Limites dos Parâmetros Otimizados / Implementação Paralela/ ESP potência elétrica

Ganho K		Constante de Tempo T1 (s)	
Máximo	Mínimo	Máximo	Mínimo
-12.0	-1.20	0.23	0.03

Tabela 7.32 - Etapa de Otimização: Alg. Genético Convencional/ Impl. Paralela/ESP pot. elétrica

Caso	População/ Nº Max. Gerações	Tipo/ Probab. Cruzam.	Niching/ Núm. "Seed"	Probabi- lidade Mutaçã	Aptid. Máx./ Máx. Média (ζ em %)	Tempo de CPU (hrs) *			
						Número de Processadores			
						1	2	5	10
29	50 / 50	Unif./ 0.5	S/-1000	0.01	20.0/12.2	15.01	8.80	4.46	3.84
30	50 / 50	Ponto/ 0.6	Ñ/-1000	0.01	16.0/10.8	16.30	9.85	4.95	4.23

*- IBM Risc System/6000 e/ou máquinas do cluster (LABSPOT/LABPLAN/LCMI/GRUCAD)

Para o caso 29 temos:

$$Sp_{29,2} = \frac{15.01}{8.80} = 1.70 \quad e \quad Ep_{29,2} = \frac{Sp_{29,2}}{2} = 0.85$$

$$Sp_{29,5} = \frac{15.01}{4.46} = 3.36 \quad e \quad Ep_{29,5} = \frac{Sp_{29,5}}{5} = 0.67$$

$$Sp_{29,10} = \frac{15.01}{3.84} = 3.90 \quad e \quad Ep_{29,10} = \frac{Sp_{29,10}}{10} = 0.39$$

E para o caso 30 temos:

$$Sp_{30,2} = \frac{16.30}{9.85} = 1.65 \quad e \quad Ep_{30,2} = \frac{Sp_{30,2}}{2} = 0.82$$

$$Sp_{30,5} = \frac{16.30}{4.95} = 3.29 \quad e \quad Ep_{30,5} = \frac{Sp_{30,5}}{5} = 0.65$$

$$Sp_{30,10} = \frac{16.30}{4.23} = 3.85 \quad e \quad Ep_{30,10} = \frac{Sp_{30,10}}{10} = 0.38$$

O gráfico a seguir mostra o tempo de CPU consumido pelo algoritmo paralelo em função do número de processadores usados, para ESP derivado da potência elétrica, função aptidão baseada em análise dos autovalores dominantes. Da mesma forma que no caso anterior percebe-se que para $p=10$ processadores não houve significativa vantagem computacional em relação ao caso com 5 processadores. Este fato é confirmado pelos "speed-ups" e eficiência do algoritmo paralelo calculados, já que apesar do "speed-up" nos casos com 10 processadores ser maior que o "speed-up" obtido com 5 processadores, a eficiência correspondente cai bastante.

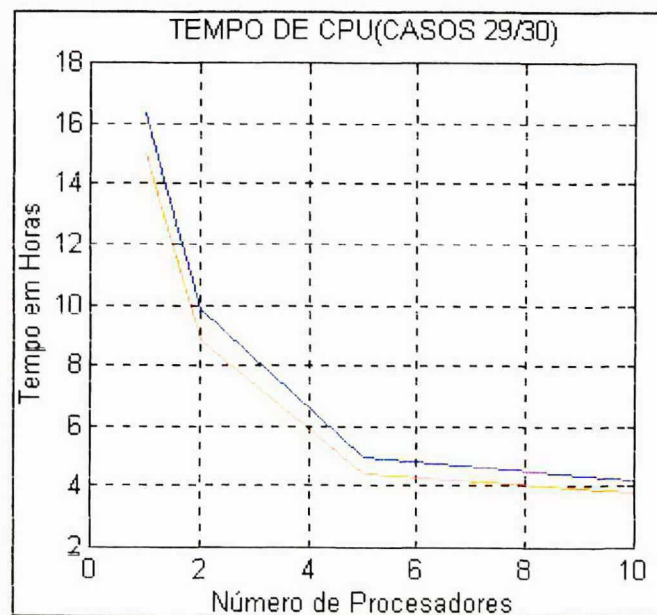


Figura 7.10- Tempo de CPU x Número de Processadores/ ESP potência elétrica

7.8 AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS

Os dois sistemas teste utilizados tiveram por objetivo aplicar a metodologia proposta em sistemas de referência tradicional na literatura. Os resultados obtidos demonstraram que os sistemas teste originalmente pouco estáveis ou instáveis, foram satisfatoriamente estabilizados e as características dos estabilizadores em termos de constante de tempo e ganhos podem ser consideradas compatíveis com valores praticados pela indústria. Também através dos resultados obtidos pode-se concluir que a modelagem utilizada pode ser considerada correta, devendo-se levar em consideração ainda que os mesmos de certa forma são conservativos dado a utilização das hipóteses simplificadoras descritas no item 3.2. Dos resultados obtidos pode ser afirmado que a metodologia foi eficaz em seu propósito principal, porém a seguir é realizada uma análise minuciosa de como os diversos parâmetros inerentes à metodologia influenciam na obtenção de um resultado mais favorável em termos de desempenho dinâmico do sistema e esforço computacional.

7.8.1 INFLUÊNCIA DOS PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO

- Probabilidade de Cruzamento - Ficou claro nas simulações realizadas que o aumento da probabilidade de cruzamento, a partir de 0.5 até 0.8, considerando o tipo de cruzamento uniforme, teve influência positiva e decisiva no aumento da aptidão média da população e possivelmente com um número maior de gerações até da aptidão máxima. Este fato ficou especialmente evidente nos casos 7, 11, 21 e 22. No entanto, a julgar pelo caso 17 o aumento excessivo desta probabilidade não deve ser praticado sob o risco de diminuir a aptidão média da população.
- "Niching" (Compartilhamento) - Dos resultados obtidos, especialmente dos casos 13, 15, 22 e 24, ficou evidente que o não compartilhamento favoreceu decisivamente no aumento da aptidão média da população e até da velocidade de convergência. O uso de compartilhamento diminuiu bastante a aptidão média da população e a priori pode-se concluir que pelo menos para o tamanho típico usado para a população (50 indivíduos) não é conveniente usar esta técnica. Resultados melhores talvez possam ser obtidos se a população for consideravelmente maior, já que por questões de esforço computacional, limitou-se o tamanho da população. Os gráficos a seguir mostram a convergência das populações para os casos análogos 14 e 15, onde pode-se notar como no caso 15 a média da população se aproxima mais do melhor indivíduo.

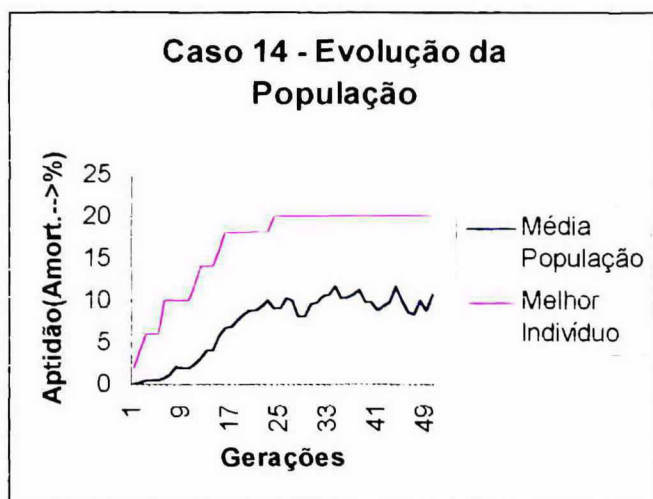


Figura 7. 11 - Convergência da População com compartilhamento

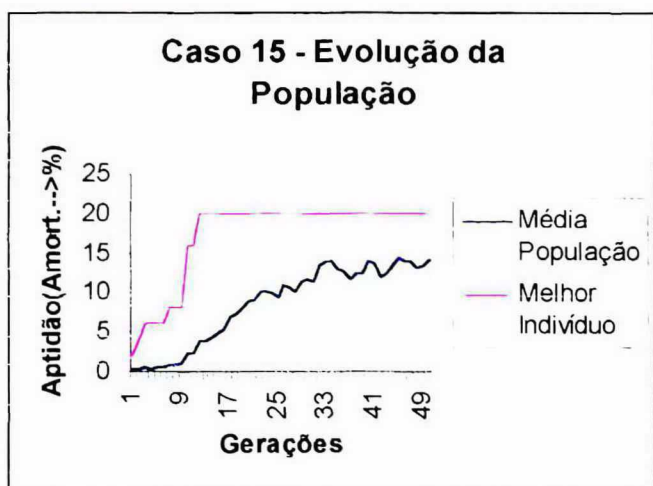


Figura 7.12 - Convergência da População sem compartilhamento

- Probabilidade de Mutação - Foi utilizado um valor típico relativamente alto de mutação nas simulações, devido ao fato de ter-se escolhido trabalhar com uma população um pouco reduzida. Isto fez com que indiretamente se obtivesse uma diversidade genética necessária para aumentar a exploração do espaço de busca. No entanto ficou evidente das simulações realizadas que para 50 indivíduos na população os melhores resultados foram para probabilidade de mutação igual 0.01 ou 0.02 caso se trabalhe com uma população de 100 indivíduos. Os casos 12, 16, 19 e 25, todos com 50 indivíduos, demonstram esse fato de forma contundente, inclusive com a redução da aptidão máxima alcançada.

- Número Máximo de Gerações - Os casos 21 e 22 demonstraram que o aumento do número de gerações aumentou a aptidão média e máxima da população, podendo ser usado como uma alternativa para uma população pequena para a qual se deseja ainda uma evolução, porém o aumento propiciado não chega a ser expressivo e de forma geral pode-se afirmar que um número de gerações máximo igual a 50 foi bastante satisfatório. Isto pode ser notado também nas duas figuras anteriores onde percebe-se que a aptidão máxima foi atingida muito antes da geração 50.
- Tamanho da População - Segundo a expressão (2.3) do capítulo 2, a população apropriada para o problema de New England seria da ordem de 18000 indivíduos para obter uma diversidade genética tal que se assegure encontrar o ótimo global, o que tornaria impraticável do ponto de vista de esforço computacional a solução do problema. Porém de forma geral, para o algoritmo genético convencional, o tamanho da população de 50 indivíduos para o sistema de New England e de 30 indivíduos para o sistema de médio porte permitiu a obtenção de resultados satisfatórios, destacando-se que para o sistema de New England, uma população de apenas 30 indivíduos não foi suficiente para obter convergência para aptidões superiores a 1%. Isto já era esperado pois o tamanho do cromossomo do problema de New England era de 180 bits enquanto que o do sistema de médio porte era de apenas 40 bits. Já no caso 20, onde duplicou-se o tamanho da população para 100 indivíduos, na tentativa de aumentar a aptidão máxima/média da população, não se obteve o êxito esperado apesar de conseguir-se aumentar em 2% a aptidão máxima. A conclusão é que do ponto de vista prático, com cromossomos extensos, uma população entre 50 a 100 indivíduos é suficiente para obter ótimos locais (que representam ajustes viáveis dos ESPs com amortecimento satisfatório das oscilações), porém não é suficiente para obter-se o ótimo global. No que tange aos micro algoritmos genéticos, geralmente o tamanho de 5 indivíduos foi suficiente para obter-se bons resultados na fase de pré-otimização, porém em alguns casos foi necessário trabalhar com uma população de 10 indivíduos para encontrar-se ótimos locais aceitáveis.
- Tipo de Cruzamento - Em testes processados inicialmente com cruzamento tipo ponto único, mesmo com alta probabilidade de cruzamento, não foram obtidos bons resultados com essa técnica de cruzamento. Conforme pode ser visto no caso 30, os resultados obtidos em condições similares de ajuste dos demais parâmetros do algoritmo genético, em relação ao caso 29, não são tão bons como os obtidos com o cruzamento uniforme. A conclusão é que o cruzamento uniforme permite obter resultados bem melhores do que os obtidos com cruzamento do tipo ponto único.

- Gerador de Números Aleatórios ("Seed") - Há dois aspectos diferentes a analisar quando se fala do gerador de números aleatórios. O primeiro é o aspecto da análise da influência de iniciar o processamento do algoritmo genético com diferentes populações geradas de forma aleatória na obtenção de indivíduos mais aptos. Os casos 3 e 19 mostram que a influência dessa variação não causou efeito positivo algum na obtenção de indivíduos mais aptos. No entanto, foram encontrados casos onde uma determinada população gerada com um determinado número "seed" simplesmente não obteve nenhum indivíduo com aptidão diferente de zero. Porém ao variar-se o índice do gerador de números aleatórios, e conseqüentemente gerar uma população inicial geneticamente diferente, obteve-se excelente convergência da população. O caso número 9 é um exemplo desse fato, onde inicialmente com os mesmos parâmetros do algoritmo genético e número de "seed" igual a -1000, não houve convergência da população do algoritmo genético, porém ao variar-se o número de "seed" para -2000, houve sucesso na convergência da população.

7.8.2 CÁLCULO DE TODOS OS AUTOVALORES X AUTOVALORES DOMINANTES

O gráfico a seguir mostra um comparativo dos tempos de CPU para casos análogos entre si, referentes ao projeto dos estabilizadores derivados do sinal de velocidade para New England, onde observa-se uma redução de 22 a 30 % do esforço computacional quando se usa uma função de aptidão baseada em autovalores dominantes, porém obtendo-se resultados finais em termos de aptidão (amortecimento) completamente similares.

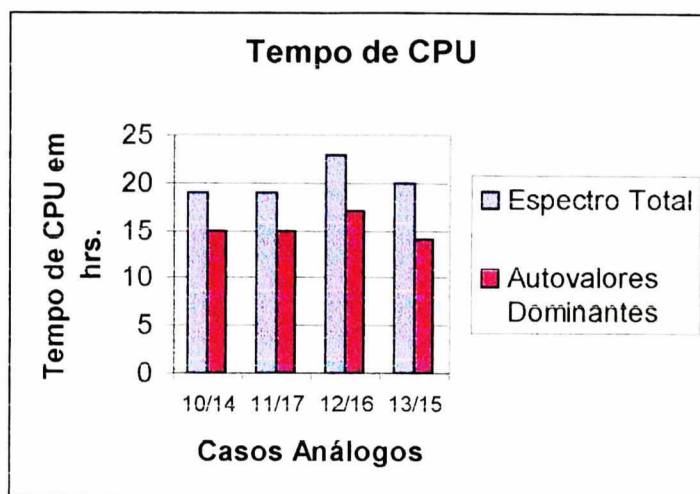


Figura 7.13 - Comparação de tempos de CPU

No entanto, devemos ressaltar que, conforme descrito no item 7.7.2, quando se empregou funções aptidão baseadas em autovalores dominantes, houve a necessidade de, além de considerar os autovalores relativos aos modos eletromecânicos em baixas frequências, também considerar os modos da excitatriz com frequências mais altas. Ainda conforme o item 7.7.2, foi necessário calcular os autovalores dominantes de 10 até 40 Hz a intervalos regulares para obter ajustes finais que não levassem a obtenção de um sistema instável. Devido a este motivo, o emprego de funções de aptidão baseadas em autovalores dominantes não permitiu uma redução tão significativa dos tempos computacionais. Mesmo assim, ficou evidente que é vantajosa a utilização desta técnica, tendo em vista a obtenção de valores iguais ou superiores de aptidão, sendo que a redução do esforço pode até ser maior se for utilizada uma técnica de cálculo de autovalores dominantes que calcule simultaneamente esses autovalores em diferentes espectros de frequência.

Outro fato a ressaltar é que os ajustes dos ESPs obtidos com o uso das duas funções de aptidão, tanto no caso de velocidade como no caso de potência elétrica, foram diferentes, levando-nos à conclusão de que, apesar de apresentar excelentes características de amortecimento, os ajustes obtidos não correspondem ainda ao ponto de máximo global. Isto se deve ao fato de que a função objetivo apresentada no item 6.2 do capítulo 6, é uma função reconhecidamente multimodal e que segundo TARANTO et al. [31] admite um número quase infinito de soluções.

Finalmente também devemos dizer que ao trabalhar-se com funções aptidão baseadas em autovalores dominantes, houve tendência ao aparecimento de modos instáveis da excitatriz, sendo que os mesmos devem ser considerados caso se deseje obter ajustes válidos para os estabilizadores.

7.8.3 ESP DE SINAL DE VELOCIDADE X ESP DE SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA

O objetivo desta análise não é o de comparar as já conhecidas vantagens e desvantagens dos ESPs derivados de velocidade e de potência elétrica, as quais podem ser encontradas, por exemplo, nas referências bibliográficas [4] e [35] desta dissertação. No entanto apresentamos a seguir uma análise comparativa dos resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta para projetar ESPs robustos derivados do sinal de velocidade e de potência elétrica.

Os coeficientes de amortecimento obtidos com ambos os tipos de estabilizadores foram, para ambos os sistemas teste usados, completamente iguais, muito embora os ajustes dos ESPs de potência elétrica no caso do sistema New England, somente alcançaram valores iguais de amortecimento dos modos eletromecânicos, quando usada a função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes e faixas estreitas de variação dos parâmetros dos ganhos dos estabilizadores. No entanto os ajustes obtidos desta forma, apesar de conferir amortecimentos mínimos da ordem de 20% para os modos eletromecânicos, permitiram o aparecimento de modos da excitatriz com frequência superior às consideradas na função aptidão, com amortecimento de apenas 10%. Este fato não foi tão pronunciado no caso dos ESPs derivados da velocidade, projetados com função aptidão baseada no cálculo de autovalores dominantes. Obviamente é conhecido o fato dos ESPs derivados de velocidade apresentarem problemas pois os mesmos precisam compensar o atraso de fase da função de transferência do sistema de potência de modo a produzir uma componente de torque de amortecimento em fase com a velocidade. Para isso os ajustes dos dois estágios de avanço-atraso de fase devem ser tais que o ESP funcione como pseudo-derivadores, e isto faz com que este tipo de ESP tenda a deixar passar ruídos de alta frequência e a aumentar a interação torsional, como explicado em [4] e [35].

Outro fato a salientar é que na modelagem utilizada, com os ESPs em sua forma canônica observável conforme expressões (3.21), (3.22) e (3.23), que no entanto não consideram o filtro "wash out", ao testar-se os ajustes finais obtidos pelo algoritmo genético no PACDYN, incluindo a dinâmica introduzida pelo referido filtro, os casos com ESP derivados da potência elétrica apresentaram coeficientes de amortecimento um pouco inferiores ao calculado pela função aptidão. Ou seja, para os casos de ESPs derivados da velocidade a simplificação de não considerar a dinâmica introduzida pelos filtros "wash-out" não influenciou na exatidão dos resultados finais, porém no caso de ESPs derivados da potência elétrica foi detectada uma influência maior, que no entanto vai diminuindo a medida que se aumenta a constante de tempo T_w do filtro.

Finalmente apresentam-se a seguir as características de fase dos ESPs derivados de velocidade e potência elétrica, ajustes dos casos 13 e 22 respectivamente, para a máquina 35 (mais próxima do local do curto-circuito aplicado), onde se percebe que os mesmos apresentam suas características máximas de avanço de fase e atraso de fase próximo às faixas de frequência de interesse.

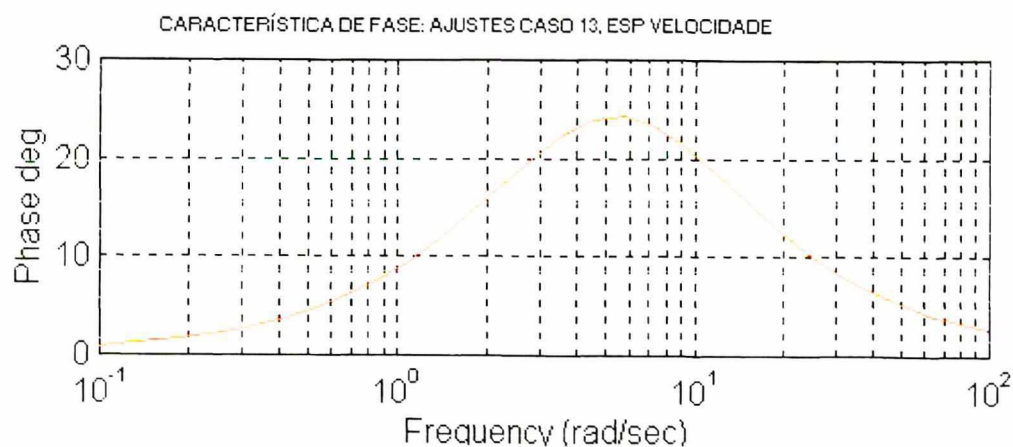


Figura 7.14 - Característica de fase, ESP de velocidade, máquina 35

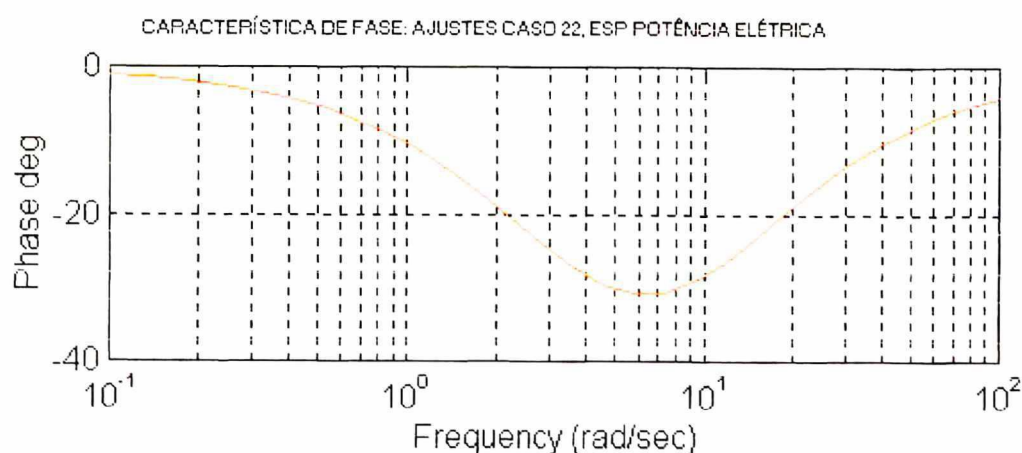


Figura 7.15- Característica de fase, ESP de potência elétrica, máquina 35

7.8.4 IMPLEMENTAÇÃO SEQUENCIAL X IMPLEMENTAÇÃO PARALELA

Dos resultados obtidos pode-se afirmar de forma contundente que a paralelização do algoritmo sequencial inicialmente proposto viabilizou a utilização prática da metodologia proposta, reduzindo o tempo total de processamento para a faixa de 3 a 4 horas apenas, sendo os tempos típicos de processamento sequencial da ordem de 15 a 20 horas, o que obviamente torna-se impraticável. Salienta-se que os altos tempos de processamento requeridos atribuem-se em grande parte à decisão de adotar-se uma altíssima resolução de bits para cada parâmetro do algoritmo genético, fazendo com que o cromossomo tivesse uma extensão total de 180 bits, o que implica em $1,532495540866E+54$ combinações diferentes de indivíduos. Mas a forma encontrada para a paralelização do algoritmo permitiu trabalhar com o paralelismo de dados dentro dos paradigmas da computação paralela, o que nos conduziu a uma granularidade grossa para o problema.

Cabe salientar que os tempos podem ser reduzidos ainda mais caso se trabalhe com rotinas de cálculo de autovalores dominantes que permitam a aplicação de diferentes deslocamentos frequenciais simultaneamente, recordando o fato que em cada caso típico processado para o sistema de New England são resolvidos 60.000 cálculos de autovalores da matriz aumentada, para realmente obter ESPs o suficientemente robustos.

7.9 CONCLUSÃO

Neste capítulo foram apresentados os resultados da aplicação da metodologia proposta nos dois sistemas teste usados, obtendo-se ajustes dos ESPs derivados de velocidade e potência elétrica, com função aptidão baseada em autovalores dominantes ou espectro total de autovalores dos mesmos sistemas. Os resultados da implementação seqüencial e paralela foram comparados. O desempenho dinâmico dos sistemas com os ajustes dos ESPs obtidos via a metodologia foi testado novamente com programas de avaliação de estabilidade a pequenos sinais e com programas de simulação digital não-linear, evidenciando-se os bons resultados obtidos e uma coerência razoável dos resultados entre as simulações lineares e as não lineares.

CAPÍTULO 8

CONCLUSÕES FINAIS E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Esta dissertação deu continuidade a investigação de um método prático para o ajuste coordenado simultâneo de estabilizadores de sistemas de potência considerando o requisito de robustez, baseado na utilização de algoritmos genéticos, cálculo eficiente de autovalores e introduzindo-se o uso da computação de alto desempenho. Dos resultados obtidos pode ser concluído que tanto a modelagem do sistema elétrico quanto a metodologia empregadas estão corretas e que a ferramenta desenvolvida é bastante eficiente em seu objetivo.

A combinação de dois tipos diferentes de algoritmos genéticos, um de pré-otimização e outro de otimização final, permitiu definir ajustes dos parâmetros dos estabilizadores de forma a conferir ao sistema elétrico excelentes coeficientes de amortecimento, pois partiu-se de uma população inicial de indivíduos gerados totalmente de forma aleatória com aptidão média de 0% (sistema instável) até chegar numa população final onde os melhores indivíduos alcançaram a aptidão máxima de 20% (20% de amortecimento mínimo das oscilações eletro-mecânicas).

A utilização de funções de aptidão baseadas em cálculo de autovalores dominantes via rotina "Lopsided" também mostrou-se bastante eficaz para alcançar os objetivos desejados e uma alternativa válida às funções de aptidão baseadas no cálculo do espectro total de autovalores, se também forem incorporados na função objetivo, não só as frequências correspondentes aos modos de oscilação eletromecânicos, como também as frequências relativas aos modos da excitatriz.

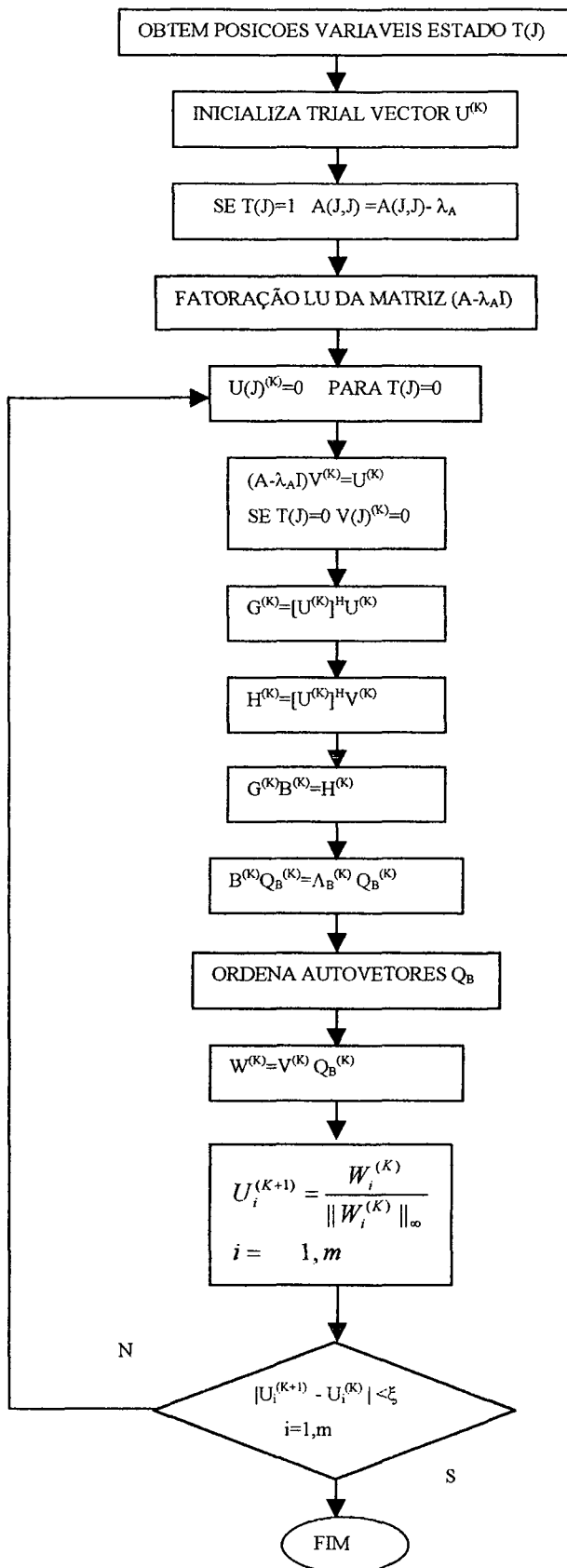
A utilização da computação de alto desempenho, com a paralelização do algoritmo, mostrou-se viável e decisiva na obtenção dos resultados em um tempo relativamente curto de processamento, considerando a extensão do cromossomo utilizado, o grande número de gerações do algoritmo genético e o número de pontos diferentes de operação considerados.

Para a realização de eventuais trabalhos futuros nesta linha de pesquisa sugere-se:

- A análise do emprego de outras rotinas de cálculos de autovalores dominantes, capazes de calcular simultaneamente grupos de autovalores em diferentes espectros de frequência, visando diminuir ainda mais o tempo computacional consumido;
- A aplicação de técnicas mais eficientes de solução de sistemas esparsos de equações lineares, também visando diminuir o tempo computacional requerido;
- A pesquisa da utilização de codificação dos parâmetros como números reais ao invés da tradicional codificação binária, aliada a utilização de funções aptidão avaliadas em forma contínua em vez de avaliadas em intervalos discretos, como a usada nesta dissertação;
- E finalmente, a aplicação da paralelização do algoritmo genético, usando o conceito de nichos ecológicos independentes, atribuindo a cada processador um nicho diferente, com evoluções independentes da população de indivíduos que representam os ajustes dos ESPs.

ANEXO 1

ROTINA "LOPSIDED" COM INVERSO IMPLÍCITO



onde:

T(J)=Vetor auxiliar que indica
posição das variáveis de estado
no Jacobiano

K = número da iteração

m = número de trial vectors

ANEXO 2

FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS DESENVOLVIDAS

PROGRAMAS PRINCIPAIS - IMPLEMENTAÇÃO SEQUENCIAL

a)ga1-7Wel_And.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de velocidade do sistema Anderson para 5 pontos de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro total de autovalores;

b)ga1-7Pel_And.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de potência elétrica, sistema Anderson, para 5 pontos de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro total de autovalores;

c)ga1-7Wel_New.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de velocidade, sistema New England, para 10 pontos de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro total de autovalores;

d)ga1-7Wel_NewD.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de velocidade, sistema New England, para 10 pontos de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada em autovalores dominantes;

e)gal-7Pel_New.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de pot. elétrica, sistema New England, para 10 pts. de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro total de autovalores;

f)ga1-7Pel_NewD.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Projeto dos ESPs derivados de pot. elétrica, sistema New England, para 10 pts. de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados/Jacobiano Aumentado;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada em autovalores dominantes;

PROGRAMA AUXILIAR COMUM A TODOS PROGRAMAS SEQUENCIAIS

g)fat_sol_qr.for - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Subrotinas para Fatoração das matrizes;
- Subrotinas para Solução de sistemas de equações baseada na fatoração;
- Subrotina para cálculo de autovalores "Lopsided", com inverso implícito;
- Subrotina QR para cálculo de autovalores;

PROGRAMAS PRINCIPAIS - IMPLEMENTAÇÃO PARALELA

h)Wel_Mas.f - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Programa Mestre para projeto de ESPs derivados de velocidade do sistema New England para 10 pontos de operação;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro total de autovalores;

i)Wel_Slv.f - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Programa Escravo para auxílio no projeto de ESPs derivados de velocidade do sistema New England para 10 pontos de operação;
- Cálculo da Matriz de Estados Aumentada;
- Subrotinas para Fatoração das matrizes;
- Subrotinas para Solução de sistemas de equações baseada na fatoração;

- Subrotina para cálculo de autovalores "Lopsided", com inverso implícito;
- Subrotina QR para cálculo de autovalores;

j)PelMas1.f - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Programa Mestre para projeto de ESPs derivados da potência elétrica do sistema New England para 10 pontos de operação, baseado em autovalores dominantes;
- Todas as rotinas de Algoritmo Genético;
- Função Aptidão baseada no espectro parcial de autovalores;

k)PelSlv.f - Possui as seguintes funcionalidades/subrotinas:

- Programa Escravo para auxílio no projeto de ESPs derivados de potência elétrica do sistema New England para 10 pontos de operação, para autovalores dominantes;
- Cálculo da Matriz de Estados Aumentada;
- Subrotinas para Fatoração das matrizes;
- Subrotinas para Solução de sistemas de equações baseada na fatoração;
- Subrotina para cálculo de autovalores "Lopsided", com inverso implícito;
- Subrotina QR para cálculo de autovalores;

ARQUIVOS COMUNS A TODAS AS IMPLEMENTAÇÕES

l)ga.inp - permite parametrizar todos as variáveis do algoritmo genético;

m)ga.res - permite reinicializar um processamento interrompido numa determinada geração;

n)ga.out - arquivo de saída dos resultados do algoritmo genético e dos ajustes dos ESPs.

ARQUIVOS DE ENTRADA DE DADOS

o)matrizes A,B e C- arquivos padrão ASCII relativos às respectivas matrizes de estado, de entrada e de saída dos sistemas teste, em malha aberta, para o sistema WSCC (5 pontos de operação, dimensão 8) e New England (10 pontos de operação, dimensão 45).

ANEXO 3

DADOS DO SISTEMA WSCC (ANDERSON)

DADOS DA REDE/ CASO BASE - FORMATO DO PROGRAMA ANAREDE

TITU

SISTEMA ANDERSON FOUAD 9 BARRAS-Arquivo de entrada para Anarede/315MW

(

{BASE 100.0 MVA

(

(DBAR IMPR FILE			GERACAO				CARGA	
(BUS	C	NAME	VOLT	ANG	MW	MVAR	MW	MVAR
1	2	bus1	1040	0	0.0	0.0-9999 9999	0.0	0.0
2	1	bus2	1025	0163.0	0.0-9999 9999		0.0	0.0
3	1	bus3	1025	0 85.0	0.0-9999 9999		0.0	0.0
4	0	bus4	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0
5	0	bus5	1000	0	0.0	0.0	125.0	50.0
6	0	bus6	1000	0	0.0	0.0	90.0	30.0
7	0	bus7	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0
8	0	bus8	1000	0	0.0	0.0	100.0	35.0
9	0	bus9	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0

(

(DLIN IMPR FILE

(DE	PARA	(R%)	(XL%)	MVAR		
1	4 T	0.0	05.76		0	0
2	7 T	0.0	06.25		0	0
3	9 T	0.0	05.86		0	0
4	5 T	1.0	08.50	17.6	0	0
4	6 T	1.7	09.20	15.8	0	0
5	7 T	3.2	16.10	30.6	0	0
6	9 T	3.9	17.00	35.8	0	0
7	8 T	0.8	07.20	14.9	0	0
8	9 T	1.2	10.08	20.9	0	0

C--> 0=PQ; 1=PV; 2=SLACK

DADOS DAS MÁQUINAS SÍNCRONAS E REGULADORES/FORMATO PACDYN

TITU

```

    /// Sistema Anderson Fouad    ///
    /// 9 barras                    ///
    /// Modelo 2 de maq. - modelo 3 de RT - PSS de 3(4) ordem ///

```

DSYS

```

# N = Network File: A = ANAREDE Formatted File
#                       H = ANAREDE History File
#                       P = PACDYN Formatted File (DEFAULT)
# P = Network printout | T = Initial conditions test | V = Voltstab analysis
#(freq) (base) (no) N P T V
  60.000 100.00 0001 H Y N N

```

DGEN

```

#(#1)noRM(Base) (-HH-) (-X'd) (-X'q) (-Xd-) (-Xq-) (-Ra-) (T'd0) (T'q0) (Xp-) (-Sat-) (-D-)
  01
  02 0 2 100.0 6.400.1198      0.89580.8645      6.00
  03 0 2 100.0 3.010.1813      1.31251.2578      5.89
-999

```

DAVR

```

#bus no(-Ka-) (-Ta-) (-Kf-) (-Tf-) (-Tn-) (-Td-) (-Ke-) (-Te-) (Vsat) (Vsmx) (Vmax) (Vc)M
  02 0 200.0 0.01
  03 0 200.0 0.01

```

3

ANEXO 4

DADOS DO SISTEMA NEW ENGLAND

DADOS DA REDE/CARGA CASO BASE - FORMATO DO PROGRAMA ANAREDE

SISTEMA NEW ENGLAND 39 BARRAS-Arquivo de entrada p/ Anarede/CASO BASE 6150 MW

(BASE 100.0 MVA

(DBAR IMPR FILE

(BUS	C	NAME	VOLT	ANG	GERACAO		CARGA		
					MW	MVAR	MW	MVAR	
1	0	bus1	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
2	0	bus2	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
3	0	bus3	1000	0	0.0	0.0	322.0	2.4	
4	0	bus4	1000	0	0.0	0.0	500.0	184.0	
5	0	bus5	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
6	0	bus6	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
7	0	bus7	1000	0	0.0	0.0	233.8	84.0	
8	0	bus8	1000	0	0.0	0.0	522.0	176.0	
9	0	bus9	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
10	0	bus10	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
11	0	bus11	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
12	0	bus12	1000	0	0.0	0.0	8.5	88.0	
13	0	bus13	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
14	0	bus14	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
15	0	bus15	1000	0	0.0	0.0	320.0	153.0	
16	0	bus16	1000	0	0.0	0.0	329.4	32.3	
17	0	bus17	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
18	0	bus18	1000	0	0.0	0.0	158.0	30.0	
19	0	bus19	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
20	0	bus20	1000	0	0.0	0.0	680.0	103.0	
21	0	bus21	1000	0	0.0	0.0	274.0	115.0	
22	0	bus22	1000	0	0.0	0.0	0.0	0.0	
23	0	bus23	1000	0	0.0	0.0	247.5	084.6	
24	0	bus24	1000	0	0.0	0.0	308.6	-12.2	
25	0	bus25	1000	0	0.0	0.0	224.0	47.2	
26	0	bus26	1000	0	0.0	0.0	139.0	17.0	
27	0	bus27	1000	0	0.0	0.0	281.0	75.5	
28	0	bus28	1000	0	0.0	0.0	206.0	27.6	
29	0	bus29	1000	0	0.0	0.0	283.5	26.9	
30	1	bus30	1048	0250.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
31	1	bus31	1000	0573.5	0.0-9999	9999	9.2	4.6	
32	1	bus32	1000	0650.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
33	1	bus33	1000	0632.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
34	1	bus34	1012	0508.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
35	1	bus35	1049	0650.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
36	1	bus36	1064	0560.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
37	1	bus37	1028	0540.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
38	1	bus38	1027	0830.0	0.0-9999	9999	0.0	0.0	
39	2	bus39	1030	0	0.0	0.0-9999	9999	1104.2	250.0

(DLIN IMPR FILE

(DE	PARA		(R%)	(XL%)	MVAR		
1	2	T	0.35	4.110	69.8		0 0
1	39	T	0.10	2.500	75.0		0 0
2	3	T	0.13	1.510	25.7		0 0
2	25	T	0.70	0.860	14.6		0 0
2	30	T	0.00	1.810	0.00	1.025	0 0
3	4	T	0.13	2.130	22.1		0 0
3	18	T	0.11	1.330	21.3		0 0
4	5	T	0.08	1.280	13.4		0 0
4	14	T	0.08	1.290	13.8		0 0
5	6	T	0.02	0.260	4.34		0 0
5	8	T	0.08	1.120	14.7		0 0
6	7	T	0.06	0.920	11.3		0 0
6	11	T	0.07	0.820	13.8		0 0
6	31	T	0.00	2.500	0.00	1.070	0 0
7	8	T	0.04	0.460	7.80		0 0
8	9	T	0.23	3.630	38.0		0 0
9	39	T	0.10	2.500	120.		0 0
10	11	T	0.04	0.430	7.29		0 0
10	13	T	0.04	0.430	7.29		0 0
10	32	T	0.00	2.000	0.00	1.070	0 0
12	11	T	0.16	4.350	0.00	1.006	0 0
12	13	T	0.16	4.350	0.00	1.006	0 0
13	14	T	0.09	1.010	1.72		0 0
14	15	T	0.18	2.170	36.6		0 0
15	16	T	0.09	0.940	17.1		0 0
16	17	T	0.07	0.890	13.4		0 0
16	19	T	0.16	1.950	30.4		0 0
16	21	T	0.08	1.350	2.54		0 0
16	24	T	0.03	0.590	6.80		0 0
17	18	T	0.07	0.820	13.1		0 0
17	27	T	0.13	1.730	32.1		0 0
19	33	T	0.07	1.420	0.00	1.070	0 0
19	20	T	0.07	1.380	0.00	1.060	0 0
20	34	T	0.09	1.800	0.00	1.009	0 0
21	22	T	0.08	1.400	25.6		0 0
22	23	T	0.06	0.960	18.4		0 0
22	35	T	0.00	1.430	0.00	1.025	0 0
23	24	T	0.22	3.500	36.1		0 0
23	36	T	0.05	2.720	0.00		0 0
25	26	T	0.32	3.230	51.3		0 0
25	37	T	0.06	2.320	0.00	1.025	0 0
26	27	T	0.14	1.470	23.9		0 0
26	28	T	0.43	4.740	78.0		0 0
26	29	T	0.57	6.250	103.		0 0
28	29	T	0.14	1.510	24.9		0 0
29	38	T	0.08	1.560	0.00	1.025	0 0

DADOS DAS MÁQUINAS SÍNCRONAS E REGULADORES/FORMATO PACDYN

```

/// TEST SYSTEM #3 (NEW ENGLAND SYSTEM)          ///
/// Paper "COMPUTING DOMINANT POLES OF VERY HIGH ORDER TRANSFER  ///
/// FUNCTIONS" (Reference #17)                    ///

DSYS
# N = Network File: A = ANAREDE Formatted File
#           H = ANAREDE History File
#           P = PACDYN Formatted File (DEFAULT)
# P = Network printout | T = Initial conditions test | V = Voltstab analysis
#(freq) (base) (no) N P T V
  60.000 100.00 0001 H Y Y N

DGEN
#(#1)noRM(Base) (-HH-) (-X'd) (-X'q) (-Xd-) (-Xq-) (-Ra-) (T'd0) (T'q0) (Xp-) (-Sat-) (-D-)
#(#1)no  (-X"d) (-X"q) (T"d0) (T"q0) (-Xl-) (-A--) (-B--) (-C--) (-Xt-)
  30 0 31000.0 4.200 0.310 0.310 1.000 0.6900.001410.200 0.0010.125 0.000 4.0
  31 0 31000.0 3.030 0.697 1.700 2.950 2.8200.0270 6.560 1.5000.350 0.000 9.75
  32 0 31000.0 3.580 0.531 0.876 2.495 2.370.00386 5.700 1.5000.304 0.00010.00
  33 0 31000.0 2.860 0.436 1.660 2.620 2.580.00222 5.690 1.5000.295 0.00010.00
  34 0 31000.0 2.600 1.320 1.660 6.700 6.2000.0014 5.400 0.4400.540 0.000 3.00
  35 0 31000.0 3.480 0.500 0.814 2.540 2.4100.0615 7.300 0.4000.224 0.00010.00
  36 0 31000.0 2.640 0.490 1.860 2.950 2.920.00268 5.660 1.5000.322 0.000 8.00
  37 0 31000.0 2.430 0.570 0.911 2.900 2.800.00686 6.700 0.4100.280 0.000 9.00
  38 0 31000.0 3.450 0.570 0.587 2.106 2.0500.0030 4.790 1.9600.298 0.00014.00
# 39 0R31000.050.000 0.060 0.080 0.200 0.1900.0010 7.000 0.7000.030 0.00010.00
  39
-999

DAVR
#bus no(-Ka-) (-Ta-) (-Kf-) (-Tf-) (-Tn-) (-Td-) (-Ke-) (-Te-) (Vsat) (Vsmx) (Vmax) (Vc)M
  30 0200.00 0.010 3
  31 0200.00 0.010 3
  32 0200.00 0.010 3
  33 0200.00 0.010 3
  34 0200.00 0.010 3
  35 0200.00 0.010 3
  36 0200.00 0.010 3
  37 0200.00 0.010 3
  38 0200.00 0.010 3
# 39 0 5.00 0.600

```

ANEXO 5

SAÍDA TÍPICA DO ALGORITMO GENÉTICO - CASO 1

ARQUIVO DE SAÍDA GA.OUT /CASO 1 / MICRO ALGORITMO GENÉTICO ESP DERIVADO DO SINAL DE VELOCIDADE

```
$ga irestrt=0, microga=1, npopsiz= 5, nparam= 4, pmutate=0.01d0, maxgen=50,
idum=-1000, pcross=0.5d0, itourny=1, ielite=1, icreep=0, pcreep=0.02d0,
iunifrm=1, iniche=1, nchild=1, iskip= 0, iend= 0, nowrite=1, kountmx=5,
parmin= 4*0.2d0, parmax= 4*15.0d0, nposibl=4*1024, nichflg=4*1, $end
```

Limites : ganhos de 1.0 a 80.0 ; zeros de 0.15 a 1.5

```
##### Geração      1 #####
#      Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1000111111010100010010000011010001100100 56.65   .58 51.81   .29   .0
2 1000110100111001110011001010101100111011 55.58   1.37 79.39   1.24   .0
3 0101011010010100111000101110111111010001 34.48    .60 19.10   1.44   .0
4 1110111111000001001001111101010101011100 93.81    .18 49.48    .62   .0
5 1001011100110101010010101101111000110010 59.45   1.28 68.26    .90   .0
```

Aptidão Média da Geração = .0

Aptidão Máxima = .0

```
##### Geração      2 #####
#      Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1110111011000001111000101101111111010001 93.42    .20 18.71   1.44   .0
2 1001011000010101011010101111111111010001 59.06    .61 69.03   1.44   .0
3 1010111111000001001010101001010101011100 69.03    .18 66.52    .64   .0
4 1100110111000001101001001111011100111111 80.65    .19 31.68   1.25   .0
5 1000111111010100010010000011010001100100 56.65    .58 51.81    .29   .0
```

Aptidão Média da Geração = .0

Aptidão Máxima = .0

```
##### Geração      3 #####
#      Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1110111011000001111000101101111111010001 93.42    .20 18.71   1.44   .0
2 1110111111000001101001101101011101110001 93.81    .19 43.29   1.31   .0
3 100111101001000101101010111111111010001 62.35    .52 69.03   1.44   .0
4 1100111011000001011000000111011101110100 81.03    .19  3.81   1.32   .2
5 1010111111000001101001001011010101111111 69.03    .19 30.13    .66   .0
```

Aptidão Média da Geração = .0

Aptidão Máxima = .2

```
##### Geração      4 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1100111111000001111001001111010101110100 81.42  .20 31.68  .65  .0
2 1000111010000001011000001111111101110000 56.16  .19  7.10  1.31  .0
3 1100111010010001011000100111111101010001 80.94  .52 16.39  1.27  .0
4 1100111011000001011000000111011101110100 81.03  .19  3.81  1.32  .2
5 1101111010000001011010000111111101110001 87.13  .19 53.55  1.31  .0

Aptidão Média da Geração      =  .06
Aptidão Máxima                 =  .2
```

```
##### Geração      5 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1100111010000001011000000111111101110001 80.94  .19  4.00  1.31  .2
2 1100111011000001011000000111011101110100 81.03  .19  3.81  1.32  .2
3 1100111011010001011000100111011101010000 81.03  .52 16.19  1.27  .0
4 1101111111000001111000001111010101110000 87.61  .20  6.90  .64  .5
5 1100111010000001011000100111111101010001 80.94  .19 16.39  1.27  .0

Aptidão Média da Geração      =  .2
Aptidão Máxima                 =  .5
```

```
##### Geração      6 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1100111010000001011000000111111101010001 80.94  .19  4.00  1.27  .2
2 1101111111000001111000001111010101110000 87.61  .20  6.90  .64  .5
3 1100111010000001011000000111011101110000 80.94  .19  3.81  1.31  .2
4 1100111011000001011000000111111101110000 81.03  .19  4.00  1.31  .2
5 1101111010000001111000001111010101110001 87.13  .20  6.90  .64  .5

Aptidão Média da Geração      =  .3
Aptidão Máxima                 =  .5
```

```
##### Geração      7 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1101111011000001111000000111010101110000 87.23  .20  3.81  .64  .5
2 1101111011000001111000001111010101110000 87.23  .20  6.90  .64  .5
3 1101111111000001111000001111010101110000 87.61  .20  6.90  .64  .5
4 1101111010000001011000000111110101110001 87.13  .19  4.00  .64  .5
5 1100111010000001111000001111111101110001 80.94  .20  7.10  1.31  .0

Aptidão Média da Geração      =  .4
Aptidão Máxima                 =  .5
```

```
%%%%%%%% Restart micro-population at Generation      7 %%%%%%%%%
```

```
##### Geração      8 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1101111011000001111000000111010101110000 87.23  .20  3.81  .64  .5
```

2	101100001000001001101111000000001001101	69.32	.21	93.90	.26	.2
3	011101101010101010101111001101110111010110	46.87	1.05	80.65	.78	.0
4	0011111001011000100110101000001101011010	25.10	.67	66.03	1.28	.0
5	1011001011000010010110011001101000101110	70.19	.21	60.42	.89	.0

Average Function Value of Geração = .1
 Aptidão Máxima = .5

```
##### Geração      9 #####
#   Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1111010010000010001111010001010001001101 95.65   .21 82.00   .26   .2
2 1001011011000001011100010101110000110110 59.35   .19  9.42   .23   6.0
3 1101111011000001111000000111010101110000 87.23   .20  3.81   .64   .5
4 0111111011000001110000000100011101110000 50.06   .20  2.65  1.31   .2
5 1111111010001010101100000101110101010010 99.52   .38  3.23   .60   .2
```

Average Function Value of Geração = 1.4
 Aptidão Máxima = 6.0

```
##### Geração     10 #####
#   Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 111101001000000100110101010101110001100111 95.65   .18 34.19   .29   .2
2 1101011011000001111000000111110101110000 84.13   .20  4.00   .64   .5
3 1111011011000001111000010100011001110010 96.52   .20  8.84   .98   .2
4 1001011011000001011100010101110000110110 59.35   .19  9.42   .23   6.0
5 1011111011001000101100010101110100010010 74.84   .34  9.42   .52   .2
```

Average Function Value of Geração = 1.4
 Aptidão Máxima = 6.0

```
##### Geração     11 #####
#   Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1001011011000001011100010101110000110110 59.35   .19  9.42   .23   6.0
2 1001011011000001011000010101111001110010 59.35   .19  9.42   .98   .2
3 1111111011000001111000000101110100110000 99.61   .20  3.23   .56   .5
4 1001011011001001111100010101110100110110 59.35   .37  9.42   .57   .2
5 1111011010000001011100010101110001100111 96.42   .19  9.42   .29   1.0
```

Average Function Value of Geração = 1.6
 Aptidão Máxima = 6.0

```
##### Geração     12 #####
#   Cromossomo                Gan1   Zer1  Gan2   Zer2 Aptidao
1 1111011011000001011100010101110001110110 96.52   .19  9.42   .31   1.0
2 1001011011000001011100010101110000110110 59.35   .19  9.42   .23   6.0
3 1001011010000001011100010101110000100111 59.26   .19  9.42   .21   8.0
4 1011011011000001111100000101110000110000 71.74   .20  3.23   .22   5.0
5 1001011011000001111100010101110000110110 59.35   .20  9.42   .23   6.0
```

Average Function Value of Geração = 5.2

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      13 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1001011011000001111100010101110000110111 59.35  .20  9.42  .23  6.0
2 1001011010000001011100010101110000100111 59.26  .19  9.42  .21  8.0
3 1001011010000001111100010101110000110111 59.26  .20  9.42  .23  6.0
4 1001011010000001111100010101110000100111 59.26  .20  9.42  .21  6.0
5 1001011011000001011100010101110000110110 59.35  .19  9.42  .23  6.0
```

Average Function Value of Geração = 6.4

Aptidão Máxima = 8.0

Restart micro-population at generation 13

```
##### Geração      14 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1001011010000001011100010101110000100111 59.26  .19  9.42  .21  8.0
2 10100010000101011111111011111101011000 63.71  .62 96.90 1.28  .0
3 1000010101100011001101000000110010101110 52.58  .90 26.06  .39  .0
4 1111011010011011100011100110110011010101 96.42  .74 90.32  .44  .0
5 1000111001001001011010101010100010101010 56.06  .36 67.00  .38  .0
```

Aptidão Média da Geração = 1.6

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      15 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000110001100011001000100000110010101010 55.29  .90 13.68  .38  .0
2 1000111011000001011110101100110000101010 56.26  .19 67.87  .22  .2
3 100101100001010101110011011110101000110 59.06  .61 22.58  .59  .0
4 1001011010000001011100010101110000100111 59.26  .19  9.42  .21  8.0
5 1001011000000011011101010001110010101111 59.06  .23 32.65  .39  .2
```

Aptidão Média da Geração = 1.7

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      16 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000111011000001011101010001110000101110 56.26  .19 32.65  .22  1.0
2 1001011010000001011100010101110000100111 59.26  .19  9.42  .21  8.0
3 10010110100000011011100010001110000101111 59.26  .23  7.87  .22  5.0
4 1000111010100001001000110001110000100111 56.16  .85 20.26  .21  .0
5 1001011001000011011110110000110000101010 59.16  .23 69.42  .22  .2
```

Aptidão Média da Geração = 2.8

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      17 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
```

1	1000011011000001011100010101110000100110	53.16	.19	9.42	.21	8.0
2	1001011010000001011100010001110000101111	59.26	.19	7.87	.22	8.0
3	1001011010000001011100010101110000100111	59.26	.19	9.42	.21	8.0
4	1001011010000001011101010101110000100110	59.26	.19	34.19	.21	.5
5	1001011010000011011100010101110000100111	59.26	.23	9.42	.21	4.0

Aptidão Média da Geração = 5.7

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      18 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011011000001011100010101110000100110 53.16 .19 9.42 .21 8.0
2 1000011010000001011100010101110000101111 53.06 .19 9.42 .22 8.0
3 1001011011000001011100010101110000101110 59.35 .19 9.42 .22 6.0
4 1001011010000001011100010001110000101111 59.26 .19 7.87 .22 8.0
5 1000011010000001011100010101110000100111 53.06 .19 9.42 .21 8.0
```

Aptidão Média da Geração = 7.6

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      19 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011011000001011100010101110000100110 53.16 .19 9.42 .21 8.0
2 1000011010000001011100010101110000100111 53.06 .19 9.42 .21 8.0
3 1001011010000001011100010001110000101111 59.26 .19 7.87 .22 8.0
4 1000011010000001011100010101110000101110 53.06 .19 9.42 .22 8.0
5 1001011010000001011100010001110000100111 59.26 .19 7.87 .21 8.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.0

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      20 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101110 53.06 .19 7.87 .22 8.0
2 1000011011000001011100010101110000100110 53.16 .19 9.42 .21 8.0
3 1000011010000001011100010101110000101110 53.06 .19 9.42 .22 8.0
4 1000011010000001011100010001110000100111 53.06 .19 7.87 .21 8.0
5 1001011011000001011100010101110000100110 59.35 .19 9.42 .21 8.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.0

Aptidão Máxima = 8.0

Restart micro-population at Generation 20

```
##### Geração      21 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101110 53.06 .19 7.87 .22 8.0
2 1100110000111001011101110110111011100101 79.97 1.36 46.97 1.13 .0
3 0010101001111011010001010100101101110101 17.35 1.40 33.71 1.32 .0
4 0010011000001000110010010010111000001010 15.71 .34 57.81 .84 .0
5 1011001101101011010101001101110001010100 70.39 1.07 31.10 .27 .0
```


Average Function Value of Geração = 1.6
 Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      22 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2  Aptidao
1 101101101110000101110101110110000100110 71.74  .86 37.29  .21  .0
2 1100111010011001011101110100111000100110 80.94  .69 46.19  .88  .0
3 1000011010000001011100010001110000101110 53.06  .19  7.87  .22  8.0
4 1010011000001001110100010001110000001010 65.26  .37  7.87  .17  .2
5 1011011100001011010100001101110001000100 71.84  .40  6.32  .25  .2
```

Average Function Value of Geração = 1.7
 Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      23 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2  Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101110 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 1010011000001001011100001101110000000110 65.26  .36  6.32  .17  .2
3 1010011010000001110100010001110000101110 65.45  .20  7.87  .22  6.0
4 1010011000001011110100000101110001001010 65.26  .41  3.23  .26  .2
5 1010011010000001010100010001110000101010 65.45  .19  7.87  .22  6.0
```

Average Function Value of Geração = 4.1
 Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geração      24 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2  Aptidao
1 1010011010000001110100010001110000101010 65.45  .20  7.87  .22  6.0
2 1010011010000001111100010001110000101110 65.45  .20  7.87  .22  6.0
3 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
4 1000011010000001011100010001110000101110 53.06  .19  7.87  .22  8.0
5 1010011010000001010100010001110000101110 65.45  .19  7.87  .22  6.0
```

Average Function Value of Geração = 6.8
 Aptidão Máxima = 8.0

%%%%% Restart micro-population at generation 24 %%%%%

```
##### Geração      25 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2  Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 0001110111100000010100010110111111011000 12.52  .84  9.81  1.45  .0
3 0001110011111001000011010101001110001011 12.13  1.35 83.45  1.35  .0
4 1011110011000000011101000010000011111101 74.06  .17 26.55  .49  .2
5 0110111110010010101001110100011101111011 44.16  .55 46.00  1.33  .0
```

Aptidão Média da Geração = 1.6
 Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geraçao      26 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 10011101100000101110001000000010111001 62.45  .19  7.19  .40  2.0
2 0110111010010000001100010101010000101010 43.77  .50  9.23  .22  .2
3 0001110011111000001101010010000111111001 12.13  1.34 32.74  .82  .0
4 1010011010000001011101010011010000111000 65.45  .19 33.23  .23  .5
5 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 2.1

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geraçao      27 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010011110000101010 53.06  .19  8.65  .22  8.0
2 1000011010000001011101010001110000101000 53.06  .19 32.65  .21  1.0
3 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
4 1000111011000001011100010000100010111010 56.26  .19  7.39  .40  4.0
5 1000111010000001011100010000010010111010 56.16  .19  7.29  .40  4.0
```

Aptidão Média da Geração = 5.0

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geraçao      28 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010010110010101010 53.06  .19  8.26  .38  4.0
2 1000111010000001011100010000110000111010 56.16  .19  7.48  .24  8.0
3 1000011010000001011100010011110000101010 53.06  .19  8.65  .22  8.0
4 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
5 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 7.2

Aptidão Máxima = 8.0

```
##### Geraçao      29 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
3 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
4 1000111010000001011100010001110000111010 56.16  .19  7.87  .24  8.0
5 1000111010000001011100010000110000111010 56.16  .19  7.48  .24  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.0

Aptidão Máxima = 8.0

Restart micro-population at Generation 29

```
##### Geraçao      30 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 0100010000101011111010000011010110101010 27.32  1.08 51.81  .72  .0
```

3	1111100001010100001111111001101100101011	97.10	.58	97.58	1.22	.0
4	1101011111101110100001111101010101001000	84.52	1.13	49.48	.59	.0
5	111011011010000000011000011110111101001	92.94	.83	76.77	.80	.0

Average Function Value of Geração = 1.6

Aptidão Máxima = 8.0

Geração 31

#	Cromossomo	Gan1	Zer1	Gan2	Zer2	Aptidao
1	1110111110000001001111010001110110101000	93.71	.18	82.19	.72	.0
2	111101010100110000111111001010100001000	95.94	.42	97.48	.51	.0
3	1100011000101011111110010011010000101010	77.65	1.08	58.00	.22	.0
4	1000011010000001011100010001110000101010	53.06	.19	7.87	.22	8.0
5	1100011011100100010000110001110101001010	77.94	.92	20.26	.59	.0

Average Function Value of Geração = 1.6

Aptidão Máxima = 8.0

Geração 32

#	Cromossomo	Gan1	Zer1	Gan2	Zer2	Aptidao
1	1000011010000001011100010001110000101010	53.06	.19	7.87	.22	8.0
2	1100011010101001011100010011110000101010	77.84	1.03	8.65	.22	.0
3	1100011010000000011000110001110001001010	77.84	.17	20.26	.26	1.0
4	1110010000000001011110010001110000101000	89.26	.19	57.42	.21	.2
5	1000011000001011111100010001110000101010	52.87	.41	7.87	.22	.2

Aptidão Média da Geração = 1.9

Aptidão Máxima = 8.0

Geração 33

#	Cromossomo	Gan1	Zer1	Gan2	Zer2	Aptidao
1	1000011010001011111100010001110000101010	53.06	.41	7.87	.22	.2
2	1000011010000001011000110001110001101010	53.06	.19	20.26	.30	1.0
3	1000011010000001011100010001110000101010	53.06	.19	7.87	.22	8.0
4	1000011010000001011000010001110000001010	53.06	.19	7.87	.17	10.0
5	1100010000000001011100010001110000101000	76.87	.19	7.87	.21	5.0

Aptidão Média da Geração = 4.8

Aptidão Máxima = 10.0

Geração 34

#	Cromossomo	Gan1	Zer1	Gan2	Zer2	Aptidao
1	1000011010000001011000010001110000001010	53.06	.19	7.87	.17	10.0
2	1000011010000001011000010001110001101010	53.06	.19	7.87	.30	6.0
3	1000010010000001011100010001110000101010	52.29	.19	7.87	.22	8.0
4	1100010000000001011100010001110000001010	76.87	.19	7.87	.17	5.0
5	1000010000000001011100010001110000101000	52.10	.19	7.87	.21	10.0

Aptidão Média da Geração = 7.8

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      35 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 100011010000001011000010001110000001010 53.06  .19  7.87  .17  10.0
2 100010010000001011100010001110000101000 52.29  .19  7.87  .21  10.0
3 100011000000001011100010001110000101010 52.87  .19  7.87  .22  8.0
4 100011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
5 100011010000001011100010001110000101000 53.06  .19  7.87  .21  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.8

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      36 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 100011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 100011010000001011100010001110000101000 53.06  .19  7.87  .21  8.0
3 100011010000001011000010001110000001010 53.06  .19  7.87  .17  10.0
4 100010010000001011100010001110000101010 52.29  .19  7.87  .22  8.0
5 100010010000001011100010001110000101010 52.29  .19  7.87  .22  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.4

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      37 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 100011010000001011000010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
2 100011010000001011100010001110000101010 53.06  .19  7.87  .22  8.0
3 100010010000001011100010001110000001010 52.29  .19  7.87  .17  10.0
4 100010010000001011100010001110000101010 52.29  .19  7.87  .22  8.0
5 100011010000001011000010001110000001010 53.06  .19  7.87  .17  10.0
```

Aptidão Média da Geração = 8.8

Aptidão Máxima = 10.0

%%%%% Restart micro-population at Geração 37 %%%%%

```
##### Geração      38 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 100010010000001011100010001110000001010 52.29  .19  7.87  .17  10.0
2 1011010010111110100001011011100001110101 70.87  1.47 36.42  .31  .0
3 1011011111001110111100100010100111100000 72.13  .47 14.35  .79  .0
4 0111111110110001001110110101101001110001 50.35  1.19 71.26  .98  .0
5 1111000100001100000000110000001100111010 94.29  .41 19.58  1.24  .0
```

Average Function Value of Geração = 2.0

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      39 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1010010010010110100000010001100000001000 64.68  .63  7.77  .17  .0
2 1010010010111110000101010011110001110111 64.68  1.46 33.42  .32  .0
```

3	1001010010100011010101011011100000111110	58.48	.90	36.42	.24	.0
4	1111111100010001000110110100001000110011	99.71	.52	70.68	.90	.0
5	1000010010000001011100010001110000001010	52.29	.19	7.87	.17	10.0

Average Function Value of Geração = 2.0
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      40 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1011111110010001000110010001011000111011 75.13  .52 57.23  .91  .0
2 1010010010111101001100010001110000011111 64.68  1.44 7.87  .20  .0
3 1000010010010011100000010001110000001000 52.29  .57 7.87  .17  .0
4 1111010000100001000110110100101000111011 95.45  .85 70.87  .91  .0
5 1000010010000001011100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
```

Average Function Value of Geração = 2.0
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      41 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000111110000001000100010001010000011011 56.55  .18 7.68  .20  8.0
2 100001001001010101001100010001110000011110 52.29  .60 7.87  .20  .0
3 1110010010000001000100010000111000011010 89.45  .18 7.48  .86  .2
4 1000010010000001011100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
5 1000010010010101011100010001110000001110 52.29  .61 7.87  .18  .0
```

Aptidão Média da Geração = 3.6
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      42 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001010100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
2 1000010010000001011100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
3 1000010010000001001100010001110000011010 52.29  .18 7.87  .19  10.0
4 1000011110000001010100010001010000001010 53.45  .19 7.68  .17  10.0
5 1010010010000001000100010000110000001010 64.68  .18 7.48  .17  8.0
```

Aptidão Média da Geração = 9.6
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      43 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001011100010001110000011010 52.29  .19 7.87  .19  10.0
2 1000010010000001010100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
3 1000010010000001001100010001110000001010 52.29  .18 7.87  .17  10.0
4 1000010010000001011100010001110000001010 52.29  .19 7.87  .17  10.0
5 1000011110000001001100010001010000001010 53.45  .18 7.68  .17  10.0
```

Aptidão Média da Geração = 10.0
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      44 #####
#   Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001001100010001010000001010 52.29  .18  7.68  .17  10.0
2 1000010010000001001100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
3 1000010010000001010100010001110000011010 52.29  .19  7.87  .19  10.0
4 1000010010000001011100010001110000011010 52.29  .19  7.87  .19  10.0
5 1000010010000001001100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
```

Aptidão Média da Geração = 10.0

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      45 #####
#   Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
2 1000010010000001001100010001110000011010 52.29  .18  7.87  .19  10.0
3 1000010010000001001100010001010000001010 52.29  .18  7.68  .17  10.0
4 1000010010000001011100010001110000001010 52.29  .19  7.87  .17  10.0
5 1000010010000001011100010001110000011010 52.29  .19  7.87  .19  10.0
```

Aptidão Média da Geração = 10.0

Aptidão Máxima = 10.0

%%%%% Restart micro-population at generation 45 %%%%%

```
##### Geração      46 #####
#   Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
2 110110110010111110000101100111101011011 85.77  1.16 35.74  1.29  .0
3 100110000001101010101110110111000001111 59.84  .72 96.52  .85  .0
4 1100101110100011001000111010010011100111 79.77  .90 23.55  .46  .0
5 111001000111101011010111100110111100110 89.35  1.45 74.06  .80  .0
```

Aptidão Média da Geração = 2.0

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      47 #####
#   Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1101100001111100001011110110110111001111 84.71  1.42 96.52  .77  .0
2 1001100110001001000001011001110101001011 60.42  .35 35.74  .59  .0
3 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
4 1000111110000001000000111000010011001111 56.55  .18 22.77  .43  .2
5 1100100000000001000001010001111001011011 78.42  .18 32.65  .95  .0
```

Aptidão Média da Geração = 2.0

Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      48 #####
#   Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000110110000001000000110000010010001111 55.77  .18 19.68  .35  .5
2 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17  10.0
```

3	10000100000000001000100010001111001001011	52.10	.18	7.87	.93	.2
4	1000010010000001000000010000110001001011	52.29	.18	7.48	.26	8.0
5	1001100110010001001000110000110111001111	60.42	.52	19.87	.77	.0

Aptidão Média da Geração = 3.7
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      49 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17 10.0
2 1000010010000001000000010000110001001010 52.29  .18  7.48  .26 8.0**
3 1000010010000001000100010001111001001011 52.29  .18  7.87  .93  .2
4 1000010010000001000100010001111001001011 52.29  .18  7.87  .93  .2
5 1000110110000001000100110001110010001110 55.77  .18 20.26  .35  .5
```

Aptidão Média da Geração = 3.8
 Aptidão Máxima = 10.0

```
##### Geração      50 #####
#      Cromossomo                Gan1  Zer1  Gan2  Zer2 Aptidao
1 1000010010000001000100010001111000001010 52.29  .18  7.87  .84  .2
2 1000110010000001000100110001110010001010 55.39  .18 20.26  .34  .5
3 1000010010000001000100010001110000001010 52.29  .18  7.87  .17 10.0**
4 1000010010000001000100110001110010001010 52.29  .18 20.26  .34  1.0
5 1000110110000001000100010001110010001110 55.77  .18  7.87  .35  5.0
```

Aptidão Média da Geração = 3.7
 Aptidão Máxima = 10.0

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] DE MELLO, F. P.; CONCORDIA, C. Concepts of Synchronous Machine Stability as Affected by Excitation Control. *IEEE T-PAS*, v. 88, p. 316-327, Abril 1969.
- [2] ARCIDIACONO, V.; FERRARI, E.; MARCONATO, R.; SACCOMANO, F. Analysis of Factors Affecting the Damping of Low Frequency Oscillations in Multimachine Systems. In: CIGRÉ - INTL. CONF. ON LARGE HIGH VOLTAGE ELETRIC SYSTEMS (1976), *paper 32-19*, 1976.
- [3] KLOPFENSTEIN, A. Experience with System Stabilizing Excitation Controls on the Generation of the Southern California Edison Company. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-90, n. 2, March/April 1971, p. 698-706.
- [4] LARSEN, E. ; SWANN, D. A. Applying Power System Stabilizers:
 PART I: General Concepts
 PART II: Performance Objectives and Tuning Concepts
 PART III: Practical Considerations
Electrical Power Inputs. Design and Field Experience.
IEEE Trans. on PAS, v. PAS-100, n. 6, June 1981.
- [5] YU, Y-N; VONGSURIYAQ, K.; WEDMAN, L. Application of an Optimal Control Theory to a Power System.. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-89, n. 1, January 1970, p. 52-62.
- [6] ELANGO VAN, S.; KUPPURAJULU, A. Suboptimal Control of Power Systems Simplified Models. *IEEE Summer Meeting*, paper 71 TP 541- PWR, July 1971.
- [7] YU, Y-N; SIGGERS, C. Stabilization and Optimal Control Signals for a Power System. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-90, July/August 1971, p. 1469-1480.
- [8] YU, Y-N; MOUSSA, H. Optimal Stabilization of a Multimachine System. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-91, May/June 1972, p. 1174-1182.

- [9] MOUSSA, H.; YU, Y-N. Optimal Power System Stabilization Through Excitation and/or Governor Control. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-91, May/June 1972, p. 1166-1174.
- [10] LEVINE, W. S.; ATHANS, M. On the Determination of the Optimal Constant Output Feedback Gain of Linear Multivariable Systems. *IEEE Trans. on AC*, v. AC-13, n. 1, February 1970, p. 44-48.
- [11] AOKI, M. On Feedback Stabilizability of Decentralized Dynamic Systems. *Automatica*, v. 8, 1972, p. 163-173.
- [12] DAVISON, E.; RAU, N. S.; PALMAY, F. V. The Optimal Decentralized Control of a Power System Consisting of a Number of Interconnected Synchronous Machines. *Int. J. Control*, v.18, n. 6, 1973, p. 1313-1328.
- [13] FREITAS, F. D.; PEÑA, H. E.; SIMÕES COSTA, A. J. A. *Projeto Integrado de Estabilizadores Multivariáveis para Geradores e Compensadores Estáticos de Reativo em Sistemas de Potência*. X Congresso Chileno de Engenharia Elétrica, Valdivia, Chile. Novembro, 1993.
- [14] FREITAS, F. D.; SILVA, A. S.; SIMÕES COSTA, A. J. A. Coordinated Setting of Stabilizers for Synchronous Generators and FACTS Devices in Power System. *Symposium Tokyo (CIGRÉ)*, artigo 320-03, Tokyo. May, 1995.
- [15] SACCOMANO, F. Sensitivity Analysis of the Characteristics Roots of a Linear Time Invariant Dynamic System. Application to the Synthesis of Damping Actions in Electrical Power Systems. *6th Triennial IFAC W. Congress*, 31-5, 1975.
- [16] ARCIDIACONO, V.; FERRARI, E.; MARCONATO, R.; DOS GHALI, J.; GRANDEZ, D. Evaluation and Improvement of Electromechanical Oscillation Damping by Means of Eigenvalue - Eigenvector Analysis. Practical Results in Central Peru Power System. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-99, n. 2, March/April 1980, p. 769-778.
- [17] ABDALLA, O. H.; HASSAN, S. A.; TWEIG, N. T. Coordinated Stabilization of Multimachine Power System. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-103, n. 3, March 1984, p. 483-494.

- [18] DOI, A.; ABE, S. Coordinated Synthesis of Power System Stabilizers in Multimachine Power Systems. *IEEE Trans. on PAS*, v. PAS-103, n. 6, June 1984, p. 1473-1479.
- [19] RAMSAY, B.; LESANY, H. Coordinated Stabilization of Power Systems Using Eigensensitivity Analysis. *Electric Power System Research*, v. 18, 1990, p. 141-148.
- [20] OSTOJIĆ, D. R. Stabilization of Multimodal Electromechanical Oscillations by Coordinated Application of Power System Stabilizers. *IEEE Power Winter Meeting*, WM-206-3 PWRS, 1991.
- [21] PETERSEN, J. R. A Riccati Equation Approach to the Design of Stabilizing Controllers and Observers for a Class of Uncertain Linear Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. AC-30, N.9, Setembro 1985.
- [22] SCHIMITENDORF, W.E. Designing Stabilizing Controllers for Uncertain Systems using the Riccati Equations Approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 33, N. 4, Abril 1988.
- [23] BAZANELLA, A. S.; FISCHMAN, A.; SILVA, A. S.; DION, J. M.; DUGARD, L. Coordinated Robust Controllers in Power Systems. *IEEE – Stockholm Power Tech Conference*, Junho 1995.
- [24] SILVA, A. S.; BAZANELLA, A. S. Coordinated Design of FACTS Controllers and PSSs for Robustness of Power System Stability. In: V SEPOPE (May 1996, Recife, Brasil) *Proceedings*, Recife, Brasil, May 1996.
- [25] TARANTO, G. N.; CHOW, J. H. A Robust Frequency Domain Optimization Technique for Tuning Series Compensation Damping Controllers. *IEEE Trans. on Power Systems*, v. 10, n. 3, August 1995, p. 1219-1295.
- [26] CHEN S.; MALIK, O. P. H_{∞} PSS Design for Multi-Machine Power System. *Revista Ciência e Engenharia da Universidade Federal de Uberlândia*.

- [27] SCAVONE, Francisco. *Projeto Robusto de Controladores de Sistemas de Energia Elétrica*. Florianópolis, 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [28] AFFONSO, Carolina de Mattos. *Aplicação de Técnicas de Controle Robusto Baseadas em LMI's para Sistemas Elétricos de Potência*. Florianópolis, 1999. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [29] TARANTO, G. N.; FALCÃO, D. M. A Robust Decentralized Power System Damping Control Design Using Genetic Algorithms. *Proc. of the XI Brazilian Conference on Automatic Control*, S. Paulo, v. 1, p. 167-172, September 1996.
- [30] FREITAS, F. D.; SIMÕES COSTA, A. J. A.; SILVA, A. S.; ROLIM, J. G. Robust Design of Controllers for Multimachine Systems Based on Genetic Algorithms. In: VI SEPOPE (May 1998, Salvador, Brasil) *Proceedings*, Salvador, Brasil, May 1998.
- [31] TARANTO, G. N.; DO BOMFIM, A. L. B.; FALCÃO, D. M.; MARTINS, N.; GOMES JR., S.; QUINTÃO, P. E. Combined use of Analytic and Genetic Algorithms for Robust Coordinated Tuning of Power System Damping Controllers. In: BULK POWER SYSTEM DYNAMICS AND CONTROL IV (August 24-28 : Santorini, Greece) *Proceedings*, Santorini, Greece. p. 685-690.
- [32] DO BOMFIM, A. L. B.; TARANTO, G. N.; FALCÃO, D. M. Automated Design of Multiple Damping Controllers Using Genetic Algorithms. In: VII SEPOPE (May 2000, Curitiba, Brasil) *Proceedings*, Curitiba, Brasil, May 2000.
- [33] ABDEL-MAGID, Y. L.; ABIDO, M. A.; AL-BAIYAT, S.; MANTAWY, A. H. Simultaneous Stabilization of Multimachine Power Systems via Genetic Algorithms. *IEEE Trans. on Power Systems*, v. 14, n. 4, November 1999, p. 1428-1439.
- [34] CAMPAGNOLO, J. M.; MARTINS, N.; PEREIRA, J. L. R.; LIMA, L. T. G.; PINTO, H. J. C. P.; FALCÃO, D. M. Fast Small-Signal Stability Assessment Using Parallel Processing. *IEEE Trans. on Power Systems*, v. 9, n. 2, May 1994, p. 949-956.

- [35] PEÑA, Hector Eloy Mac-Leod. *Controle Ótimo Descentralizado para o projeto e Coordenação de Sinais Estabilizadores em Sistemas Elétricos de Potência*. Florianópolis, 1992. Tese (Doutorado em Ciências - D. Sc.) – Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina.
- [36] KUNDUR, P. *Power System Stability and Control*. McGraw-Hill, 1994.
- [37] FLEMING, R. J.; SUN, J. An Optimal Multivariable Stabilizer for a Multimachine Plant. *IEEE Trans. on Energy Conversion*, v. 05, n. 1, March 1990, p. 15-22.
- [38] ARRILLAGA, J.; ARNOLD, C. P.; HARKER, B. J. *Computer Modelling of Electrical Power Systems*. John Wiley & Sons, 1983.
- [39] GOLDBERG, David E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Ed. Addison-Wesley, 1989.
- [40] MIRANDA, V.; SRINIVASAN, D., PROENÇA, L. M. Evolutionary Computation in Power Systems. *12th Power Systems Computation Conference*. Dresden, August 1996, p. 25-40.
- [41] ANTONISSE, J. A New Interpretation of Schema notation that Overturns the Binary Encoding Constraint. In: SCHAFFER, J. D., editor. *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, 1989. p. 86-91.
- [42] GOLDBERG, D.E.; DEB, K. A Comparative analysis of selection schemes used in Genetic Algorithms. In: RAWLINS, G. J. E., editor. *Foundations of Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, 1991. p. 69-93.
- [43] SYSWERDA, G. Uniform Crossover in Genetic Algorithms. In: SCHAFFER, J. D., editor. *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann, 1989. p. 02-09.
- [44] GOLDBERG, D. E.; DEB, K.; CLARK, J. H. Genetic Algorithms, Noise, and the Sizing of Populations. In: *Complex Systems*, v. 6, Complex Systems Publications, 1992, p.333-362.

- [45] DEJONG, K. *The Analysis and Behaviour of a Class of Genetic Adaptive Systems*. Michigan, 1975. PhD thesis, University of Michigan.
- [46] GOLDBERG, D. E.; RICHARDSON, J. Genetic Algorithms with Sharing for Multimodal Function Optimization. In: GREFENSTETTE, J. J., editor. *Proceedings of the Second Intl. Conference on Genetic Algorithms*. Lawrence Erlbaum Associates, 1987. p. 41-49.
- [47] HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. MIT Press, 1975.
- [48] HOLLAND, J. H. Genetic Algorithms and Classifier Systems: Foundations and Future Directions. In: GREFENSTETTE, J. J., editor. *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*. Lawrence Erlbaum Associates, 1987. p. 82-89.
- [49] KRISHNAKUMAR, K. Micro-Genetic Algorithms for Stationary and Non-Stationary Function Optimization. *SPIE: Intelligent Control and Adaptive Systems*, v. 1196, Philadelphia, PA, 1989.
- [50] CARROL, David L. Genetic Algorithms and Optimizing Chemical Oxygen-Iodine Lasers. *Developments in Theoretical and Applied Mechanics*, v. XVIII, eds. WILSON, H.; BATRA, R.; BERT, C.; DAVIS, A.; SCHAPERY, R.; STEWART, D.; SWINSON, F., School of Engineering, The University of Alabama, 1996, p. 411-424.
- [51] BYERLY, R. T.; BENNON, R. J.; SHERMAN, D. E. Eigenvalue Analysis of Synchronizing Power Flow Oscillations in Large Electric Power Systems. *IEEE PICA Conf.*, 1981, p. 134-142.
- [52] MARTINS, N. Efficient Eigenvalue and Frequency Response Methods Applied to Power System Small-Signal Stability Studies. *IEEE Trans. on Power Systems*, v. PWRS-1, n. 1, February 1986, p. 217-226.
- [53] MARTINS, N.; LIMA, L. T. G. Decomposition Technique for Efficient Computation of Small-Signal Stability Problems in Large Power Systems. *Proc. of IASTED Conference on High Technology in Power Industry*, Scottsdale, Arizona, March 1988, p. 232-237.

- [54] MARTINS, N.; LIMA, L. T. G.; PINTO, H. J. C. P.; MACEDO, N. J. P. The Brazilian Utilities Package for the Analysis and Control of Small-Signal Stability of Large Scale AC/DC Power Systems. In: III SEPOPE (May 1992, Belo Horizonte, Brasil) *Proceedings*, Belo Horizonte, Brasil, May 1992.
- [55] JENNINGS, A.; STEWART, W. J. Simultaneous Iteration for Partial Eigensolution of Real Matrices. *J. Inst. Maths. Applics.*, n. 15, 1975, p. 351-361.
- [56] CAMPAGNOLO, J.M. *Aplicação de Processamento Paralelo na Avaliação da Estabilidade a Pequenas Perturbações: Algoritmos para o Cálculo Parcial de Autovalores e Autovetores*. Rio de Janeiro, 1994. Tese (Doutorado em Ciências - D.Sc.) - COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- [57] CAMPAGNOLO, J.M. *Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas Elétricos de Potência*. Apostila da disciplina de Dinâmica II., UFSC, 1997.
- [58] CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA - CEPTEL. *Manual do Programa de Análise de Redes ANAREDE*. Versão 05, Janeiro de 1995.
- [59] CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA - CEPTEL. *Manual do Programa PACDYN*. Versão 4.1, Maio de 1997.
- [60] CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA - CEPTEL. *Manual do Programa ANATEM*. Versão 08, Janeiro de 1999.
- [61] ANDERSON and FOUAD. *Power System Control and Stability*. 1. ed. Reading: The Iowa State University Press, 1997.