

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

TESE DE DOUTORADO

**“Fluxo de Potência Ótimo
em Sistemas Multimercados Através de um
Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo”**

Elizete de Andrade Amorim

ILHA SOLTEIRA - SP

Julho de 2006

**“Fluxo de Potência Ótimo
em Sistemas Multimercados Através de um
Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo”**

ELIZETE DE ANDRADE AMORIM

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP, como parte dos requisitos para a obtenção do título de *Doutor em Engenharia Elétrica*.

Orientador: José Roberto Sanches Mantovani

ILHA SOLTEIRA - SP

Julho de 2006

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação/Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da UNESP-Ilha Solteira

A524f Amorim, Elizete de Andrade.
Fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados através de um algoritmo evolutivo multiobjetivo / Elizete de Andrade Amorim. -- Ilha Solteira : [s.n.], 2006
xxi, 159 p. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2006

Orientador: José Roberto Sanches Mantovani
Bibliografia: p. 151-159

1. Método de decomposição. 2. Sistemas de energia elétrica. 3. Sistemas interligados de serviços de eletricidade.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO: Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados Através de um Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo

AUTORA: ELIZETE DE ANDRADE AMORIM

ORIENTADOR: Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR em ENGENHARIA ELÉTRICA pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI
DEE/ Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO
DEE/ Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MINUSSI
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

Prof. Dr. GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA
Departamento de Engenharia Elétrica - USP/São Carlos-SP

Prof. Dr. ANTÔNIO CÉSAR BALEEIRO ALVES
Escola de Engenharia Elétrica e de Computação - UFG/Goânia-GO

Data da realização: 21 de julho de 2006.

Presidente da Comissão Examinadora
Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI

É com muito orgulho que dedico esta
pesquisa à minha filha Emanuely Vitória.

Agradecimentos

Em primeiro lugar gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos ao professor José Roberto Sanches Mantovani pela orientação cuidadosa, paciência, amizade e pelas valiosas sugestões.

Agradecimentos a todos que me deram apoio para a realização deste trabalho, em especial:

- ao Edgar Manuel, pelo amor e pelo estímulo;
- à minha família, pelo carinho e solidariedade.
- aos meus colegas do DEE e pessoais: Mara Lúcia, Mariza Utida, Silvia Tagliarenha e a todos que compartilharam comigo, direta ou indiretamente, neste período de muito trabalho, alegrias e tristezas;
- à Profa. Anna Diva Plasencia Lotufo, pelo seu apoio, dedicação e amizade.
- aos professores e técnicos do laboratório de computação do DEE pelo apoio e assistência;
- à CAPES e ao CNPq pela ajuda financeira sem a qual não teria sido possível realizar este trabalho.

Agradeço acima de tudo a Deus, que me concedeu força e perseverança para continuar caminhando sempre em busca de meus sonhos.

Resumo da Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica da Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

**FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO EM SISTEMAS
MULTIMERCADOS ATRAVÉS DE UM ALGORITMO
EVOLUTIVO MULTIOBJETIVO**

Elizete de Andrade Amorim

Julho / 2006

Orientador: Prof. José Roberto Sanches Mantovani, Ph.D.

Área de Concentração: Sistemas de Energia Elétrica.

Palavras-chave: Fluxo de Potência Ótimo, Decomposição, Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo, Controles Corretivos de Tensão, Despacho Econômico.

Número de páginas: 159.

Esta pesquisa tem por objetivo o desenvolvimento de uma ferramenta computacional para a solução do problema de Fluxo de Potência Ótimo Multimercado (FPOM). O problema de fluxo de potência ótimo multimercado é decomposto em vários subproblemas, uma para cada, submercado que compõe o sistema de potência interconectado. O modelo de decomposição utilizado permite resolver o problema de FPO considerando-se os modelos de mercado desverticalizados e centralizados e os desverticalizados e descentralizados. Neste contexto, a pesquisa desenvolvida considera o novo esquema de funcionamento dos mercados de energia elétrica, no qual é

freqüentemente desejável preservar a autonomia de cada um dos submercados que compõem o sistema de potência multimercado.

O problema de FPO proposto é modelado como um problema de otimização não-linear inteiro misto, com variáveis de controle contínuas e discretas e têm ênfase no despacho econômico da geração de potência ativa e nos ajustes dos controles de tensão. Além disso, este modelo de FPO trata os subproblemas ativo e reativo simultaneamente. Para a sua solução é apresentado um algoritmo evolutivo multiobjetivo, baseado no *NSGA (Nondominated Sorting Genetic Algorithm)*, pois características do problema abordado dificultam a sua solução através das técnicas baseadas em programação matemática e justificam a escolha da metaheurística multiobjetivo.

Abstract of Thesis presented to UNESP as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor in Electrical Engineering.

**OPTIMAL POWER FLOW
IN MULTIMARKET SYSTEM
BY MULTIOBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHM**

Elizete de Andrade Amorim

July / 2006

Advisor: Prof. José Roberto Sanches Mantovani, Ph.D.

Area of Concentration: Electric Energy Systems.

**Keywords: Optimal Power Flow, Decomposition, Multiobjective
Evolutionary Algorithm, Voltage Corrective Control,
Economic Dispatch.**

Number of Pages: 159.

This research is aimed at developing a computational tool for the solution of the Multimarket Optimal Power Flow (MOPF) problem. The multimarket optimal power flow problem is decomposed in various subproblems, one for each submarket that is part of the interconnected power system. The decomposition model used here allows solving the OPF problem considering the deregulated and centralized, and the deregulated and decentralized market models. In this context, the developed research takes into account the new functioning scheme of the electric power markets,

where it is frequently desirable to preserve the autonomy of each one of those submarkets that compose the multimarket power system.

The proposed OPF problem is modeled as a mixed integer non-linear optimization problem with continuous and discrete control variables, emphasizing the economic dispatch of the active power generation and the voltage control adjustments. In addition, this model of OPF deals simultaneously with the active and reactive subproblems. For its solution, a multiobjective evolutionary algorithm based on the *NSGA (Nondominated Sorting Genetic Algorithm)* is presented. The characteristics of the problem make difficult the utilization of techniques based on mathematical programming, justifying the adoption of a multiobjective metaheuristic.

Índice

Agradecimentos.....	iv
Resumo	v
Abstract.....	vii
Índice	ix
Índice de Figuras.....	xiv
Índice de Tabela.....	xix
I – Introdução	1
1. – Motivação	2
2. – Objetivos	3
3. – Contribuições	3
3. – Organização da Tese	4
II – O Problema de Fluxo de Potência Ótimo	8
1. – Introdução	9
2. – Fluxo de Potência Ótimo	11
2.1 – Métodos de Otimização Clássicos	12
2.2 - Métodos de Otimização Estocásticos	16
3. – Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercado	20

3.1 – Solução Descentralizada do problema de Fluxo de Potência Ótimo Multimercados	20
4 – Comentários Gerais sobre o Capítulo	23
III – Otimização Multiobjetivo	25
1. – Introdução	26
2. – Conceitos Básicos e Definições	27
2.1 – Problemas de Otimização Multiobjetivo	29
2.2 – Conjunto das soluções Factíveis e Espaço Objetivo Factível	30
2.3 – Soluções Pareto-Ótimas	30
2.4 – Ilustração das Definições Apresentadas	36
2.5 – Principais Diferenças entre a Otimização Multiobjetivo e Mono-objetivo	39
3. – Técnicas para Otimização Multiobjetivo	40
3.1 – Métodos Tradicionais de Otimização Multiobjetivo	41
3.1.1 – Método da Soma Ponderada	42
3.1.2 – Método das ε - Restrições (ε - Constraints)	45
3.1.3 – Vantagens e Desvantagens das Técnicas Tradicionais	47
3 – Considerações Finais	47
IV – Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo para	48
Otimização Multiobjetivo	
1 – Introdução	49
2 – Algoritmos Genéticos	50
2.1 – Representação e Codificação do Indivíduo	53
2.2 – Geração da População Inicial	54
2.3 – Avaliação da População	54
2.4 – Métodos de Seleção	55
2.4.1 – Seleção Proporcional	55
2.4.2 – Seleção por <i>Ranking</i>	56

2.4.3 – Seleção por Torneio	56
2.5 – Elitismo	57
2.6 – Operadores Genéticos	58
2.6.1 – Operador Recombinação	58
2.6.2 – Operador Mutação	60
2.7 – Parâmetros dos Algoritmos Genéticos	60
2.7.1 – Tamanho da População	61
2.7.2 – Taxa ou Probabilidade de Recombinação	61
2.7.3 – Taxa ou Probabilidade de Mutação	62
2.8 – Tratamento das Restrições	62
3 – Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo	63
3.1 – Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA)	64
3.2 – Multi-objective Optimization Genetic Algorithm (MOGA)	64
3.3 – Niche-Pareto Genetic Algorithm (NPGA)	65
3.4 – Nondominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA)	66
3.5 – Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA)	67
4. – Considerações Finais	68
IV – Formulação Matemática e Solução de Problema de Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados	69
1. – Introdução	70
2. – O Problema de Fluxo de Potência Ótimo	72
2.1 – Formulação do Problema de Fluxo de Potência Ótimo	72
3. – Decomposição do Problema de Fluxo de Potência Ótimo	78

3.1 – Fluxo de Potência Ótimo em sistemas	81
Multimercado		
4. – Solução do Problema de FPO em Sistemas	83
Multimercado		
4.1 - Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo	85
4.1.1 – Codificação, População Inicial e Fluxo de Potência	86
4.1.2 – Classificação da População e Estratégia Elitista	88
4.1.3 – Desacoplamento Implícito das Variáveis de Controle	89
4.1.4 – Operadores Genéticos	90
4.1.5 – Diversidade	92
4.1.6 – Avaliação da Função de Aptidão e Solução Incumbente	93
4.1.7 – Critério de Parada	94
4.1.8 – Diagrama de Blocos da Técnica de Solução	95
5. – Considerações Finais sobre o Capítulo	97
6 – Testes e Resultados	98
1. – Introdução	99
2. – Sistema RTS-96	101
2.1 – Minimização do Custo da Geração de Potência Ativa	103
2.2 – Comportamento da Convergência do AEMO	111
2.3 – Qualidade dos serviços Oferecidos e Eficiência Operacional	114
2.3.1 – Ajustes dos Dispositivos de Controles de Reativos	114
2.3.2 – Magnitudes de Tensões	118
2.3.3 – Geração de Potência Ativa na Barra de Referência	120
2.3.4 – Limites Térmicos das Linhas de Transmissão e Variáveis Discretas	120

3. – Sistema IEEE-354	121
3.1 – Minimização do Custo da Geração de Potência Ativa	122
3.2 – Análise do Comportamento do AEMO	131
3.3 – Ajustes dos Dispositivos de Controles de Reativos	133
3.4 – Magnitudes de Tensões	138
3.5 – Geração de Potência Ativa na Barra de Referência e Limites	140
Térmicos das Linhas de Transmissão		
4. – Discussão dos Resultados	140
4.1 – Intercâmbio de Potência Especificada (SIP)	140
4.2 – Geração de Potência Ativa nos Subsistemas	142
4.3 – Modelo de Operação Descentralizado Sucessivo	143
5. – Considerações Finais sobre o Capítulo	146
7 – Conclusões e Trabalhos Futuros	147
1. – Conclusões	148
2. – Sugestões para Trabalhos Futuros	149
8 – Referências Bibliográficas	151

Índice de Figuras

Capítulo 1:	Introdução	1
Figura 1.1:	Organização do texto da tese	5
Capítulo 3:	Otimização Multiobjetivo.....	25
Figura 3.1:	Dominância de Pareto no espaço objetivo factível	33
Figura 3.2:	Diferenças entre os espaços das variáveis de decisão e dos objetivos	34
Figura 3.3:	Distribuição das soluções na fronteira de Pareto	36
Figura 3.4:	Ilustração das definições de um problema de otimização multiobjetivo	37
Figura 3.5:	Funções objetivo do problema f_2 [Schaffer,1984].....	38
Figura 3.6:	Identificação da fronteira Pareto-ótima – função f_2 [Schaffer,1984].....	39
Figura 3.7:	Interpretação gráfica do método das soma ponderada	45

Figura 3.8:	Interpretação gráfica do método das ϵ -restrições	46
Capítulo 4:	Algoritmo Evolutivo para Otimização Multiobjetivo	48
Figura 4.1:	Estrutura básica de um Algoritmo Genético Simples [Deb, 2001]	53
Figura 4.2:	Exemplo de recombinação de um único ponto de corte	59
Figura 4.3:	Exemplo de recombinação com dois pontos de corte	59
Figura 4.4:	Exemplo de mutação de um ponto	60
Capítulo 5:	Formulação e Solução do Problema de Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados.....	69
Figura 5.1:	Sistema de potência composto por três submercados interconectados	78
Figura 5.2:	Estrutura do cromossomo da população do AEMO.....	87
Figura 5.3:	Estrutura do desacoplamento implícito das variáveis do FPO.....	90
Figura 5.4:	Fronteira de Pareto, soluções dominadas e não dominadas, caso biobjetivo	94
Figura 5.5:	Diagrama de blocos do AEMO implementado	96
Capítulo 6:	Testes e Resultados	98
Figura 6.1:	Representação dos índices das barras dos sistemas teste	101
Figura 6.2:	Custo da geração de potência ativa (US\$/h) – RTS-96.....	105

Figura 6.3:	Custo da geração de potência ativa obtido com o modelo 3 (US\$/h) – RTS-96.....	110
Figura 6.4:	Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo 1	111
Figura 6.5:	Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado A obtido com o modelo 2.....	112
Figura 6.6:	Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado B obtido com o modelo 2.....	112
Figura 6.7:	Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado C obtido com o modelo 2.....	113
Figura 6.8:	Infactibilidades na geração de potência reativa (pu) – RTS-96..	115
Figura 6.9:	Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação centralizada	118
Figura 6.10:	Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada sucessiva.....	119
Figura 6.11:	Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada	119
Figura 6.12:	Custo da geração de potência ativa (US\$/h) – IEEE-354.....	123
Figura 6.13:	Custo da geração de potência ativa obtido com o modelo 3 (US\$/h) – IEEE-354.....	125

Figura 6.14: Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo centralizado	131
Figura 6.15: Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo descentralizado – Submercado A	132
Figura 6.16: Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo descentralizado – Submercado B	132
Figura 6.17: Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo descentralizado – Submercado C	133
Figura 6.18: Infactibilidades na geração de potência reativa (pu) – IEEE-354134	
Figura 6.19: Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação centralizada	138
Figura 6.20: Magnitudes das tensões (pu) obtidas para o modelo de operação descentralizado sucessivo	139
Figura 6.21: Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada	139
Figura 6.22: Sistema de potência RTS-96	141
Figura 6.23: Custo da geração de potência ativa (US\$/h) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados C, B e A	144
Figura 6.24: Infactibilidade de potência reativa (MVar) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados C, B e A	144

Figura 6.25: Custo da geração de potência ativa (US\$/h) para o sistema

RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados B, A e C 145

Figura 6.26: Inafactibilidade de potência reativa (MVar) para o sistema

RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados B, A e C..... 145

Índice de Tabelas

Capítulo 6: Testes e Resultados	98
Tabela 6.1: Coeficientes ponderados utilizados para a determinação de $f_{best}(x)$	103
Tabela 6.2: Detalhes das simulações com o sistema RTS-96	104
Tabela 6.3: Custo da geração (US\$/h) – Modelo 2	106
Tabela 6.4: Redução dos custos da geração em cada submercado (%) – Modelo 2	106
Tabela 6.5: Comparação entre os modelos de operação centralizada e descentralizada sucessiva - custo da geração (US\$/h).....	107
Tabela 6.6: Diferença entre os custos operacionais obtido para o sistema completo (Σ) com os Modelos 1 e 3	108
Tabela 6.7: Redução dos custos operacionais, obtido para o sistema completo (Σ), com os Modelos 1 e 3	109
Tabela 6.8: Detalhes do modelo de operação descentralizado sucessivo - Custo da geração (US\$/h)	109

Tabela 6.9:	Infactibilidades na geração de potência reativa (MVar)	114
Tabela 6.10:	Taps dos transformadores (<i>pu</i>) – Modelos 1 e 3	116
Tabela 6.11:	Taps dos transformadores (<i>pu</i>) – Modelo 2	116
Tabela 6.12:	Capacitores/reatores <i>shunts</i> (<i>pu</i>) – Modelos 1 e 3	117
Tabela 6.13:	Capacitores/reatores <i>shunts</i> (<i>pu</i>) – Modelo 2.....	117
Tabela 6.14:	Coefficientes ponderados utilizados para a determinação de $f_{best}(x)$	122
Tabela 6.15:	Custos da geração de potência ativa do FP e para os modelos de operação centralizado e descentralizado sucessivo - (US\$/h).....	123
Tabela 6.16:	Redução dos custos da geração de potência ativa (%) em relação ao fluxo de potência convencional (FP)	124
Tabela 6.17:	Comparação entre os custos da geração de potência ativa dos modelos 1 e 3 (%)	125
Tabela 6.18:	Custos da geração de potência ativa – (US\$/h).....	126
Tabela 6.19:	Redução dos custos da geração em cada submercado (%)	126
Tabela 6.20 (a):	Detalhes das simulações do submercado A (IEEE-354).....	128
Tabela 6.20 (b):	Detalhes das simulações do submercado B (IEEE-354)	129
Tabela 6.20 (c):	Detalhes das simulações do submercado C (IEEE-354)	130

Tabela 6.21: Infactibilidades na geração de potência reativa (<i>pu</i>)	
– IEEE-354	134
Tabela 6.22: Taps dos transformadores (<i>pu</i>) – Modelo 2.....	135
Tabela 6.23: Capacitores/reatores <i>shunts</i> (<i>pu</i>) – Modelo 2.....	135
Tabela 6.24: Taps dos transformadores (<i>pu</i>) – Modelos 1 e 3.....	136
Tabela 6.25: Capacitores/reatores <i>shunts</i> (<i>pu</i>) – Modelos 1 e 3	137
Tabela 6.26: Intercâmbios de potências entre os submercados.....	142
Tabela 6.27: Geração de potência ativa dos submercados.....	143

I - Introdução

Neste capítulo é realizada uma introdução sobre o trabalho desenvolvido, sendo apresentada a motivação para a escolha do tema abordado, os objetivos a serem alcançados e as contribuições desta pesquisa. É apresentada ainda uma descrição da organização do texto.

1. Motivação.....	2
2. Objetivos	3
3. Contribuições	3
3. Organização da Tese	4

1. MOTIVAÇÃO

A mudança do modelo de monopólio para o modelo competitivo impôs novas filosofias de operação e planejamento dos sistemas elétricos de potência, envolvendo a geração, a transmissão e a distribuição. Com essas mudanças, o setor elétrico mundial migrou de um ambiente centralizado e regulamentado, para um novo ambiente descentralizado, no qual as empresas do setor têm suas estruturas de operação e planejamento alteradas, e passam a desempenhar papéis competitivos na busca de eficiência econômica e qualidade de fornecimento de energia.

A transição de um modelo para o outro exige o desenvolvimento de novas metodologias para a análise e planejamento dos sistemas de energia elétrica. Estas metodologias devem, portanto, buscar mecanismos que, observados os padrões de qualidade e confiabilidade estabelecidos, garantam para o setor de energia elétrica a otimização dos investimentos e a geração de energia demandada, pelos menores custos possíveis.

Neste trabalho, visando-se atender as necessidades do setor elétrico, após a reestruturação, propõe-se uma ferramenta para análise de sistemas multimercados que contemple o novo esquema de funcionamento dos mercados de energia elétrica. O problema de fluxo de potência ótimo do sistema interligado é decomposto em diversos subproblemas de fluxo de potência ótimo, um para cada submercado. O método de decomposição utilizado permite decompor o problema de fluxo de potência ótimo em vários subproblemas sem qualquer alteração no modelo de fluxo de potência ótimo original da rede. Além disso, esta decomposição permite resolver o fluxo de potência ótimo considerando diversos modelos de operação da rede de energia elétrica do fluxo de potência ótimo, tais como, operação centralizada, operação descentralizada e operação descentralizada sucessiva. Nos modelos de operação descentralizada e descentralizadas sucessiva

os intercâmbios de potências ativa e reativa entre os submercados adjacentes são especificados em valores preestabelecidos.

O problema de fluxo de potência ótimo multimercado é tratado através de um modelo de programação matemática que contempla a redução dos custos operacionais e os ajustes dos controles de potência reativa existentes no sistema. Este problema é caracterizado como um problema de programação não-linear inteiro-misto, não-convexo, com variáveis de controle contínuas e discretas. Para solução deste problema propõem-se um algoritmo evolutivo multiobjetivo. Os algoritmos evolutivos permitem originalmente tratar as variáveis contínuas com facilidade e, também podem ser expandidos para tratar conjuntamente as variáveis contínuas e discretas.

2. OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma ferramenta computacional dedicada à análise e planejamento de sistemas elétricos de potência operando sob diferentes estruturas de regulamentação de mercados elétricos, isto é, desverticalizada e descentralizadas ou desverticalizadas e centralizadas.

3. CONTRIBUIÇÕES

A contribuição deste trabalho consiste no desenvolvimento de uma ferramenta computacional, dedicada à análise e planejamento de sistemas elétricos de potência, com as seguintes características:

- (a) Permite analisar os sistemas de potências multimercados considerando-se os modelos de operação, tais como:

- *Operação centralizada*: neste modelo todos os submercados interconectados são considerados como um único mercado de energia elétrica. A análise da operação centralizada pode ser realizada considerando a solução do FPO de um sistema multimercado de uma única vez.
 - *Operação descentralizada*: neste modelo cada submercado é individualmente analisado e os intercâmbios de potências são controlados através das potências ativa e reativa líquida que cada submercado pode importar dos submercados vizinhos.
 - *Operação descentralizada sucessiva*: considerando um sistema multimercado composto por n submercados, resolve-se sucessivamente o FPO para cada submercado, até resolver o FPO para o sistema de potência multimercado completo.
- (b) O uso de algoritmos evolutivos multiobjetivos permite que as variáveis discretas envolvidas no problema sejam consideradas na solução do modelo matemático do problema de fluxo de potência ótimo, que é formulado como um problema de programação não-linear inteiro misto.
- (c) Realizar o despacho ótimo de potências ativa e reativa acopladamente.

4. ORGANIZAÇÃO DA TESE

Esta tese é organizada em sete capítulos, conforme o diagrama de blocos apresentado na Figura 1.1.

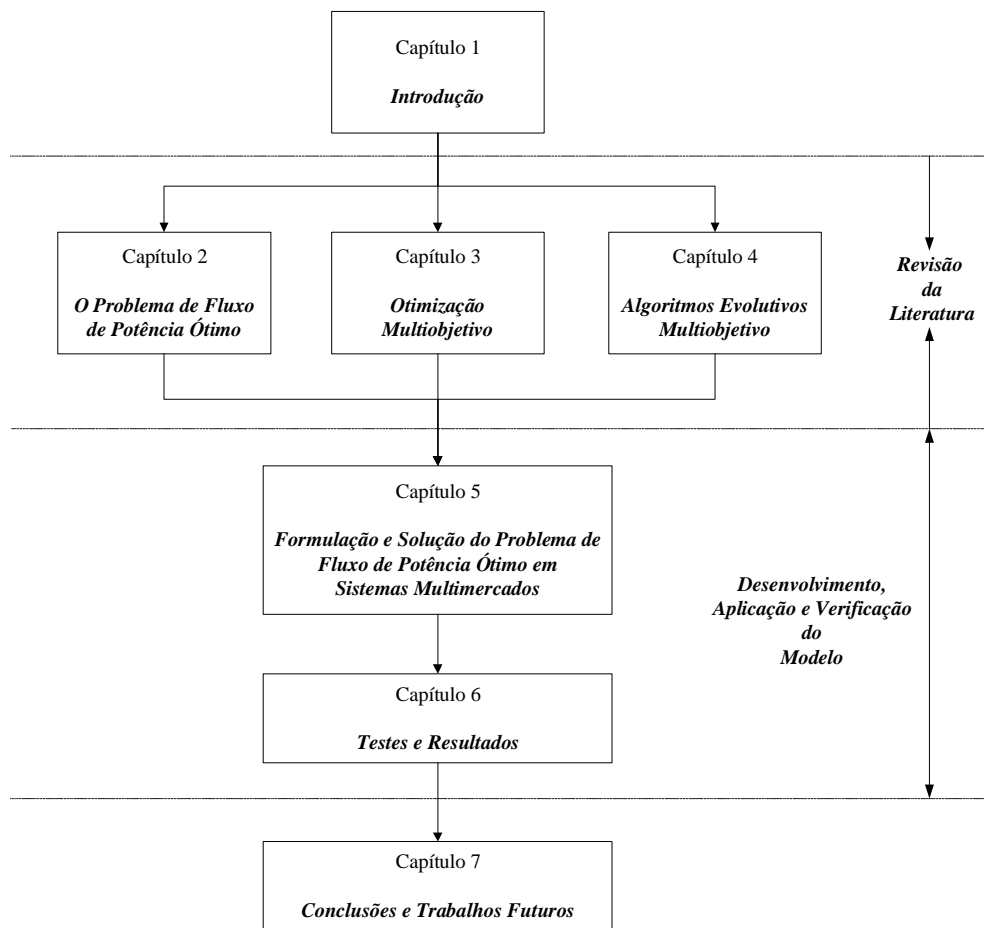


Figura 1.1: Organização do texto da tese.

No **capítulo 2** apresenta-se um levantamento bibliográfico dos trabalhos encontrados na literatura envolvendo a solução do problema de fluxo de potência ótimo centralizado e descentralizado, que foram pesquisados durante o desenvolvimento deste trabalho. A linha de pesquisa, envolvendo a formulação e solução do problema de fluxo de potência ótimo, conta com uma infinidade de trabalhos publicados na literatura especializada, cada qual com seu nível de importância no contexto da área de planejamento da operação de sistemas elétricos de potência, mas limitou-se àqueles trabalhos que forneceram subsídios técnicos teóricos durante o desenvolvimento da pesquisa. Neste capítulo

apresentam-se os aspectos relativos aos modelos atuais de operação de sistemas elétricos que motivaram o estudo de fluxo de potência ótimo descentralizado.

No **capítulo 3** são introduzidas definições e os conceitos básicos necessários para compreender os modelos e as técnicas de solução de problemas de otimização multiobjetivo. Apresenta-se um breve resumo das principais técnicas de programação matemática clássicas para os problemas de otimização multiobjetivo.

No **capítulo 4** apresentam-se os Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo e as características que permitem empregá-los, com sucesso, na resolução do problema de fluxo de potência ótimo descentralizado, abordado neste trabalho.

No **capítulo 5** apresentam-se as técnicas de decomposição adotada para a descentralização do problema de fluxo de potência ótimo e a sua formulação. Dentro deste capítulo, apresenta-se o algoritmo evolutivo multiobjetivo dedicado à solução do problema de fluxo de potência ótimo descentralizado, detalhando-se:

- (a) O funcionamento deste algoritmo, e a forma como os operadores genéticos de recombinação e mutação foram desenvolvidos para contemplar a natureza multiobjetivo, multimodal e altamente não-linear do FPO;
- (b) A técnica de elitismo combinada com os conceitos de não dominância para determinar o conjunto ótimo de Pareto e a escolha de solução que melhor esteja mais bem adaptada aos interesses do operador do sistema, ou seja, contemple de forma adequada os custos de geração de potência ativa entre as diferentes unidades geradoras e atenda as restrições físicas e operacionais.

No **capítulo 6** são apresentados os resultados de testes com dois sistemas da literatura RTS-96 e o IEEE-354 barras. Várias condições de testes são

consideradas com o objetivo de validar a eficiência e robustez do modelo e da técnica de solução proposta.

No **capítulo 7** discutem-se as contribuições do trabalho realizado e apresentam-se as conclusões oriundas da experiência adquirida, bem como os possíveis trabalhos futuros a serem desenvolvidos.

II - O Problema de Fluxo de Potência Ótimo

Neste capítulo discutem-se as possíveis estruturas dos mercados de energia elétrica após a sua reestruturação e as necessidades de ferramentas computacionais para simulação, análise e planejamento dos sistemas elétricos de potência neste novo ambiente, em particular o fluxo de potência ótimo (FPO). Apresenta-se um levantamento bibliográfico do problema de fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados, considerando-se os modelos de operação centralizado e descentralizado.

1. Introdução	9
2. Fluxo de Potência Ótimo	11
3. Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados	20
4. Comentários Gerais sobre o Capítulo	23

1. INTRODUÇÃO

O setor de energia elétrica mundial atravessa atualmente um profundo processo de reestruturação evoluindo de um ambiente centralizado e regulamentado, para um novo ambiente descentralizado. Para reestruturar o setor de energia elétrica fez-se necessário um novo ordenamento jurídico-institucional. A idéia modernizadora nos diferentes mercados de energia elétrica ora em curso é a separação entre o produto¹ e serviços (transmissão, distribuição e controle do sistema). Ao contrário de um setor totalmente verticalizado com uma única empresa produzindo, transmitindo, distribuindo e comercializando energia, no novo modelo passam a existir empresas desverticalizadas, possibilitando a competição no âmbito da geração, distribuição e da comercialização de energia, surgindo a figura de novos agentes, tais como:

- *Agentes de produção*: são os geradores de energia, que participam do novo ambiente competitivo visando o *lucro*, como em qualquer outro negócio;
- *Comercializadores e corretores*: figuras inexistentes nos mercados menos desenvolvidos, e têm a função de aproximar os produtores de energia dos consumidores;
- *Consumidores livres*: estes agentes têm a opção de escolher o produtor que lhe fornecerá a energia elétrica.

Neste novo ambiente a energia elétrica tornou-se um produto livremente comercializado nos *Mercados de Energia Elétrica* (MEE), através de transações econômicas entre produtores, comercializadores e consumidores [De Tuglie et al., 1999]. A transmissão da energia é considerada como um *serviço* e gerenciada por um *Operador Independente do Sistema* (OIS). As filosofias operacionais dos sistemas são alteradas, isto é, as redes de transmissão passam a operar próximas

¹ Consideração da energia elétrica como um bem de consumo.

aos seus limites, tanto em relação às capacidades de transmissão, quanto em níveis de segurança.

De maneira geral, cada mercado tem o seu *Operador Independente do Sistema* composto conjuntamente pelos agentes do setor, sob a supervisão do agente regulador do governo. O *Operador Independente do Sistema* tem como função principal gerenciar a transmissão de energia elétrica, comercializada entre os produtores e consumidores, mantendo a qualidade em seus pontos de consumo, e o nível de segurança do sistema frente a possíveis falhas, entre outros.

Um ambiente competitivo como o que se apresenta o setor elétrico é necessário dispor de ferramentas computacionais capazes de auxiliar no planejamento e operação dos Mercados de Energia Elétrica (MEE) e, de cada um dos seus submercados. Dentre essas ferramentas computacionais destaca-se o Fluxo de Potência Ótimo (FPO) que visa obter os ajustes das variáveis de controle, para as condições otimizadas de operação da rede de energia elétrica (despacho de potências ativa e reativa, redução dos custos de operação, entre outras), atendendo a um conjunto de restrições físicas e operacionais dos equipamentos e da rede de transmissão.

Na solução do problema de FPO, o número de variáveis a serem otimizadas aumenta sensivelmente, com conseqüente aumento no esforço computacional, principalmente quando o sistema de potência é operado de forma estressada. Uma alternativa para atender as necessidades de se dispor de ferramentas rápidas e robustas é decompor o problema de fluxo de potência ótimo, em vários subproblemas, um para cada submercado de energia elétrica. Desta forma, é possível realizar a análise e controle de cada submercado independentemente, ou de todos os submercados que compõem o sistema multimercados através de análises sucessivas, de cada um dos submercados.

2. FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO

O problema de fluxo de potência ótimo foi proposto por Carpentier [Carpentier et al., 1962] no início da década de 60, a partir do problema de despacho econômico (DE) e definido em 1968 como fluxo de potência ótimo por Dommel e Tinney [Dommel e Tinney, 1968]. Assim, o problema de DE passou a ser abordado como um caso particular do problema de fluxo de potência ótimo. A área de pesquisa em FPO envolve um número razoável de problemas que podem ser divididos em subproblemas ativo e reativo. Papalexopoulos [Papalexopoulos, 1989] faz uma separação de ambos os problemas mostrando os controles e as restrições para o subproblema ativo e o reativo.

Os problemas de FPO também podem ser divididos em subclasses de acordo com as características da sua formulação. Os problemas com função objetivo e restrições lineares são tratados através das técnicas de programação linear e os problemas que apresentam algum tipo de não-linearidade, seja na função objetivo ou em qualquer restrição, em geral, são tratados através das técnicas de programação não-linear ou linearizados em torno de um ponto de operação para que possam ser resolvidos através de alguma técnica de programação linear. Outras classificações que podem ser elaboradas para os trabalhos publicados envolvem a técnica de otimização proposta para o problema, que podem ser as técnicas clássicas de otimização ou as metaheurísticas; e o tipo de abordagem que pode ser mono ou multiobjetivo.

Neste capítulo é realizada uma descrição sucinta de alguns trabalhos publicados que tratam do problema de fluxo de potência ótimo fornecendo uma visão geral dos diferentes enfoques e abordagens dadas ao problema, bem como as diferentes técnicas de solução propostas, objetivando situar dentro desse contexto o modelo de FPO adotado e a técnica de solução implementada nesta tese de doutorado.

Inicialmente, são apresentados os trabalhos que abordam o problema de FPO mono objetivo através das técnicas de otimização clássica e metaheurísticas. Em seguida são apresentados alguns trabalhos que abordam o FPO através de técnicas de otimização multiobjetivo clássicas. Finalmente, faz-se a análise do FPO através de metaheurísticas com enfoque multiobjetivo para o problema.

2.1 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO CLÁSSICOS

Os algoritmos clássicos de programação matemática são constituídos por algoritmos que normalmente fazem uso do cálculo de derivadas da função objetivo para determinar a direção de busca do ponto de solução. Devido a esta característica, o ponto de solução encontrado quase sempre é um ótimo local. Uma das grandes desvantagens destes métodos é a dependência do ponto inicial para o processo iterativo, ou seja, para encontrar um ponto de solução e de boa qualidade é necessário o conhecimento prévio de um ponto inicial e a dificuldade para tratar os problemas com restrições de desigualdade. Por outro lado, estes métodos requerem pouco esforço computacional na busca de solução e são precisos. A seguir destacam-se alguns trabalhos abordando as técnicas clássicas de otimização que são referências na solução e formulação do fluxo de potência ótimo até os dias atuais.

Em 1968, Dommel e Tinney [Dommel e Tinney, 1968] propõem o método do Gradiente Reduzido (GR) para solução do fluxo de potência ótimo, em que as variáveis do problema são divididas em variáveis independentes ou de controle (gerações, tensões em barras de gerações, taps, capacitores e reatores *shunts*, entre outras) e variáveis dependentes ou de estado (tensões em barras de carga e ângulos de tensões). As restrições funcionais e as restrições de canalização sobre as variáveis de estado são incluídas na função objetivo através de penalizações quadráticas externas. Este método apresenta problemas de oscilação em torno da solução ótima, além de uma sensibilidade excessiva do processo de convergência em relação ao passo do gradiente, mas até os dias atuais continua apresentando

interesse do ponto de vista didático por sua formulação ser simples. Utilizando-se este método, resolveu-se o fluxo de potência ótimo para sistemas de pequeno e médio porte e, desde então, este método é referência para formulação e solução do problema de FPO até os dias de hoje.

Na década de 70, as maiores contribuições na área de pesquisa em FPO consistiram dos aperfeiçoamentos do método de Dommel e Tinney [Dommel e Tinney, 1968]. Em 1973, Sasson et al. propuseram a solução do FPO através do método de penalidades, em que todas as restrições são tratadas através de termos de penalidades que são incorporadas à função objetivo. Desta forma, o problema de otimização restrito é transformado em um problema irrestrito, minimizando, assim, uma função auxiliar formada pela função objetivo acrescida das restrições de igualdade e desigualdade penalizadas. A cada iteração, os fatores de penalidade são aumentados, a matriz Hessiana auxiliar é calculada, e as variáveis atualizadas. Este processo é repetido até que as restrições sejam satisfeitas. Neste método, a matriz Hessiana exata é calculada passo a passo. A matriz Hessiana é esparsa e simétrica, possui termos não-nulos correspondentes à vizinhança de segunda ordem. Estas características permitem a utilização de técnicas específicas de armazenamento compacto e fatoração LDU. O principal objetivo da técnica de solução proposta neste trabalho é acelerar a convergência do método de Dommel e Tinney.

Métodos de otimização baseados em modelos lineares dos sistemas elétricos de potência também foram publicados nos anos 70. Os modelos de programação linear são aqueles em que as variáveis são contínuas e apresentam um comportamento linear, tanto em relação às restrições como à função objetivo. Na solução do modelo de fluxo de potência ótimo através métodos de Programação Linear (PL) a função objetivo e as restrições são linearizadas em torno de um ponto de operação. O problema de programação linear resultante da aplicação das linearizações pode ser eficientemente resolvido através do Método Simplex de programação linear [Stott and Hobson, 1978; Stott and Marinho, 1979]; Pontos Interiores (PI) [Vargas et al., 1992]. Outra abordagem para solução

do FPO é através de programação linear sucessiva [Stott and Alsac, 1983]. Esta técnica consiste de uma seqüência de cálculos de fluxo de potência (não-linear) e programação linear.

A maioria dos trabalhos publicados [Dommel and Tinney, 1968; Sasson et al., 1973, entre outros] utilizam técnicas de otimização que exploram as informações das sensibilidades de primeira ordem da função Lagrangeana. Em 1984, Burchett et al. apresentaram um método de programação quadrática seqüencial que tem como ponto de partida, as condições de otimalidade de primeira ordem [Burchett et al., 1984]. Nesta metodologia, tais condições são representadas através de um problema de minimização cuja função objetivo é uma quadrática e as restrições são linearizadas. Esse problema é resolvido para se obter incrementos nas variáveis e multiplicadores de Lagrange do problema de FPO. Portanto, cada estimativa de solução do FPO é obtida após a resolução de um problema de otimização quadrática e, quando os erros nas condições de otimalidade originais estão dentro de limites aceitáveis, chega-se à solução do problema original. O tratamento dado às restrições de desigualdade é semelhante ao empregado pelo método de Newton.

Em 1984, Sun et al. utilizaram uma formulação explícita do Método de Newton para minimizar a função Lagrangeana do problema de Fluxo de Potência Ótimo [Sun et al., 1984]. A cada iteração, a função Lagrangeana é aproximada por uma função quadrática através da expansão em série de Taylor de segunda ordem. O conjunto das restrições de desigualdade é dividido em dois grupos: as restrições penalizadas que são adicionadas a função objetivo do problema através de termos de penalidade quadráticos e as restrições ativas na solução, incorporadas ao conjunto de restrições de igualdade do problema (restrição *binding*). A solução do problema de fluxo de potência ótimo ocorre quando as condições de otimalidade de KKT (Karush-Khun-Tucker) [Bazaraa, 1993] são satisfeitas, e as equações do fluxo de carga convergidas, isto é, estão dentro de uma tolerância preestabelecida.

Granville [Granville, 1994] propôs o método Primal-Dual Barreira-Logarítmica, um método de Pontos Interiores, que consiste em encontrar o ponto ótimo satisfazendo às restrições canalizadas durante o processo iterativo. Neste trabalho, as restrições de desigualdade são transformadas em restrições de igualdade através da introdução de variáveis de folga. Após esta etapa, as variáveis de folga são introduzidas na função objetivo do problema através da função barreira logarítmica e dos parâmetros de barreira que tendem a zero com o aumento do número de iterações. As principais características da metodologia apresentada são:

- Facilidades para simular sistemas reais de grande porte;
- Estabilidade numérica;
- Não necessita identificar o conjunto de restrições ativas a cada iteração.

Além das características citadas acima, o algoritmo proposto por Granville, apresenta-se eficiente tanto para solução do problema de minimização de perdas quanto para solução do despacho ótimo de reativos. Por outro lado, este algoritmo apresenta muita sensibilidade quanto à escolha do parâmetro de barreira, podendo divergir em alguns casos.

Destaca-se também o trabalho de Wu et al. [Wu et al., 1994], que sugere uma extensão do método primal-dual desenvolvido por [Granville, 1994]. Seu algoritmo é chamado de método preditor-corretor, e sua diferença em relação ao método primal-dual está na introdução de termos não-lineares nas condições de otimalidade.

Em 1999, Momoh e Zhu propuseram a solução do problema de FPO multiobjetivo através do método dos Pontos Interiores Quadráticos [Momoh e Zhu, 1999]. O problema de fluxo de potência ótimo abordado considera três funções objetivos (minimização do custo da geração de potência ativa, planejamento de reativos e minimização das perdas no sistema), e trata-se de um

problema de programação matemática não-linear. Para a solução deste modelo de fluxo de potência ótimo, através do método dos Pontos Interiores, foi aplicado um procedimento de eliminação. Este procedimento é realizado para reduzir o modelo de fluxo de potência ótimo e baseia-se nas aproximações realizadas para a solução do fluxo de potência linearizado convencional. O método de Pontos Interiores Quadráticos não necessita de um ponto inicial de boa qualidade, como é requerido nos demais métodos de pontos interiores e, além disso, apresenta rápida convergência. Este método foi testado nos sistemas testes IEEE-14 barras, IEEE-30 barras e IEEE-118 barras e comparado com os resultados obtidos com o programa de fluxo de potência ótimo MINOS versão 5.1 (este pacote de otimização é baseado Lagrangeano Aumentado e desenvolvido na linguagem Fortran e foi desenvolvido pela Universidade Stanford, com o objetivo de resolver problemas de otimização de grande porte).

Em 2003, Rosehart et al. propuseram um problema de FPO baseado nas metodologias multiobjetivo para resolver o problema de despacho de potência ativa e reativa, enquanto maximiza as restrições de segurança de tensão [Rosehart et al., 2003]. Este problema foi resolvido através de uma metodologia que utiliza o método de pontos interiores combinado com a técnica de programação por metas.

2.2 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICOS

Devido às limitações das técnicas de programação matemática clássicas, recentemente, têm-se utilizados métodos estocásticos na solução do problema de FPO. Nos métodos estocásticos a busca da solução é realizada através de regras probabilísticas, e com isso aumentam-se as chances de se encontrar uma solução ótima de boa qualidade, eventualmente a ótima global. Geralmente, estes métodos são capazes de tratar com facilidade as variáveis contínuas e discretas, têm condições de escapar de ótimos locais, mas requer maior esforço computacional que os métodos clássicos, para resolver problemas de grande porte, em que

envolvem um grande número de variáveis a serem otimizadas. Dentre os métodos estocásticos para a solução do problema de FPO destacam-se as metaheurísticas evolutivas, que são caracterizadas por uma exploração aleatória da vizinhança, simples em conceitos e de fácil implementação.

Em 1994, Iba apresenta um método de otimização para o planejamento de potência reativa baseado nos fundamentos e conceitos dos algoritmos genéticos (AG's) [Iba, 1994]. Embora a ferramenta proposta seja baseada nas idéias dos AG's, ela difere das técnicas de AG's convencionais, devido às características abaixo:

- Uso de múltiplos caminhos de busca para tentar encontrar um ótimo global;
- Uso de múltiplos objetivos simultaneamente;
- Uso de variáveis discreta e inteira;
- Uso de apenas dois operadores genéticos:
 - Ø *Interbreeding*: é um tipo de recombinação, que faz uso das avaliações parciais de cada subsistema;
 - Ø *Manipulação*: é uma técnica de inteligência artificial, baseada nas regras “If-Then”.

Neste trabalho o sistema de potência é decomposto em diferentes áreas (submercados) utilizando-se as informações de área/região, ou seja, considerando-se as conexões e topologia da rede. A decomposição de uma rede em submercados, não necessita de um método matemático. Essa divisão pode ser realizada até mesmo manualmente. Na decomposição do sistema, as variáveis de controle e de estado são classificadas e armazenadas em memória para cada um dos submercados. Na época que este trabalho foi proposto, o armazenamento

destas variáveis era a grande limitação desta abordagem devido à falta de memória dos computadores disponíveis.

Após a decomposição do sistema, calculam-se as equações de fluxo de potência para cada indivíduo da população. Os cálculos das equações de fluxo de potência devem ser aplicados para o sistema inteiro, e não para cada um dos submercados sob análise. Em seguida, cada subsistema é avaliado com vários objetivos: violações das magnitudes de tensões, violação de capacidade reativa de geradores.

Este método foi testado, com sucesso, nos sistemas testes de 51 barras e 224 barras e, de acordo com Iba, este tipo de abordagem permite maiores possibilidades de se encontrar um ótimo global, além de considerar a natureza discreta das variáveis envolvidas no problema de planejamento de reativo.

Em 1999, Numnonda e Annakkage propõem uma aplicação dos algoritmos genéticos simples e de fácil implementação para resolver o problema de despacho ótimo de potência ativa para ser utilizado em mercados elétricos *spot*² [Numnonda e Annakkage, 1999]. O objetivo do algoritmo genético é maximizar os benefícios comuns dos participantes sujeitos às restrições da rede e restrições de geração e de fluxo de potência nas linhas de transmissão. O algoritmo foi testado em um sistema de 17 barras, 26 linhas e 34 variáveis de controle. Os resultados mostraram que o algoritmo implementado fornece resultados que são consistentes com comportamento de mercados típicos.

Em 2002, Bakirtzis et al. apresentam uma versão de algoritmos genéticos para a solução do problema de FPO com variáveis de controle contínuas e discretas [Bakirtzis et al., 2002]. As infactibilidades das restrições funcionais de operação, tais como, limites térmicos das linhas de transmissão, limites das magnitudes de tensões nas barras de carga do sistema, as capacidades dos

² *Mercados abertos*

geradores, são incluídas na solução do algoritmo genético através de termos de penalidades.

Em 2001, Barán et al. [Barán et al., 2001] apresentam uma técnica baseada no algoritmo evolutivo multiobjetivo *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA) [Zitzler e Thiele, 1999] para resolver o problema de Compensação Reativa. No mesmo ano, Abido [Abido, 2001] propôs resolver o problema de despacho econômico/ecológico (DEE) através do algoritmo evolutivo multiobjetivo *Nondominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) [Srinivas e Deb, 1994]. O problema de DEE é formulado como um problema de otimização com restrições não-lineares, em que a função de custo e os impactos ambientais são as funções objetivos do problema. O NSGA proposto utiliza um mecanismo de preservação de diversidade para encontrar as soluções Pareto-ótima. O potencial do NSGA proposto para encontrar a solução do problema de despacho econômico/ecológico foi investigado através da aplicação da metodologia ao sistema teste IEEE-30 barras [Lee et al., 1985].

Em 2002, Abido propõe resolver o problema de FPO através de uma técnica de computação denominada “Particle Swarm Optimization” (PSO). Esta técnica baseia-se no comportamento social dos pássaros em revoadas. Algoritmicamente tem-se um conjunto de partículas que percorrem o espaço de busca apresentando comportamentos aleatórios em relação à *individualidade* e a *sociabilidade*. A individualidade de uma partícula está relacionada à ênfase dada, em seus movimentos e à melhor solução já encontrada por ela mesma. A sua sociabilidade reflete o grau de importância dado por ela à melhor solução já encontrada por seus vizinhos. Nesta técnica, a estrutura de vizinhanças é construída de forma que os progressos obtidos em cada região tenham influência, potencialmente, em todas as partículas. O método foi aplicado ao sistema-teste IEEE-30 barras [Lee et al., 1985] e para demonstrar a sua eficiência e robustez considerou-se vários casos, com diferentes objetivos, para minimizar o custo da geração de potência ativa, melhorar o perfil de tensão e aumentar a estabilidade de tensão do sistema.

3. FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO EM SISTEMAS MULTIMERCADO

Com a desverticalização e o aumento da competição entre as empresas do setor elétrico no Brasil e no mundo, as empresas têm investido em novas tecnologias visando o aumento da qualidade e confiabilidade dos serviços de geração e transmissão a custos otimizados. Estas mudanças têm demandado o desenvolvimento de novas ferramentas computacionais que permitam a realização do controle de intercâmbio entre os submercados. Dentre essas ferramentas computacionais destaca-se o Fluxo de Potência Ótimo Descentralizado (FPOD).

Em geral, o problema de FPOD, proposto na literatura, é implementado em máquinas com memórias distribuídas (uma para cada submercado) e resolvido por intermédio de técnicas de otimização clássicas, como por exemplo, Relaxação Lagrangeana (RL) e métodos de Pontos Interiores (PI), entre outras.

3.1 SOLUÇÃO DESCENTRALIZADA DO FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO MULTIMERCADO

Em 1997, Kim e Baldick apresentam um método para a solução descentralizada do problema de FPO-AC [Kim e Baldick, 1997]. O método proposto é adequado para a implementação em máquinas com memórias distribuídas e foi aplicado em sistemas de potência interconectados de grande porte. O FPO é resolvido para cada região (submercado) e, para efetuar o controle dos submercados interligados, as linhas que fazem o acoplamento entre duas regiões adjacentes são conceitualmente divididas em duas linhas cada uma, através da adição de uma barra *fictícia* entre as barras de fronteiras. Para cada barra *fictícia* associam-se quatro variáveis (fluxos de potências ativa e reativa, magnitude e ângulo da tensão) que são duplicadas, com uma cópia para cada região. Neste trabalho, cada empresa do setor elétrico resolve um fluxo de

potência ótimo modificado que inclui os serviços de sua área e das barras de fronteiras que compartilha com empresas vizinhas. A solução do problema de fluxo de potência ótimo global requer que as variáveis duplicadas tenham biunivocamente os mesmos valores de ambos os lados das fronteiras. Para isto, introduzem-se na formulação do problema de fluxo de potência ótimo quatro restrições de acoplamento. Os múltiplos problemas de fluxo de potência ótimo são coordenados iterativamente através de atualizações dos multiplicadores de Lagrange das restrições de acoplamento. Seguindo este modelo de decomposição do problema de FPO, destaca-se também o trabalho de Baldick et al. [Baldick et al., 1999], que sugere uma implementação paralela para o problema de FPO em rede de workstations, utilizando como técnica de solução os métodos de Pontos Interiores.

Em 1998, Conejo e Aguado apresentam um algoritmo de FPO-DC multimercado baseado no procedimento de decomposição Relaxação Lagrangeana [Conejo e Aguado, 1998]. Este algoritmo é capaz de realizar o despacho independente de cada submercado, enquanto encontra uma solução ótima para o sistema multimercado. O despacho independente é preservado através da incorporação de barras fictícias na formulação do problema de FPO-DC convencional. O algoritmo proposto baseia-se no procedimento de decomposição Relaxação Lagrangeana (RL).

Em 1999, Aguado et al. apresentam a formulação e solução do problema de FPO descentralizado considerando o modelo AC [Aguado et al., 1999]. Neste trabalho, para a decomposição do problema de FPO multimercado, em vários subproblemas de FPO, adicionam-se, na formulação do problema de fluxo de potência ótimo, duas restrições lineares, referentes às variáveis de acoplamento. Estas restrições são as equações de balanço de potências ativa e reativa nas barras de fronteiras, que têm por finalidade controlar o intercâmbio de potências entre as áreas ou submercados vizinhos impondo que as variáveis de estado de ambos os lados das fronteiras entre os submercados ou áreas vizinhas tenham os mesmos valores. Os vários subproblemas de FPO são resolvidos através do método de RL.

Seguindo este modelo de decomposição destacam-se os trabalhos publicados por Aguado e Quintana, em 2001 [Aguado e Quintana, 2001].

Em 1999, Nogales et al. utilizam o método de Relaxação Lagrangeana modificado para a decomposição do problema de FPO-AC [Nogales et al., 1999]. O uso do método de Relaxação Lagrangeana resulta em um tratamento especial para as restrições de acoplamento, isto é, as equações de balanço de potências ativa e reativa para as barras de fronteira e os limites dos fluxos nas linhas de ligação. Para cada iteração, o subproblema de FPO de um submercado sob análise difere do FPO convencional nos seguintes aspectos: (i) Adiciona-se à função objetivo os termos Lagrangeanos referentes às restrições de acoplamento dos submercados adjacentes; (ii) As variáveis e os multiplicadores de Lagrange dos submercados adjacentes, que aparecem nas restrições de acoplamento, são fixados nos valores obtidos na iteração anterior.

Em 2003, Bakirtzis e Biskas (2003) apresentam uma nova técnica de decomposição para o problema de FPO-DC [Bakirtzis e Biskas, 2003]. Neste trabalho, para a decomposição do fluxo de potência ótimo em vários subproblemas, o problema de otimização convencional é inicialmente transformado em um problema de otimização equivalente através da adição de duas novas variáveis em cada linha de interligação entre os submercados. Estas variáveis são os fluxos de potências entre os submercados adjacentes. A solução descentralizada do problema de FPO equivalente é encontrada por intermédio de um processo iterativo utilizando a técnica de Programação Quadrática (PQ). Em 2004, Biskas e Bakirtzis [Biskas e Bakirtzis, 2004] adaptaram o algoritmo de FPO-DC descentralizado descrito em [Bakirtzis e Biskas, 2003] para resolver o problema de fluxo de potência ótimo com restrições de segurança (SCOPF).

4. COMENTÁRIOS GERAIS SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo, foram apresentados alguns trabalhos desenvolvidos para a solução do problema de FPO centralizado e descentralizado. Além dos trabalhos citados neste capítulo, muitos outros foram desenvolvidos utilizando as técnicas de programação matemática clássicas e as metaheurísticas.

Associada às necessidades de ferramentas para análise e planejamento, cada vez mais robustas, está a inerente complexidade de problemas relacionados aos sistemas de energia elétrica. Estes sistemas são na sua maioria interligados, originando sistemas maiores e mais complexos, considerados de grande porte. Uma grande quantidade de equipamentos encontra-se conectada aos sistemas, devendo ser modelados de forma adequada a cada tipo de estudo. Diversas metodologias de análise e síntese podem ser aplicadas nestes estudos, dentre elas destaca-se a formulação e a solução do problema de fluxo de potência ótimo descentralizado.

Os trabalhos encontrados para a solução do problema de fluxo de potência ótimo descentralizados, em geral, fazem uso das técnicas de programação matemática clássicas, tais como, os métodos de Pontos Interiores e Relaxação Lagrangeana, e, além disso, são implementadas em máquinas com memórias distribuídas. Nestes trabalhos, cada subproblema de fluxo de potência ótimo é resolvido em uma máquina enquanto encontra uma solução ótima para o sistema completo e, os múltiplos fluxos de potência ótimos são coordenados iterativamente, pelo problema mestre, através de atualizações dos multiplicadores de Lagrange das restrições de acoplamento.

O problema de fluxo de potência ótimo multimercado, abordado nos próximos capítulos, é decomposto em vários subproblemas de FPO, um para cada submercado, sem qualquer alteração no modelo original da rede. Os intercâmbios de potências entre cada submercado são mantidos em valores especificados. O

modelo de decomposição utilizado permite analisar cada submercado independentemente, sem alterar a geração dos submercados vizinhos.

O problema de fluxo de potência ótimo multimercado é um subproblema do problema de FPO, e consiste do despacho econômico da geração de potência ativa e nos ajustes dos controles corretivos de tensão. Trata-se de um problema de programação não-linear inteiro misto de grande porte, com variáveis de controle contínuas e discretas, que consiste em realizar o despacho de potências ativa e reativa simultaneamente, o que aumenta a complexidade de solução do modelo.

Devido aos conflitos, sob o aspecto físico entre os diferentes tipos de variáveis, envolvidas nos subproblemas ativo e reativo as infactibilidades das restrições são tratadas como funções objetivo do problema. Este tratamento dado às restrições violadas do problema transforma-o em um problema de otimização multiobjetivo e para sua solução é desenvolvido um algoritmo evolutivo multiobjetivo baseado no *MSGA* [Srinivas e Deb, 1994].

III - Otimização Multiobjetivo

Neste capítulo são descritos os principais conceitos envolvidos na solução e formulação de problemas de otimização multiobjetivo. Algumas técnicas clássicas de otimização convencionais para a solução de problemas multiobjetivo são brevemente revisadas no final deste capítulo.

1. Introdução	26
2. Conceitos Básicos e Definições	27
3. Técnicas para Otimização Multiobjetivo	40
4. Considerações Finais	47

1. INTRODUÇÃO

Muitos problemas do mundo real apresentam uma coleção de objetivos a serem otimizados que são, na maioria das vezes, conflitantes entre si, ou seja, é impossível melhorar um objetivo sem deteriorar algum outro. Estes problemas são conhecidos como multiobjetivo ou multicritério e distinguem-se dos problemas clássicos de otimização mono-objetivo quanto ao sentido que o conceito de *solução do problema* adquire. Por se tratar de objetivos conflitantes, na otimização multiobjetivo cada objetivo corresponde a uma solução ótima. Isso faz com que esses problemas apresentem um conjunto de soluções ótimas.

Nos últimos anos vêm aumentando os estudos na área de otimização multiobjetivo, trazendo como consequência o desenvolvimento de técnicas de solução para estes problemas. Um exemplo de problema da vida real multiobjetivo, em sistemas elétricos de potência, é o problema de despacho ótimo de potências ativa e reativa. Neste problema, além da minimização do custo operacional da geração de potência ativa é de fundamental importância a maximização da eficiência operacional e da qualidade e confiabilidade dos serviços oferecidos pelas concessionárias de energia elétrica. Observa-se que estes objetivos são conflitantes, já que para obter a operação dos sistemas de potência a custo mínimo algumas vezes os mesmos são forçados a operar em seus limites físicos e operacionais. Assim, nenhuma solução que apresente menor custo operacional, mas que pelo menos um de seus limites físicos esteja violado, pode ser considerada superior à outra, com maior custo operacional, mas atendendo todas as restrições do modelo. Contudo, dentre todas as soluções existem algumas que são superiores às outras. Estas soluções, que superam outras, são definidas no contexto da otimização multiobjetivo como soluções não-dominadas.

Deste modo, é de fundamental importância para os pesquisadores da área de planejamento da operação dos sistemas de energia elétrica, uma ferramenta que encontre o conjunto de soluções não-dominadas e, a partir deste conjunto,

determinar as soluções que melhor atendam as necessidades práticas nos setores de planejamento das empresas de energia elétrica para o problema de fluxo de potência ótimo.

2. CONCEITOS BÁSICOS E DEFINIÇÕES

Os fundamentos matemáticos da otimização multiobjetivo tiveram origem no período compreendido entre 1895 e 1906. Durante este período, Georg Cantor e Felix Hausdorff sugeriram os fundamentos básicos dos espaços dimensionais infinitos. Entretanto, foi o conceito do problema de máximo vetor, introduzido por Harold W. Kuhn e Albert W. Tucker em 1951, que demonstrou o enfoque matemático da otimização multiobjetivo [Carrijo, 2004].

Segundo Osyczka [Osyczka, 1984] um problema de otimização multiobjetivo (também chamando de otimização multicritério, multidesempenho ou otimização vetorial) tem por finalidade encontrar um vetor de **variáveis de decisão** que satisfaça as **restrições** e otimize uma função vetorial cujos elementos representam as **funções objetivo**. Estas funções formam uma descrição matemática dos critérios de desempenho que geralmente estão em conflito entre si. Por outro lado, o termo “otimizar” significa encontrar uma solução que melhor represente a solução “ótima” de todas as funções objetivo.

A definição apresentada acima será formalizada posteriormente, mas antes é necessário introduzir alguns conceitos:

- **Variáveis de decisão:** As variáveis de decisão formam um conjunto de n parâmetros cujos valores representam uma solução (que pode ser válida ou não) para um problema de otimização. Estes parâmetros são representados por x_j , $j=1, \mathbf{K}, n$ e de forma compacta por x :

$$x = [x_1, x_2, \mathbf{K}, x_n]^T \quad (3.1)$$

- **Restrições:** As restrições são funções das variáveis de decisão que delimitam o problema e validam as soluções. Desta forma, pode-se dizer que as restrições esboçam o contorno da região onde se encontra o conjunto de soluções factíveis do problema. Estas restrições podem ser tanto de igualdade (3.2) como de desigualdade (3.3).

$$g(x) = 0 \quad i = 1, \mathbf{K}, m \quad (3.2)$$

$$h_i(x) \geq 0, \quad i = 1, \mathbf{K}, l \quad (3.3)$$

$$x \in S \subseteq R^n$$

O número de restrições de igualdade (m) deve ser menor que o número de variáveis de decisão (n) para que o problema tenha solução.

- **Funções objetivo:** As funções objetivo são critérios de avaliação para determinar a qualidade de uma solução. Na otimização multiobjetivo existem duas ou mais funções objetivos ($f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x)$) em cada problema. As funções objetivos podem ser matematicamente representadas por um vetor objetivo Z como segue:

$$Z = [f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x)]^T \quad (3.4)$$

- **Ponto Ótimo:** É o ponto caracterizado pelo vetor $x^* = [x_1^*, x_2^*, \mathbf{K}, x_n^*]^T$ formado pelas variáveis de decisão que otimizam as funções objetivo e satisfazem as restrições.
- **Valor Ótimo:** É o valor da função objetivo $f(x^*)$ no ponto ótimo.

- **Solução Ótima:** A solução ótima para cada função j é o par formado pelo ponto ótimo e o valor ótimo $(x^*, f_j(x^*))$.

2.1 PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

Um problema de otimização multiobjetivo (MOOP, do inglês *Multi-objective Optimization Problem*), composto por um conjunto de n variáveis de decisão, k funções objetivo, m restrições de igualdade e l restrições de desigualdade, pode ser matematicamente definido como:

$$\text{Minimizar } Z = f(x) = [f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x)]^T \quad (3.5)$$

Sujeito a:

$$g_i(x) = 0, \quad i = 1, \mathbf{K}, m \quad (3.6)$$

$$h_i(x) \geq 0, \quad i = 1, \mathbf{K}, l \quad (3.7)$$

$$x \in S \quad S \subseteq R^n \quad (3.8)$$

$$Z = [f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x)]^T = [z_1, z_2, \mathbf{K}, z_k]^T \quad k \geq 2 \quad (3.9)$$

Sendo S o *espaço de decisões* e Z o conjunto imagem de S denominado *espaço objetivo*.

Em outras palavras, a definição do problema de otimização multiobjetivo significa encontrar um ponto ótimo $x^* = [x_1^*, x_2^*, \mathbf{K}, x_n^*]^T$ que otimize as funções objetivos e satisfaça as restrições de igualdade (3.6) e de desigualdade (3.7). O

vetor x^* será reservado para representar as soluções ótimas (que normalmente é um conjunto de soluções).

2.2 CONJUNTO DAS SOLUÇÕES FACTÍVEIS E ESPAÇO OBJETIVO FACTÍVEL

O conjunto das soluções factíveis S^* é definido como o conjunto das variáveis de decisão x que satisfazem as restrições de igualdade $g_i(x)$ e desigualdade $h_i(x)$.

$$S^* = \{ \bar{x} \in \bar{S} / g(x) = 0 \wedge h(x) \leq 0 \} \quad (3.10)$$

Qualquer ponto x em S^* define uma *solução factível*. A imagem do conjunto das soluções factíveis S^* é denominada *Espaço Objetivo Factível*. Este espaço é representado por Z^* é definido como:

$$Z^* = f(S^*) = \left\{ \left[f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x) \right]^T, x \in S^* \right\} \quad (3.11)$$

2.3 SOLUÇÕES PARETO-ÓTIMAS

Num problema de otimização multiobjetivo, normalmente os objetivos são conflitantes, e não existe uma única solução que seja ótima simultaneamente para todos os objetivos. Neste caso, tenta-se encontrar soluções que são bons compromissos (*trade-off*) ao invés de uma única solução ótima global como no caso da otimização mono-objetivo.

Geralmente, a solução de problemas multiobjetivo é caracterizada por um conjunto de pontos factíveis, que é denominado *conjunto eficiente* ou *Pareto-ótimo*. Este conjunto representa uma curva de *trade-off* entre os objetivos, ou seja,

todos os valores de função objetivo que fazem parte desta fronteira são soluções atrativas para o problema multiobjetivo sob análise, e compete ao tomador de decisões adotar a mais adequada para solução do problema.

O entendimento de ótimo mais comumente utilizado na literatura foi proposto por Francis Ysidro Edgeworth em 1881, e generalizado por Vilfredo Pareto em 1896. Alguns autores o chamam de Edgeworth-Pareto-ótimo, porém, é mais comumente conhecido como Pareto-ótimo [Coello, 1996].

A maioria das técnicas multiobjetivo utiliza o conceito de **Dominância de Pareto** para a avaliação das soluções factíveis. Segundo este conceito, todas as soluções (vetor de decisão) são comparadas duas a duas sendo verificada a dominância ou não de uma sobre a outra.

Segundo Deb [Deb, 2001], o conceito de dominância pode ser descrito como segue:

Definição 1: Dominância de Pareto

Dados dois vetores de decisão x^* e $y^* \in S^*$, então, a solução x^* domina a solução y^* (representada como $x^* \mathbf{p} y^*$) se as seguintes condições são satisfeitas:

1. A solução x^* não é pior que y^* em todos os objetivos;
2. A solução x^* é estritamente melhor que y^* pelo menos em um objetivo.

A partir destas condições, têm-se três possíveis critérios de dominância para os seus correspondentes vetores objetivos:

i. *Dominância:*

$$\begin{cases} x^* \mathbf{p} y^* \\ x^* \text{ domina } y^* \end{cases} \Leftrightarrow f_i(x^*) < f_i(y^*) \quad \forall i = 1, \mathbf{K}, k$$

ii. *Dominância Fraca:*

$$\begin{cases} x^* \mathbf{p} y^* \\ x^* \text{ domina fracamente } y^* \end{cases} \Leftrightarrow f_i(x^*) \leq f_i(y^*) \quad \forall i=1, \mathbf{K}, k$$

iii. *Indiferente (São vetores de decisão não dominados entre si):*

$$\begin{cases} x^* \sim y^* \\ x^* \text{ é indiferente a } y^* \end{cases} \Leftrightarrow f_i(x^*) \not\leq f_i(y^*) \quad \forall i=1, \mathbf{K}, k$$

Em outras palavras, dizer que o vetor de decisão x^* é indiferente ao vetor y^* significa que estes vetores são não dominados entre si mesmos. O critério de dominância é analisado numericamente para facilidade de entendimento através do Exemplo 1 a seguir.

Exemplo 1: Dominância de Pareto

Considere um problema de minimização com três funções objetivo. Dados

três vetores de decisão $x_1^* = \begin{bmatrix} 1,2 \\ 3,8 \\ 2,7 \end{bmatrix}$, $x_2^* = \begin{bmatrix} 1,2 \\ 4,1 \\ 2,7 \end{bmatrix}$ e $x_3^* = \begin{bmatrix} 2,4 \\ 3,9 \\ 3,0 \end{bmatrix} \in S^*$ e sendo

$f_i, i=1, 2, 3$ as funções identidade, então tem-se que:

$$i. \quad \{x_1^* \mathbf{p} x_3^*\} : \text{ pois } \begin{cases} 1,2 < 2,4 \\ 3,8 < 3,9 \\ 2,7 < 3,0 \end{cases}$$

$$ii. \quad \{x_1^* \mathbf{p} x_2^*\} : \text{ pois } \begin{cases} 1,2 \leq 1,2 \\ 3,8 < 4,1 \\ 2,7 \leq 2,7 \end{cases}$$

$$iii. \quad \{x_2^* \sim x_3^* \quad : \quad \text{pois} \quad \begin{cases} 1,2 < 2,4 \\ 4,1 > 3,9 \\ 2,7 \leq 2,7 \end{cases}$$

Na Figura 3.1 tem-se por finalidade ilustrar a dominância de Pareto no espaço objetivo factível Z^* . Nesta figura, o ponto C domina os pontos pertencentes ao subconjunto do espaço objetivo II. Os pontos pertencentes ao subconjunto III dominam o ponto C e os pontos C, D e G são indiferentes.

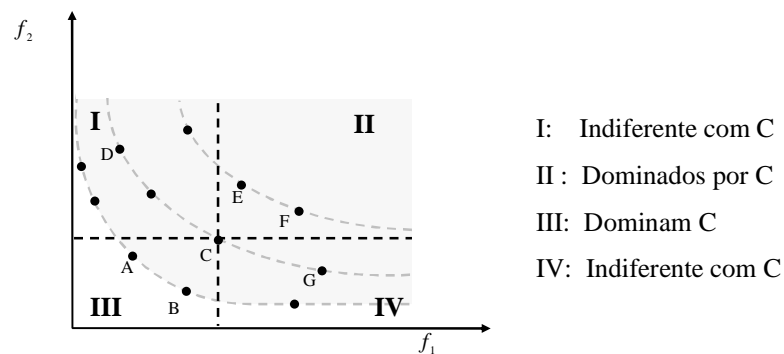


Figura 3.1: Dominância de Pareto no espaço objetivo factível.

É importante observar que apesar da dominância ser definida no espaço das variáveis de decisão a comparação entre as duas soluções (A e B) é realizada no espaço das funções objetivo, ou seja, o critério de dominância é verificado utilizando-se os resultados da avaliação de cada um dos objetivos. Na Figura 3.2 ilustra-se a diferença entre o espaço das variáveis de decisão e o espaço das funções objetivo.

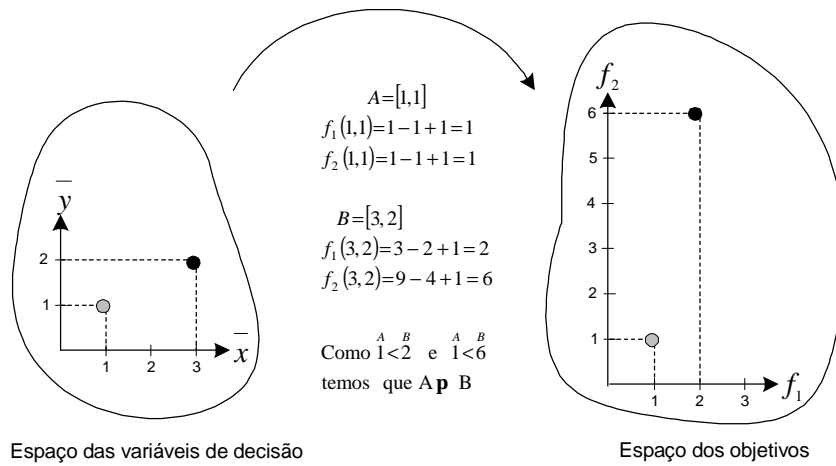


Figura 3.2: Diferenças entre os espaços das variáveis de decisão e dos objetivos.

Quando o conjunto de soluções é finito é possível comparar as soluções duas a duas e dividir o conjunto das variáveis de decisão em soluções dominadas e não dominadas. As soluções não dominadas ou Pareto-ótimas são definidas conforme a Definição 2.

Definição 2: Otimalidade de Pareto

Uma solução $x^* \in S^*$ é Pareto-ótima ou eficiente se não existe qualquer outra solução $y^* \in S^*$ que a domine, ou seja:

$$x^* \in S^* \mid \nexists y^* \in S^* \mid f(y^*) \mathbf{p} f(x^*) \wedge f(y^*) \neq f(x^*) \tag{3.12}$$

Se $x^* \in S^*$ é uma solução eficiente, então de acordo com a definição, qualquer solução $y^* \in S^*$ que proporciona um decréscimo em algum objetivo, relativo ao produzido por x^* , deve ao mesmo tempo levar ao acréscimo de pelo menos algum outro objetivo.

Definição 3: Conjunto Pareto-ótimo

O conjunto de todas as soluções eficientes é denominado *conjunto eficiente* (ou *conjunto Pareto-ótimo*) definido como segue:

$$P^* = \{x^* \in S^* \mid \nexists y^* \in S^* \mid f(y^*) \leq f(x^*) \wedge f(y^*) \neq f(x^*)\} \quad (3.13)$$

É importante observar que existe uma diferença entre um *conjunto de soluções não-dominadas* e um *conjunto Pareto-ótimo*. Um conjunto de soluções não-dominadas é definido no contexto de uma amostra do espaço de busca factível S^* , enquanto o conjunto Pareto-ótimo é definido em relação a todo o espaço de busca.

Definição 4: Fronteira de Pareto

Considere um problema de otimização multiobjetivo com um de vetor de funções $f(x)$ e um conjunto de Pareto-ótimo P^* . A fronteira de Pareto, PF (*Pareto Frontier*) define-se como segue:

$$PF^* = \{u = f(x^*) \mid x^* \in P^*\} \quad (3.14)$$

Em outras palavras pode-se dizer que a fronteira de Pareto ou Frente de Pareto é uma curva composta por soluções não-dominadas em um espaço contínuo.

Na otimização multiobjetivo quando não se conhece a importância de cada um dos objetivos, todas as soluções Pareto-ótimas são igualmente importantes. Em [Deb, 2001] encontram-se duas importantes metas na busca de soluções de problemas de otimização:

1. Encontrar um conjunto de soluções o mais próximo possível da fronteira de Pareto;
2. Encontrar um conjunto de soluções com a maior diversidade possível.

A primeira meta é comum para qualquer processo de otimização, pois soluções distantes da fronteira de Pareto não são desejáveis. A segunda meta é específica para a otimização multiobjetivo.

Como as soluções dos problemas de otimização multiobjetivo trabalham com os espaços das decisões e dos objetivos, é necessário assegurar a maior cobertura possível da fronteira Pareto-ótima. A diversidade das soluções na fronteira Pareto-ótima implica que o conjunto de soluções “comprometidas” é de boa qualidade em relação aos objetivos desejados. Na Figura 3.3 (a) ilustra-se uma boa distribuição das soluções na fronteira de Pareto, enquanto na Figura 3.3 (b) as soluções estão distribuídas apenas em algumas regiões.

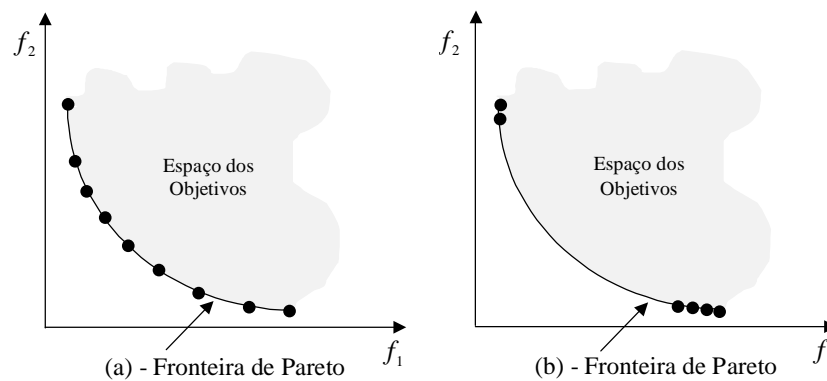


Figura 3.3: Distribuição das soluções na fronteira de Pareto.

2.4 ILUSTRAÇÃO DAS DEFINIÇÕES APRESENTADAS

Na Figura 3.4 ilustram-se as definições do problema de otimização multiobjetivo, considerando dois objetivos ($f_1(x)$, $f_2(x)$) a serem minimizados. O

ponto A apresenta um valor menor para $f_1(x)$, mas um valor maior para $f_2(x)$ se comparada com a solução do ponto B . Desta forma, a redução de uma função objetivo implica no aumento da outra e para delimitar a região Pareto-ótima utiliza-se o conceito de dominância. Os pontos pertencentes a fronteira Pareto-ótima são os pontos Pareto-ótimos. Analisando-se a Figura 3.4 pode-se observar que os pontos que constituem a fronteira Pareto-ótima são indiferentes uns com relação aos outros.

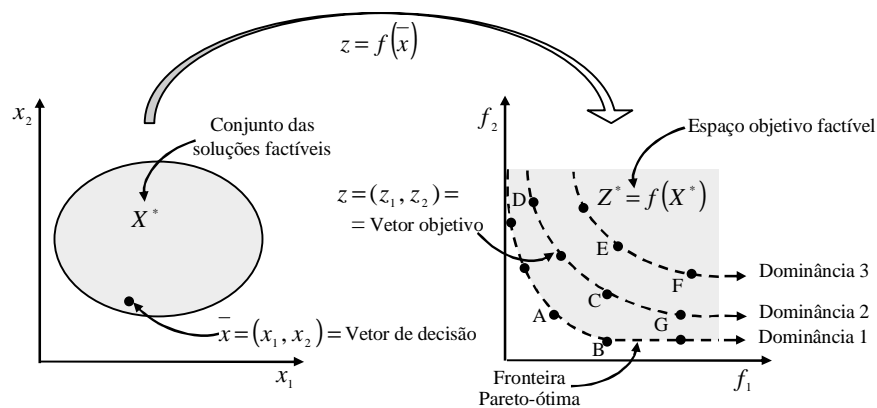


Figura 3.4: Ilustração das definições de um problema de otimização multiobjetivo.

No Exemplo 2 um problema simples de otimização multiobjetivo ilustra graficamente as definições apresentadas nesta seção. O problema apresentado neste exemplo é muito simples e comumente resolvido pela maioria dos pesquisadores como ponto inicial de referência, principalmente para a investigação da distribuição das soluções ao longo da fronteira de Pareto.

Exemplo 2: Problema f_2 [Schaffer, 1984]

O problema f_2 foi proposto e testado por Schaffer em 1982 e consiste na minimização de duas funções objetivo (g e h) que devem ser simultaneamente minimizadas. Este problema é definido como:

$$\min Z = (g(x), h(x)) \quad \text{sendo} \quad g(x) = x^2 \quad \text{e} \quad h(x) = (x-2)^2$$

Na Figura 3.5 ilustra-se a representação gráfica das duas funções objetivo (g e h). Nesta figura observa-se que as soluções ótimas de Pareto devem estar compreendidas no intervalo $[0, 2]$, pois fora desta região, tanto a função g como a h crescem.

No intervalo $[0, 2]$ ocorre um equilíbrio entre as duas funções objetivo, isto é, enquanto a função g cresce a h diminui de valor. Desta forma, a identificação das soluções ótimas de Pareto não é trivial. Usualmente, recorre-se a um gráfico paramétrico no espaço das funções objetivo, conforme apresentado na Figura 3.6.

Observa-se pelas Figuras 3.5 e 3.6 que as soluções não-dominadas que compõem a fronteira ótima de Pareto estão compreendidas no intervalo $[0, 2]$. As soluções situadas neste intervalo não podem ser ditas melhores ou piores entre si, devendo a tarefa de escolha da solução ótima (projeto ótimo) ser definida posteriormente por um tomador de decisão (projetista).

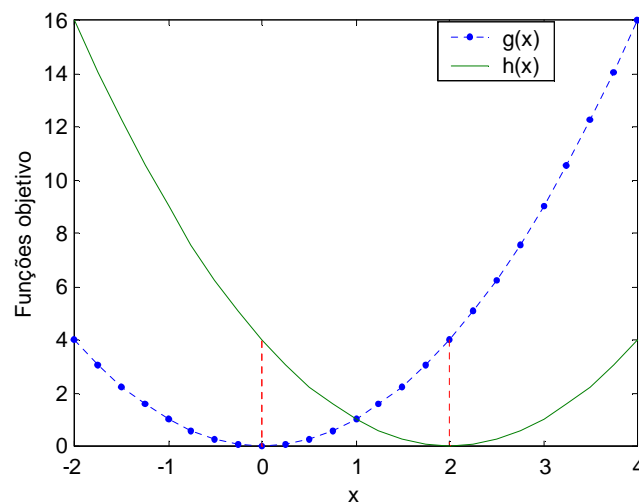


Figura 3.5: Funções objetivo do problema f_2 [Schaffer, 1984].

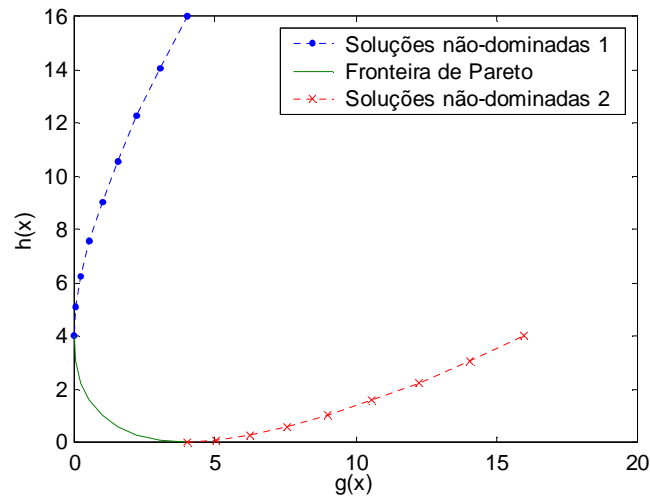


Figura 3.6: Identificação da fronteira Pareto-ótima - função f_2 [Schaffer,1984].

Como este exemplo apresenta apenas dois objetivos é fácil identificar a fronteira de Pareto. Todavia para problemas maiores muitas vezes é impossível uma análise gráfica do problema sob análise. Para tal finalidade é necessário o uso de métodos computacionais.

2.5 PRINCIPAIS DIFERENÇAS ENTRE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO E MONO-OBJETIVO

Segundo Deb [Deb, 2001], a otimização multiobjetivo diferencia da otimização mono-objetivo em três importantes aspectos:

1. Nos problemas de otimização mono-objetivo tem-se como objetivo encontrar uma solução ótima global (máximo ou mínimo) enquanto nos problemas de otimização multiobjetivo pode existir mais de um ótimo global. Na otimização multiobjetivo encontrar o conjunto de soluções da fronteira de Pareto é tão importante quanto preservar a diversidade neste conjunto. Desta forma, um algoritmo eficiente para a otimização multiobjetivo deve considerar estes dois aspectos.

2. Nos problemas de otimização multiobjetivo trabalha-se com os espaços das variáveis e dos objetivos, enquanto os problemas com um objetivo trabalham unicamente no espaço das variáveis já que procuram apenas uma solução no espaço dos objetivos. Desta forma, manter a diversidade nos espaços das variáveis e dos objetivos torna a solução dos problemas multiobjetivo mais complicadas, pois a proximidade de duas soluções no espaço das variáveis *não implica* proximidade no espaço dos objetivos.

3. TÉCNICAS PARA OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

A solução dos problemas de otimização multiobjetivo consiste em determinar, no *espaço objetivo factível*, o *conjunto eficiente* ou um *subconjunto do conjunto eficiente* ou ainda, um *conjunto de soluções próximas da fronteira Pareto-ótima*.

A maior dificuldade em otimização multiobjetivo é a existência de objetivos conflitantes, isto é, nenhuma das soluções factíveis otimiza simultaneamente todos os objetivos. As soluções ótimas são, geralmente, diferentes e não satisfazem as necessidades do tomador de decisões (decisor). Na solução dos problemas de otimização multiobjetivo podem-se destacar dois aspectos importantes:

- **Busca de soluções:** Este aspecto refere-se ao processo de otimização no qual a região factível é direcionada para as soluções Pareto-ótimas. Pois a busca pode se tornar difícil devido a dimensão e a complexidade do espaço de busca, podendo inviabilizar o uso de métodos exatos.
- **Tomada de decisões:** A tomada de decisão envolve a seleção de um critério adequado para a escolha de uma solução do conjunto Pareto-

ótimo. É necessário que o *tomador de decisões ou decisor* faça uma ponderação (*trade-off*) dos objetivos conflitantes.

Baseado no ponto de vista do *decisor*, os métodos de otimização multiobjetivo podem ser classificados em três categorias descritas a seguir:

- **Métodos *a priori*:** Estes métodos são caracterizados pela participação do decisor antes do processo de busca de solução, i.e., antes de resolver o problema.
- **Métodos *a posteriori*:** Os métodos dessa classe são executados sem a intervenção do decisor, com o objetivo de gerar o conjunto de soluções aproximadas ou Pareto-ótimas. A partir deste conjunto, o decisor deve selecionar uma solução de compromisso para o problema.
- **Métodos iterativos:** Nestes métodos, o decisor intervém durante o processo de otimização (busca da solução) articulando preferências e guiando a busca para regiões onde existam soluções de interesse.

Desde que o economista *Vilfredo Pareto* introduziu, em 1896, o conceito de *solução compromisso*, tem-se desenvolvido um grande número de técnicas de otimização multiobjetivo, tanto tradicionais como alternativas (Algoritmos Evolutivos, Simulated Annealing, Busca Tabu, entre outras). Neste capítulo, abordam-se apenas as técnicas tradicionais.

3.1 MÉTODOS TRADICIONAIS DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

A literatura referente aos métodos de otimização tradicionais utilizados para a solução dos problemas multiobjetivo é vasta. Uma boa revisão das técnicas de programação matemática para solução dos MOOP pode ser encontrada em [Coello,1996], entre outras.

Para encontrar as soluções ótimas, os métodos clássicos convertem o MOOP original em um problema equivalente com um único objetivo, reduzindo a otimização vetorial a um problema de otimização escalar. O problema equivalente possui algumas restrições adicionais e para sua solução faz-se necessária a definição de alguns parâmetros. Estes parâmetros são definidos durante a apresentação de dois métodos que têm sido muito aplicados para resolver os problemas de otimização multiobjetivo de diversas áreas. Estes métodos são descritos a seguir.

3.1.1 Método da soma ponderada

Este método consiste na adição de todas as funções objetivo simultaneamente, utilizando diferentes coeficientes ponderados (parâmetros) para cada objetivo. Deste modo, o problema multiobjetivo original é transformado em um problema escalar mono-objetivo como:

$$\text{Min} \sum_{i=1}^k w_i f_i(x) \quad (3.15)$$

sendo $w_i \geq 0$ os coeficientes ponderados que representam a importância relativa dos objetivos f_i no problema de otimização sob estudo. Estes pesos, geralmente, são normalizados, tal que:

$$\sum_{i=1}^k w_i = 1 \quad (3.16)$$

A solução do novo problema corresponde, sob determinadas condições, a pontos do conjunto Pareto-ótimo do problema multiobjetivo original. As

condições suficientes para que a solução do problema equivalente seja Pareto-ótima são dadas pelos teoremas¹ apresentados abaixo:

Teorema 1: Se S é um conjunto convexo, $f_1(x), f_2(x), \mathbf{K}, f_k(x)$ são funções convexas definidas em S e x^* é um ponto Pareto-ótimo. Então, existe um vetor de pesos $w \in W = \left\{ w / w \geq 0 \text{ e } \sum_{i=1}^k w_i = 1 \right\}$ tal que x^* resolve o problema (3.15).

Teorema 2: x^* é uma solução Pareto-ótimo para um MOOP convexo se existir um vetor de pesos $w \in W$ tal que x^* resolve o problema (3.15) e, pelo menos, uma das condições abaixo é satisfeita:

- i. $w_i > 0, i=1, \mathbf{K}, k$ [Bazaraa, 1993];
- ii. x^* é solução única do problema (3.15).

O Teorema 2 garante que se um MOOP é convexo, então, qualquer solução Pareto-ótima pode ser encontrada através deste método. Para encontrar as soluções Pareto-ótimas, é necessário resolver iterativamente o problema (3.15), considerando $w_i > 0$ e diferentes valores para w_i . A definição dos pesos apropriados, de acordo com a importância dos objetivos, é uma tarefa do tomador de decisões.

Seja um problema multiobjetivo com dois objetivos e um vetor de pesos $\mathbf{w} = (w_1, w_2)^T$ para minimizar a seguinte função:

$$y = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) \quad x \in S \quad (3.17)$$

¹ As provas dos teoremas poder ser encontradas em [Chankong e Haimes, 1983]

Dividindo a equação (3.17) por w_2 define-se uma reta tangente (ou suporte) ao espaço objetivo factível em um ponto Pareto-ótimo. Esta reta é denominada L e descrita como segue:

$$f_2(x) = -\frac{w_1}{w_2} f_1(x) + \frac{y}{w_2} \quad (3.18)$$

sendo $-\frac{w_1}{w_2}$ a inclinação da reta L e $\frac{y}{w_2}$ a intersecção da reta L com o eixo f_2 no ponto $\frac{y}{w_2}$.

Resolver um problema multiobjetivo através do método da soma ponderada consiste em gerar diferentes retas suportes, definidas pelo vetor de pesos. Em geral, nem todos os pontos Pareto-ótimos admitem retas tangentes. Na Figura 3.7, ilustra-se um exemplo de um problema multiobjetivo não-convexo. Neste exemplo, a fronteira Pareto-ótima está dividida em 3 regiões (BD , DG e GH). Na região DG , os pontos C e F não possuem retas tangentes, i.e., estes pontos não podem ser encontrados pela minimização da função y (equação 3.17).

Em outras palavras, pode-se dizer que, para qualquer reta tangente a um ponto na região BC , existirá uma outra reta tangente às regiões BD ou GH com um valor menor para a função y .

A principal desvantagem deste método é que ele não consegue gerar todas as soluções Pareto-ótimas quando o espaço objetivo é não-convexo, conforme ilustrado na Figura 3.7.

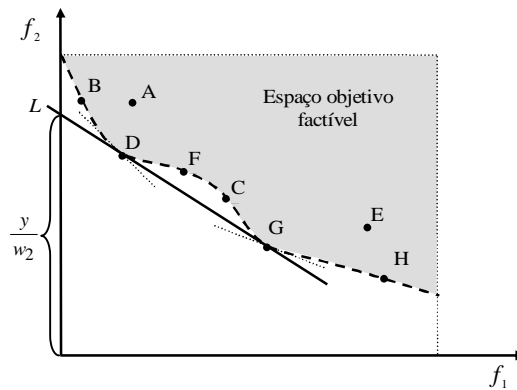


Figura 3.7: Interpretação gráfica do método das soma ponderada.

3.1.2 Método das ϵ -restrições

Haimes e colaboradores [Haimes et al., 1971] apud [Deb, 2001] sugeriram reformular um problema multiobjetivo considerando qualquer um dos objetivos, e mantendo restritos os demais objetivos com valores definidos pelo decisor, isto é, o método consiste na minimização do objetivo com maior prioridade sujeito à limitação dos demais objetivos. Sendo f_1 o objetivo de maior importância, o problema pode ser formulado como segue:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } f_1(x) \\
 & \text{s.a.} \\
 & f_i(x) \leq e_i \quad i = 2, \mathbf{K}, k \\
 & x \in S^*
 \end{aligned} \tag{3.19}$$

sendo e_i os limitantes superiores dos objetivos i , $i = 2, \mathbf{K}, k$.

Este método baseia-se nos Teoremas a seguir:

Teorema 3: Se x^* é uma solução Pareto-ótimo para um problema multiobjetivo, então, existem inteiros $i=1, \mathbf{K}, k$ e reais e_i , tais que x^* resolvem o problema (3.19).

Teorema 4: Se x^* é solução única de (3.19), para algum $i=1, \mathbf{K}, k$, então, x^* é uma solução Pareto-ótima.

Teorema 5: Se x^* é Pareto-ótima, então, x^* resolve o problema (3.19), $\forall i$.

Na Figura 3.8 ilustra-se um exemplo hipotético deste método considerando-se um problema com dois objetivos (f_1 e f_2). Neste exemplo, mostra-se a importância de uma seleção adequada do limitante superior. A reta $e_2 = k$ limita o espaço das soluções e os pontos C, D, E, F, G e H são as soluções factíveis do problema.

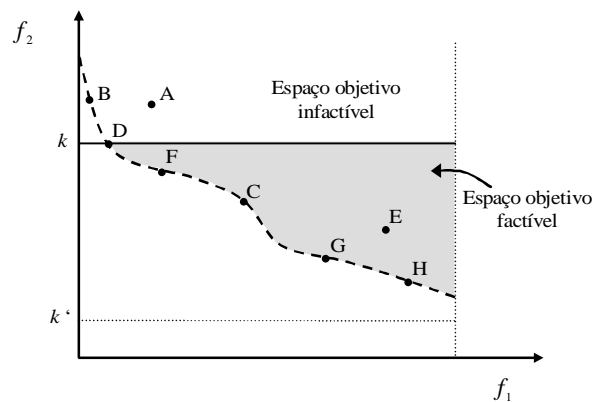


Figura 3.8: Interpretação gráfica do método das e -restrições.

Na Figura 3.8 mostra-se claramente que se o limitante superior não é selecionado adequadamente ($e_2 = k'$) o subespaço obtido pelas restrições pode ser vazio, isto é, o problema (3.19) não possui solução.

3.1.3 Vantagens e Desvantagens das Técnicas Tradicionais

A principal vantagem das técnicas tradicionais são as provas de convergências que garantem encontrar as soluções Pareto-ótimas. Por outro lado, verifica-se que nos métodos apresentados nas seções anteriores, que o problema multiobjetivo original é transformado em um problema de otimização mono-objetivo. Esta transformação é efetuada através da introdução de parâmetros adicionais que afetam diretamente os resultados obtidos. Além disso, uma distribuição uniforme destes parâmetros adicionais não garante a diversidade das soluções Pareto-ótimas.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foram introduzidas as noções básicas de otimização multiobjetivo. Apresentou-se o modelo geral para um problema multiobjetivo e as principais diferenças entre os problemas de otimização multiobjetivo e mono-objetivo, assim como, as técnicas tradicionais mais utilizadas em diversas áreas. No próximo capítulo são apresentados os Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo, enfatizando as características que permitem empregá-los com sucesso, na resolução do problema de Despacho Ótimo de Potências Ativa e Reativa em sistemas multimercados.

IV - Algoritmos Evolutivos Para Otimização Multiobjetivo

Neste capítulo enfoca-se a aplicação dos Algoritmos Evolutivos, em particular os Algoritmos Genéticos, para a solução dos problemas de otimização multiobjetivo. São apresentados os conceitos e os principais aspectos práticos para implementação de algoritmos genéticos, dedicados à solução de problemas físicos reais.

1. Introdução	49
2. Algoritmos Genéticos	50
3. Algoritmos Genéticos para a Otimização Multiobjetivo	63
4. Considerações Finais	68

1. INTRODUÇÃO

Desde que Rosenberg mencionou em 1967 o potencial dos Algoritmos Evolutivos (AEs) para resolver os problemas de otimização multiobjetivo tem-se observado um grande interesse por parte dos pesquisadores no desenvolvimento de conceitos teóricos de algoritmos evolutivos multiobjetivo. Este interesse justifica-se devido ao fato de que os problemas do mundo real, normalmente, admitem diferentes funções objetivo, em geral conflitantes entre si. Por outro lado, a grande expansão na utilização dos AEs para resolver os problemas multiobjetivo garantiu a esta área uma linha de pesquisa própria, denominada *otimização evolutiva multiobjetivo*.

Os métodos baseados em metaheurísticas realizam um conjunto de transições através do espaço de soluções do problema e, nesse processo de transições, deve-se passar pela solução ótima ou soluções quase ótimas de problemas complexos. Esta característica torna os AEs apropriados para a resolução dos problemas multiobjetivos, principalmente quando se deseja conhecer o conjunto das soluções Pareto-ótimas, além disso, estes métodos são flexíveis, de fácil implementação e têm a capacidade de encontrar soluções de boa qualidade em problemas complexos.

Os principais objetivos das metaheurísticas de otimização multiobjetivo são:

- Guiar a busca na direção da região ou conjunto Pareto-ótimo;
- Manter a diversidade da população na fronteira de Pareto.

A maioria das publicações envolvendo a solução de problemas de otimização multiobjetivo através de metaheurísticas são baseadas em Algoritmos

Genéticos (AGs)¹. Esta preferência deve-se ao fato dos AGs trabalharem com uma população de soluções que podem conter informações sobre várias regiões do espaço de busca. Desta forma, os AGs oferecem maiores possibilidades para encontrar o conjunto Pareto-ótimo ou uma aproximação dele [Arroyo, 2002].

O primeiro algoritmo genético, para o tratamento de problemas multiobjetivos (Vector Evaluated Genetic Algorithm, VEGA), foi apresentado por Schaffer [Schaffer, 1984]. Atualmente existem inúmeros trabalhos publicados envolvendo os Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos (MOEA)².

Neste capítulo, são apresentadas as características fundamentais das principais pesquisas e/ou implementações desenvolvidas para aplicação de MOEA em problemas de engenharia. Informações mais detalhadas sobre cada técnica podem ser encontradas no livro publicado por Coello, Van Veldhuizen e Lamont em 2002 [Coello et al., 2002].

2. ALGORITMOS GENÉTICOS

Algoritmos Genéticos foram introduzidos por John Holland em 1975 [Holland, 1975] e fazem parte da área de Computação Evolutiva, que constitui uma família de métodos computacionais inspirados na evolução natural das espécies. Os AGs são métodos flexíveis e têm a capacidade de produzir soluções de boa qualidade em problemas complexos e de grande porte. Por esta razão têm sido aplicados com enorme sucesso em uma grande variedade de problemas em otimização combinatória NP-Completo e NP-Difíceis [Goldberg, 1989; Michalewicz, 1996].

¹ Segundo [Jones et al., 2002] cerca de 70% das metaheurísticas aplicadas ao MOOP apresentadas na literatura são AEs, enquanto 24% são baseadas no método Simulated Annealing e apenas 6% referem-se ao Tabu Search.

² Do inglês *Multiobjective Evolutionary Algorithms* (MOEA).

Quando utilizados no contexto de otimização, os Algoritmos Genéticos apresentam as seguintes vantagens em relação às técnicas clássicas de programação matemática:

- Trabalham com uma codificação para as soluções potenciais;
- Empregam técnicas de transição probabilísticas sobre um conjunto de soluções, diversificando a busca;
- Não necessitam de informações adicionais, como derivadas, sobre a função objetivo e dessa forma a região viável pode ser um conjunto convexo, ou até mesmo disjunto, e a função objetivo pode possuir simultaneamente variáveis reais, lógicas e inteiras, ser não-convexa e não-diferenciável;
- Diminuem o risco de apresentar como solução um ponto ótimo local e, portanto, são mais adequados para trabalhar com problemas multimodais;
- São de fácil implementação, possibilitam uma grande flexibilidade em relação ao tratamento da função objetivo e apresentam um bom desempenho para uma grande escala de problemas do mundo real.

Os algoritmos genéticos são indicados para problemas complexos de otimização, onde existem muitos parâmetros e variáveis; com condições e restrições de difícil modelagem matemática (problemas mal estruturados); com um grande espaço de busca; e problemas multiobjetivos, isto é, problemas onde uma coleção de objetivos devem ser minimizados (ou maximizados). Os Algoritmos Genéticos permitem ainda que estes sejam acoplados a qualquer outro método matemático que auxilie no processo de busca, originando os chamados algoritmos híbridos, melhorando seu funcionamento [Glass et al., 1992; Ishibuchi et al., 2000].

As principais desvantagens para a utilização de Algoritmos Genéticos são: elevado custo computacional, uma vez que necessitam de um grande número de avaliações da função objetivo para sua minimização (ou maximização); dificuldade para achar o ótimo global exato; grandes possibilidades de configurações que podem complicar a resolução do problema sob estudo.

Quando um Algoritmo Genético (AG) é aplicado a um problema de otimização, cada solução do problema deve ser codificada ou representada na forma de uma estrutura finita (vetor, matriz, etc.). Em seguida, devem ser definidos os operadores genéticos de seleção, recombinação, mutação e estratégias de elitismo. Estes operadores devem ser escolhidos de acordo com as características intrínsecas do problema. Antes de aplicar um algoritmo genético para a solução de problema de otimização, vários parâmetros devem ser especificados, tais como tamanho da população, probabilidade de recombinação e probabilidade de mutação.

A Figura 4.1 mostra detalhadamente o fluxo de um algoritmo genético simples. O critério de parada é alcançado quando um número de gerações previamente definido é alcançado, quando uma solução suficientemente boa é encontrada ou quando o sistema não consegue mais evoluir.

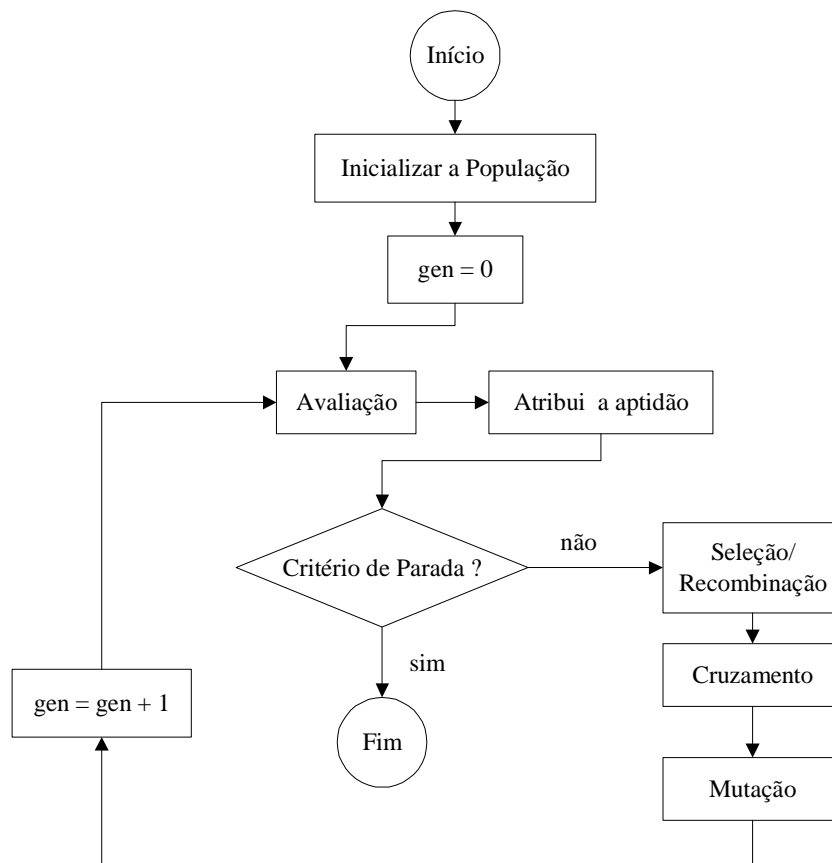


Figura 4.1: Estrutura básica de um Algoritmo Genético Simples [Deb, 2001].

Nas próximas seções apresentam-se os vários estágios envolvidos na implementação de um algoritmo genético.

2.1 REPRESENTAÇÃO E CODIFICAÇÃO DO INDIVÍDUO

Os indivíduos com os quais o AG trabalha representam uma solução candidata à resolução do problema em questão. Encontrar a melhor representação para uma solução candidata de acordo com o problema é sempre desejável. Existem várias maneiras de representar um indivíduo em um AG. A mais simples e comumente utilizada é a representação binária de tamanho fixo, em que um indivíduo é uma cadeia de bits que assumem valores 0 ou 1. Porém, essa

representação torna-se problemática quando as variáveis a serem representadas assumem valores contínuos [Freitas, 2002]. Em casos em que a representação binária não é a mais natural nem a mais apropriada, outros tipos de representação podem ser utilizados de acordo com a natureza física do problema sob análise, como sugerido em [Michalewicz, 1996].

2.2 GERAÇÃO DA POPULAÇÃO INICIAL

A geração da população inicial geralmente se dá de modo aleatório. Eventualmente, pode ser vantajoso utilizar algum tipo de heurística, acrescentando alguns indivíduos sabidamente bem avaliados ou definindo uma distância mínima entre cromossomos. De modo geral, deve-se garantir a diversidade dos indivíduos, isto é, garantir que os indivíduos estejam uniformemente distribuídos por todo o espaço de busca [Telles e Barbosa, 1998]. O tamanho da população N_{pop} indica o número de indivíduos em cada população e em geral permanece constante durante a evolução. Quanto maior a população, maior a diversidade de soluções e maior o custo computacional, em função do maior número de avaliações da função de aptidão. Assim, o tamanho da população influencia diretamente o desempenho dos algoritmos genéticos. Para a escolha de N_{pop} é comum utilizar alguma estratégia que relacione o tamanho da população com o tamanho do cromossomo, utilizando populações maiores para cromossomos grandes e assim garantindo uma boa diversidade.

2.3 AVALIAÇÃO DA POPULAÇÃO

A avaliação de um determinado indivíduo se dá utilizando a função *aptidão*, ou de adequabilidade, que fornece uma medida da qualidade da solução potencial deste indivíduo. Para problemas de otimização ela está intimamente ligada à função objetivo do problema. Em problemas de maximização, por

exemplo, a função de aptidão pode ser tomada como uma modificação da função objetivo:

$$f(\mathbf{x}) = g(\mathbf{x}) + C$$

sendo C uma constante introduzida para os casos onde o processo de seleção exige que a aptidão seja positiva.

A escolha da função *de aptidão* é para a maioria das aplicações a etapa crítica do processo, pois somada à forma de codificação do indivíduo, esses dois componentes do algoritmo genético, normalmente, são os únicos com relação direta ao domínio do problema. Outro fato interessante é que a *aptidão* pode variar ao longo do processo evolutivo, de maneira dinâmica e estocástica.

2.4 MÉTODOS DE SELEÇÃO

Uma vez que AGs baseiam-se no princípio da seleção natural, eles devem ser capazes de identificar os indivíduos mais aptos, para que permaneçam na população durante o processo de evolução, e os mais fracos, para que sejam excluídos do processo.

Inúmeros métodos de seleção já foram propostos e implementados na prática, entre eles, a seleção proporcional, a seleção por *ranking* e a seleção por torneio [Deb, 2001; Freitas, 2002].

2.4.1 Seleção Proporcional

Na seleção proporcional, os indivíduos são preservados para a próxima geração de acordo com probabilidades proporcionais ao seu valor de função de avaliação. A implementação desse método é normalmente realizada através de um

mecanismo de roleta, na qual a roleta é dividida em N partes, N correspondendo ao número de indivíduos da população, e o tamanho de cada uma das partes é proporcional à função de adaptação do indivíduo que representa. A roleta é então girada N vezes, e a cada uma delas o indivíduo indicado pelo ponteiro é selecionado e inserido na nova população.

O método da roleta tem a desvantagem de possuir uma alta variância, podendo levar a um grande número de cópias de um bom cromossomo, o que faz diminuir a diversidade da população. Esta falha pode ocasionar uma convergência prematura do algoritmo para uma solução não almejada. Por outro lado, quando a evolução está avançada, onde as aptidões não diferem muito entre si, observa-se uma estagnação do algoritmo, isto é, uma baixa pressão de seleção entre aptidões parecidas.

2.4.2 Seleção por *Ranking*

A seleção por *ranking* pode ser dividida em duas etapas. Na primeira, as soluções são ordenadas de acordo com seus valores da função de avaliação, em ordem crescente, se o propósito for maximizar a função de avaliação, ou em ordem decrescente, caso o objetivo seja minimizá-la.

Estando a lista ordenada, a cada indivíduo é atribuído um novo valor da função de avaliação, equivalente à sua posição no *ranking*. Na segunda fase, um procedimento similar à seleção proporcional é aplicado. Quanto melhor a posição do indivíduo no *ranking*, maior sua chance de ser selecionado.

2.4.3 Seleção por Torneio

Este é um dos modelos mais simples para implementação computacional que apresenta bons resultados. A idéia é promover um torneio entre um grupo de N ($N \geq 2$) indivíduos selecionados aleatoriamente a partir da população atual.

Assim, o indivíduo com o maior valor de aptidão no grupo é selecionado, enquanto que os demais são descartados.

Dentre suas vantagens citam-se:

- Não acarreta convergência prematura;
- Combate a estagnação;
- Nenhum esforço computacional extra é necessário, tal como ordenamentos;
- Aptidão explícita é desnecessária;
- Inspiração biológica do processo.

2.5 ELITISMO

Visando preservar e utilizar as melhores soluções encontradas na geração atual nas próximas gerações, surgiu a estratégia de elitismo. Seja N_{pop} o número máximo de indivíduos que compõem a população, em sua versão mais simples, na estratégia de elitismo conservam-se os N_{elit} melhores indivíduos da população atual, copiando-os para a próxima geração sem nenhuma alteração. Os outros ($N_{pop} - N_{elit}$) indivíduos da população são gerados normalmente, através do método de seleção e posterior aplicação dos operadores genéticos de recombinação e mutação.

Assim, as melhores soluções não são apenas passadas de uma geração para outra, mas também participam da criação dos novos membros da nova geração.

A principal vantagem do elitismo é garantir que não se perca o melhor indivíduo durante o processo evolutivo e, com isto, gerar uma seqüência monotônica, onde o resultado não piora.

2.6 OPERADORES GENÉTICOS

O princípio básico dos operadores genéticos é transformar a população através de sucessivas gerações, para obter um resultado satisfatório no final do processo. Deste modo, eles são extremamente necessários para que a população se diversifique e mantenha as características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores.

Algoritmos genéticos tradicionais são normalmente constituídos de dois operadores: recombinação e mutação.

2.6.1 Operador Recombinação

O operador de recombinação permite a troca de material genético entre dois indivíduos denominados pais, combinando informações de maneira que exista uma probabilidade razoável dos novos indivíduos produzidos serem melhores que seus pais. Este operador, também conhecido como *crossover*, pode ser utilizado de várias maneiras, sendo as mais empregadas:

(a) Recombinação de um único ponto

É a forma mais simples de recombinação. De acordo com esse método, um ponto do cromossomo é sorteado aleatoriamente, e a troca de material genético feita na região a direita do ponto escolhido. A Figura 4.2 mostra um exemplo de dois cromossomos (escuro e claro) realizando o cruzamento no ponto 4. Assim, os novos cromossomos substituirão os genitores na nova população.

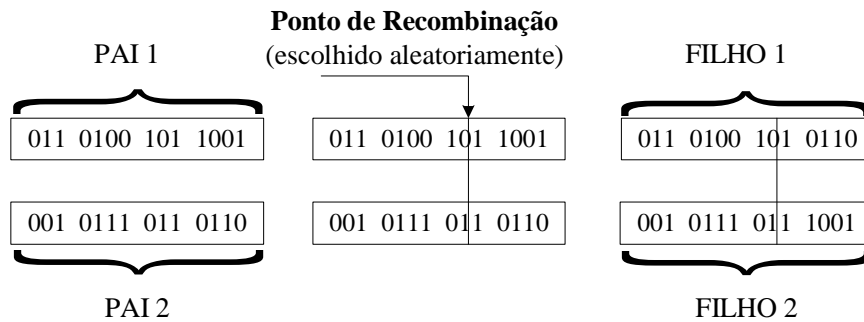


Figura 4.2: Exemplo de recombinação de um único ponto de corte.

(b) Recombinação com múltiplos pontos de corte

É uma generalização da idéia de troca de material genético, onde muitos pontos de cruzamento podem ser utilizados. A Figura 4.3 ilustra o operador de recombinação com dois pontos.

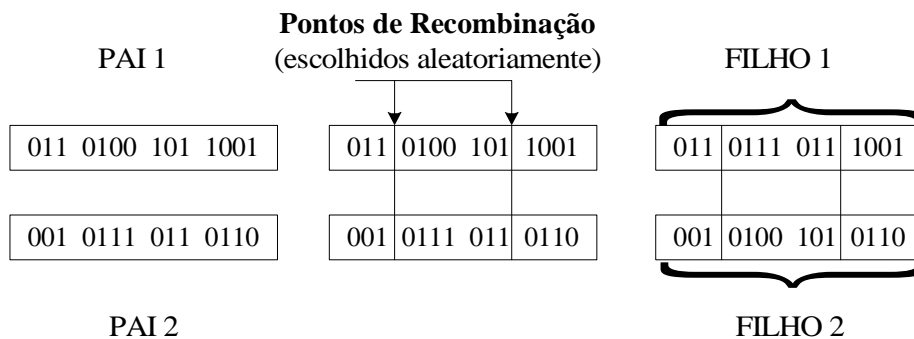


Figura 4.3: Exemplo de recombinação com dois pontos de corte.

(c) Recombinação uniforme

Não utiliza pontos de cruzamento, mas determina, através de um parâmetro global, a probabilidade de máscara, qual a probabilidade de cada variável ser herdada de cada pai [Falkenauer, 1999].

2.6.2 Operador Mutação

A operação mutação é utilizada para garantir uma maior varredura do espaço de busca e evitar que o algoritmo genético convirja prematuramente para mínimos locais. A mutação é efetuada alterando-se o valor de um determinado gene de um indivíduo sorteado com uma determinada probabilidade, denominada probabilidade de mutação, ou seja, vários indivíduos da nova população podem ter um de seus genes alterados aleatoriamente.

O operador de mutação é aplicado aos indivíduos com uma probabilidade dada pela taxa de mutação P_m . Geralmente utiliza-se uma taxa de mutação pequena (como na genética natural), pois é um operador genético secundário. A Figura 4.4 apresenta o funcionamento do operador de mutação para codificação binária.

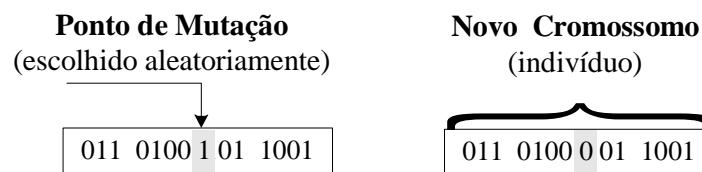


Figura 4.4: Exemplo de mutação de um ponto.

2.7 PARÂMETROS DOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Os parâmetros genéticos são grandezas que determinam o desempenho dos AGs, adaptando-os às características particulares de determinada classe de problemas. Entre eles os mais importantes são: tamanho da população (N_{pop}), o número de geração (N_{max}), a probabilidade de recombinação (Pr) e a probabilidade de mutação (Pm) [Michalewicz, 1996].

2.7.1 Tamanho da População

O tamanho da população indica o número de cromossomos em cada população, normalmente constante durante a evolução. Uma população pequena acarreta um fraco desempenho, podendo conduzir o algoritmo na direção de um mínimo local, enquanto que uma população grande dificulta a convergência prematura para soluções locais, mas pode resultar em um tempo computacional elevado, levando-se em consideração o número de avaliações necessárias da função objetivo.

2.7.2 Taxa ou Probabilidade de Recombinação

A probabilidade de recombinação é uma grandeza percentual do número de indivíduos que experimentam a recombinação em relação ao número total de indivíduos de uma população. A probabilidade de recombinação afeta significativamente a convergência dos Algoritmos Genéticos, pois uma alta probabilidade de recombinação em um algoritmo genético, sem elitismo, faz com que indivíduos com alto desempenho, sejam eliminados antes de se reproduzirem. Por outro lado, uma baixa probabilidade de recombinação acarreta numa convergência muito lenta devido à baixa taxa de exploração das características genéticas.

Geralmente, a taxa de recombinação varia entre 0,5 e 0,95, mas estes números indicam apenas uma ordem de grandeza, já que existem inúmeros tipos possíveis de recombinação, os quais são limitados pela análise das características físicas do problema e do comportamento da população através do ciclo geracional do AG.

2.7.3 Taxa ou Probabilidade de Mutação

A mutação é empregada para fornecer novas informações dentro da população, prevenindo que a mesma se torne saturada com cromossomos similares. O objetivo da mutação é aumentar a diversidade populacional e possibilitar ainda uma maior varredura do espaço de busca.

A taxa de mutação indica a probabilidade ou taxa em que haverá a mutação de cromossomos nas populações ao longo da evolução. Para escolher a taxa de mutação deve-se tomar alguns cuidados, pois se a taxa escolhida for muito alta a busca pode se tornar essencialmente aleatória. Alguns pesquisadores recomendam a escolha da taxa de mutação com base no tamanho dos cromossomos e das populações.

Como os demais parâmetros, a taxa de mutação ideal dependerá do problema a ser resolvido. Todavia, a maioria das taxas utilizadas varia entre 0,001 e 0,1. De Jong [De Jong et al., 1993] sugerem que a taxa de mutação deva ser inversamente proporcional ao tamanho da população.

2.8 TRATAMENTO DAS RESTRIÇÕES

Na maioria das aplicações, as restrições são tratadas com funções de penalização, de modo a combinar as restrições com a função objetivo. Dessa maneira, aquele indivíduo que não atender alguma das restrições será avaliado como pouco apto (ou inapto), diminuindo (ou excluindo) a probabilidade desse indivíduo ser selecionado para a reprodução. A adoção de funções de penalização e a escolha de seus parâmetros são dependentes do problema em estudo e requerem certa experiência prévia [Coello, 2000; Coello, 2002].

O modelo de fluxo de potência ótimo, adotado neste trabalho, visa minimizar o custo da geração de potência ativa e obter os ajustes dos controles

corretivos de tensão em cada submercado de energia elétrica. Estes objetivos são conflitantes entre si, pois para obter a geração a custos mínimos algumas vezes o mercado de energia elétrica é forçado a operar em regiões próximas a seus limites físicos e operacionais, podendo, desta forma, comprometer a qualidade e confiabilidade de seus serviços. Devido a estes fatores, torna-se inviável o tratamento das restrições do problema de FPO abordado, através de técnicas de penalização. Uma alternativa para contornar este problema é tratar as infactibilidades das restrições como funções objetivos do problema, e resolvê-lo através de uma metaheurística evolutiva.

3 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVOS

Nos últimos anos muitos pesquisadores têm modificado as idéias iniciais sobre AGs propostas por Goldberg [Goldberg, 1989] para tratamento de problemas multiobjetivos, bem como nas implementações para solução de problemas mais complexos do mundo real. Assim, atualmente existem inúmeras implementações de algoritmos evolutivos multiobjetivos e, por este motivo, a enumeração de todas as pesquisas que contribuíram para o desenvolvimento desta área é uma tarefa impossível. Logo, serão enumeradas e posteriormente serão apresentadas as características fundamentais apenas das principais pesquisas e/ou implementações no campo dos algoritmos evolutivos multiobjetivo:

- **VEGA** (Schaffer, 1984);
- **MOGA** (Fonseca e Fleming, 1993);
- **NPGA** (Horn e Nafpliotis, 1993);
- **NSGA** (Srinivas e Deb, 1994);
- **SPEA** (Zitzler e Thiele, 1999);

- Outros algoritmos.

3.1 VECTOR EVALUATED GENETIC ALGORITHM - VEGA

Tido como o pioneiro na implementação de algoritmos evolutivos para solução de problemas multiobjetivo, Schaffer desenvolveu o chamado “Vector Evaluated Genetic Algorithms”, mais conhecido como VEGA. Schaffer modificou o software de domínio público GENESIS através da criação de melhorias no procedimento de seleção original que faz com que o procedimento seja repetido para cada objetivo separadamente, contemplando desta forma a natureza multiobjetivo do problema, até atingir-se um determinado número predefinido de indivíduos para cada objetivo. Em seguida, estes indivíduos são aleatoriamente sorteados para as etapas de recombinação e mutação. O método foi implementado em combinação com o procedimento de seleção proporcional à aptidão dos indivíduos.

3.2 MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION GENETIC ALGORITHM - MOGA

Este algoritmo utiliza um procedimento de ordenamento não-dominado das funções de aptidão. Este procedimento consiste em avaliar a população utilizando os critérios de dominância apresentados no capítulo anterior, como segue.

- i.* Os indivíduos não-dominados recebem uma posição ou ordem 1;
- ii.* Os outros indivíduos são posicionados segundo as suas ordens de não-dominância em relação ao restante da população, isto é, para cada indivíduo, o número de soluções que o dominam estritamente é

primeiramente determinado na população, logo, a posição no ordenamento deste indivíduo será este número acrescido da unidade.

Assim sendo, no final deste procedimento de ordenamento poderão existir muitos indivíduos compartilhando a mesma posição no ordenamento. Este ordenamento é utilizado no procedimento de seleção para escolher ou remover blocos de soluções representados pelos indivíduos e suas respectivas funções de aptidão, até escolher os indivíduos mais aptos para a reprodução. Este tipo de atribuição de aptidão por blocos pode acarretar uma grande pressão de seleção causando convergência prematura do algoritmo.

Para distribuir a população, através da região ótima de Pareto e compartilhar os valores da função de aptidão, aplica-se um método de formação de nichos. Esta estratégia mantém a diversidade nos valores da função de aptidão, mas pode não garantir a diversidade no conjunto das variáveis. Assim, o MOGA pode não estar apto a achar as múltiplas soluções em problemas em que diferentes pontos ótimos de Pareto correspondem aos mesmos valores de aptidões. O destaque relevante deste trabalho é o ordenamento dos indivíduos por critérios de dominância.

3.3 NICHED-PARETO GENETIC ALGORITHM - NPGA

O NPGA é um algoritmo genético geracional com sobreposição, isto é, nem todos os indivíduos são substituídos de uma geração para outra. Este algoritmo utiliza um esquema de seleção baseada na dominância de Pareto. Neste processo de busca de soluções não-dominadas, dois indivíduos são escolhidos aleatoriamente e comparados com um subconjunto da população (usualmente 10% da população). Quando ambos os competidores são dominados ou não-dominados, um contador de nicho é criado para cada indivíduo na população inteira. O contador é baseado no número de soluções na população com uma certa

distância do indivíduo. Assim, a solução que apresentar o menor contador de nicho é selecionada.

3.4 NONDOMINATED SORTING GENETIC ALGORITHM - NSGA

Este algoritmo foi proposto por Srinivas e Deb com o objetivo de trabalhar com os conceitos de dominância e manutenção da diversidade da população simultaneamente. No NSGA utiliza-se um esquema de seleção baseada por ordenamento para privilegiar as soluções não-dominadas correntes, juntamente com um método voltado para a criação de nichos para manter a diversidade da população. A diferença desta implementação, em relação a um algoritmo genético simples, está apenas no modo com que o operador de seleção é empregado. Tanto o operador de recombinação quanto o operador de mutação são normalmente utilizados nos algoritmos genéticos convencionais.

O NSGA difere do algoritmo genético mono-objetivo apenas na maneira como o método de seleção trabalha, uma vez que os operadores cruzamento e mutação permanecem idênticos. Antes do procedimento de seleção ser aplicado, a população é classificada com base na definição de pontos eficientes (conceito de Pareto Ótimo, apresentado no capítulo anterior). Os indivíduos eficientes presentes na população corrente são ordenados com base no nível de não-dominância dos indivíduos, isto é, todas as soluções não-dominadas da população corrente recebem valores altos de aptidão. Esta aptidão é a mesma para todos os indivíduos não-dominados, garantindo assim que todos possuam um mesmo potencial reprodutivo.

Para manter a diversidade na população as soluções não-dominadas compartilham os seus valores de aptidão segundo suas distâncias Euclidianas (também pode ser adotada a distância de Hamming - número de bits diferentes entre dois indivíduos). Finalmente, divide-se o valor da aptidão de cada indivíduo pelo contador de nichos que é proporcional ao número de vizinhos ao seu redor.

Este procedimento proporciona a co-existência de pontos ótimos múltiplos na população. O pior valor de aptidão compartilhada na solução da primeira fronteira não-dominada é então guardado para uso posterior.

Após a execução do compartilhamento e a modificações das aptidões, os indivíduos não-dominados são ignorados temporariamente para processar o resto dos indivíduos da população. O procedimento para determinar novas soluções não-dominadas (segundo nível) é novamente executado, sendo que agora eles recebem um valor de aptidão um pouco menor que o pior valor de aptidão compartilhada no nível anterior. Uma vez mais o procedimento de compartilhamento é executado entre as soluções não-dominadas do segundo nível e as novas aptidões são calculadas como antes. Este processo é repetido até que todos os membros da população tenham um valor de aptidão compartilhada.

A reprodução da população é efetuada utilizando-se a aptidão compartilhada, ou seja, como o primeiro nível de soluções não-dominadas possui as mais altas aptidões, um maior número de cópias dos seus indivíduos será realizado e levará a busca para a fronteira ótima de Pareto. A característica mais importante deste trabalho é que praticamente qualquer número de objetivos pode ser usado para os dois tipos de problemas: maximização ou minimização, bastando mudar o modo como os indivíduos não-dominados são identificados.

3.5 STRENGTH PARETO EVOLUTIONARY ALGORITHM - SPEA

O SPEA foi proposto por Zitzler e Thiele com o objetivo de introduzir o elitismo nos algoritmos evolutivos multiobjetivos. Inicialmente é gerada uma população aleatória (P_0) de dimensão N_{pop} e um conjunto externo vazio (P_e). As melhores soluções (soluções não-dominadas) de cada geração, denominadas elite, são armazenadas no conjunto P_e . Em cada geração, as soluções não-dominadas da população corrente são copiadas e armazenadas na população externa P_e . Nesta etapa ocorre a união entre as soluções não-dominadas (população de elite) da

geração corrente e da geração anterior. Após a união das soluções não-dominadas, estas soluções são comparadas, de forma que as melhores soluções sejam preservadas. À medida que o processo evolui, em alguns problemas, o número de soluções contidas no conjunto de elite torna-se elevado e para restringir o aumento exagerado de soluções não-dominadas no conjunto P_e , determina-se a dimensão máxima deste conjunto.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo apresentam-se os algoritmos evolutivos e as características que permitem os seus empregos na solução de problemas de natureza multiobjetivo. Além disso, relatam-se sucintamente os principais métodos evolutivos para a solução de um MOOP. O algoritmo NSGA é utilizado como base para a implementação da técnica de solução para o problema de Fluxo de Potência Ótimo Multimercado.

V - Formulação e Solução do Problema de Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados

Neste capítulo o problema de fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados é modelado como um problema de programação não-linear inteiro misto multiobjetivo de grande porte. Para solução deste modelo é proposto um algoritmo evolutivo multiobjetivo. São discutidos todos os aspectos físicos e operacionais envolvidos na elaboração de modelos de fluxo de potência ótimo utilizados no planejamento da operação dos sistemas elétricos de potências. Detalhes envolvendo a implementação e as características teóricas do algoritmo evolutivo multiobjetivo especializado, para solução do modelo de fluxo de potência ótimo proposto, são detalhados e discutidos.

1. Introdução	70
2. O Problema de Fluxo de Potência Ótimo	72
3. Decomposição do Problema de Fluxo de Potência Ótimo.....	78
4. Solução do Problema de FPO Multimercados	83
5. Considerações Finais sobre o Capítulo	97

1 INTRODUÇÃO

O despacho da geração de potência ativa em mercados competitivo de energia elétrica tem sido bastante discutido na literatura, pois afeta diretamente os custos de operação dos sistemas elétricos de potência [Ilic et al., 1998; Moreira et al., 2001; Doorman, 2001; Vargas e Serrano, 2001]. O novo modelo de mercado de energia elétrica requer livre acesso ao sistema de transmissão por parte dos agentes participantes, mas por outro lado, permitir que o despacho de energia seja baseado simplesmente nas forças de mercado pode comprometer a confiabilidade dos serviços de geração e transmissão, visto que tanto as cargas quanto os geradores, necessitam de suporte de reativos diferenciados para absorver ou injetar potência ativa, em função do ponto em que estão conectados à rede de transmissão.

De acordo com a formulação do problema de FPO, sua solução pode fornecer ao operador do sistema elétrico uma orientação, quanto melhor, ao despacho de cada unidade geradora, do ponto de vista econômico e/ou de segurança, garantindo que os limites operacionais do sistema não sejam violados. O problema de fluxo de potência ótimo com ênfase no despacho econômico da geração de potência ativa, e nos ajustes dos controles corretivos de tensão, é um problema de programação não-linear inteiro-misto, não-convexo, com variáveis de controle contínuas e discretas. A presença de variáveis de controle discretas, tais como a susceptância *shunt*, ligada às barras do sistema e a posição dos *taps* de transformadores em fase e dos *taps* dos transformadores defasadores aumentam a complexidade do problema e, conseqüentemente, dificultam a sua solução. Por outro lado, estas variáveis são freqüentemente utilizadas na operação dos sistemas elétricos visando-se melhorar as condições de operação. Por exemplo, os transformadores com regulador automático de tap são utilizados para controlar a magnitude das tensões nodais, enquanto os transformadores defasadores com controle automático de fase podem ser utilizados para controlar o fluxo de potência ativa nas linhas onde estão inseridos. Os bancos de capacitores e reatores

shunt são capazes de melhorar o perfil de tensão e reduzir as perdas de potência ativa na rede de transmissão.

As técnicas baseadas nos métodos de programação matemática clássica têm sido amplamente utilizadas para a solução de muitos problemas de fluxo de potência ótimo. Essas técnicas apresentam limitações para resolver o problema de fluxo de potência ótimo quando algumas variáveis de controle são consideradas de forma discreta no modelo. Um procedimento adotado, para a solução de um problema de fluxo de potência com variáveis discretas, através das técnicas de otimização clássicas consiste em relaxar inicialmente a restrição de discretização das variáveis para evitar as zonas de operação proibidas. Após encontrar a solução contínua, cada variável discreta é movida para o valor discreto mais próximo de seu valor atual e então, deve-se processar o fluxo de potência ótimo novamente. Este procedimento gera soluções aceitáveis, desde que o tamanho do passo para os controles discretos seja suficientemente pequeno, como é o caso dos *taps* dos transformadores e defasadores [Liu et al., 1999]. Quanto ao banco de capacitores e reatores este arredondamento pode conduzir a infactibilidades nas magnitudes de tensões, especialmente, se o tamanho do passo para o controle discreto é grande [Bakirtzis, 2002].

Uma linha de pesquisa importante na solução do FPO é através de técnicas metaheurísticas com enfoque multiobjetivo, que permitem a utilização de modelos realistas de função objetivo e dos componentes dos sistemas elétricos de potência [Iba, 1994]. Através das metaheurísticas é possível superar as limitações das técnicas de otimização convencionais na modelagem de funções de custo não-convexas e não-diferenciáveis, variáveis de controle discretas, unidades proibidas da região de operação e otimizar simultânea e independentemente as diferentes funções objetivo, que compõem este problema. Uma característica desfavorável das metaheurísticas em comparação com as técnicas de otimização clássicas é o elevado tempo computacional exigido para resolver problemas de médio e de grande porte.

2 O PROBLEMA DE FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO

Um sistema de energia elétrica tem por objetivo fornecer energia dentro dos padrões de qualidade para seus consumidores. Para isto, faz-se necessário que todas as restrições operacionais relativas às limitações físicas operacionais e de segurança do sistema estejam dentro de seus limites previamente especificados. Modificações na topologia da rede, alteração nos níveis de geração e/ou de carga, faz com que o sistema passe a operar em outro estado levando à violação de alguns de seus limites operacionais. Quando estes parâmetros são alterados são necessários ajustes nos equipamentos (variáveis de controle), para satisfazer as restrições de operação do sistema. No modelo de simulação, à medida que o número de variáveis a serem ajustadas aumenta é necessário se dispor de ferramentas computacionais capazes de ajustar simultaneamente, e de maneira ótima, todas as variáveis de controle do modelo, satisfazendo os critérios preestabelecidos.

O fluxo de potência ótimo é uma ferramenta computacional de simulação muito importante na análise de planejamento e operação de sistemas elétricos de potência. Esta ferramenta descreve uma ampla classe de problemas, nos quais se procura otimizar uma (ou mais) função objetivo, enquanto satisfaz um conjunto de restrições físicas e operacionais da rede elétrica, permitindo determinar o melhor ponto de operação para o sistema sob diferentes cenários: topologia, níveis de carregamento, etc.

2.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO

O fluxo de potência ótimo é um problema de otimização não-linear e não-convexo, que envolve os centros de geração, os centros de consumo e os equipamentos da rede elétrica (transformadores, reatores, capacitores, dispositivos

FACTS¹, entre outros), representados por seus limites físicos de operação. A utilidade de uma ferramenta de FPO é inegável na operação e planejamento dos modernos sistemas elétricos intensamente interligados e pesadamente carregados. Alguns dos principais benefícios obtidos pelo uso de uma ferramenta de fluxo de potência ótimo no planejamento da operação de sistemas de potência são:

- Otimização coordenada do despacho reativo, utilizando os recursos do sistema de forma racional e racionada;
- Operação econômica do sistema pode ser melhorada através da coordenação ótima da geração e melhor uso dos sistemas de geração e transmissão;
- Minimização de critérios cruciais para a operação do sistema, como perdas na transmissão, custo de geração, etc.;
- Fornecimento de informações importantes sobre o custo incremental do uso de recursos do sistema, úteis na análise de aspectos importantes como estabilidade de tensão.

O fluxo de potência ótimo pode ser representado matematicamente através de um problema geral de otimização com restrições de igualdade e desigualdade como:

$$\text{Min } f(x,u) \quad (5.1)$$

$$\text{Sujeito a: } g_i(x,u)=0, \quad i=1,\mathbf{L},m \quad (5.2)$$

$$h_j(x,u)\leq 0, \quad j=1,\mathbf{L},n \quad (5.3)$$

$$x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \quad (5.4)$$

¹ Do inglês, *Flexible AC Transmission System*.

$$u^{\min} \leq u \leq u^{\max} \quad (5.5)$$

Sendo: $x=(q,V)^T \in R^n$ o vetor das variáveis de estado do modelo, isto é, ângulos de fase (q), magnitudes das tensões (V); $u=(Pg,Qg,t,Sh)^T \in R^n$ o vetor das variáveis de controle, isto é, potências ativa e reativa gerada (Pg e Qg), *tap* dos transformadores (t) e os bancos de capacitores e reatores *shunts* (Sh).

A função objetivo (5.1) de um problema de FPO representa o recurso físico – custos de geração, segurança, qualidade e confiabilidade da operação, etc. que se deseja otimizar e, desta forma, a sua formulação vai depender do objetivo de estudo, por exemplo:

- Minimização do custo da geração de potência ativa que reflete a operação econômica da rede;
- Minimização de perdas ativas da transmissão;
- Despacho de potência reativa para manter a qualidade dos serviços de fornecimento e de operação da rede elétrica;
- Transferência de potência entre áreas; entre outras.

As restrições de igualdade (5.2) são as equações não-lineares do fluxo de potência correspondente ao balanço de potência ativa e reativa nas m barras do sistema. As restrições de desigualdade (5.3) são as limitações impostas a uma variável ou função, e podem ser classificadas como segue:

- **Restrições Físicas e Operacionais:** representam os limites de geração de potência ativa e reativa, das magnitudes de tensão nas barras do sistema, dos fluxos de potência ativa e reativa nas linhas de transmissão, dos taps dos transformadores e os limites dos capacitores e reatores *shunts*.

- **Restrições de Segurança:** são determinadas para a análise de segurança em tempo real e estão relacionadas com as possíveis contingências.
- **Restrições de acoplamento:** são as restrições utilizadas no modelo de operação de sistemas multiáreas ou multimercados, para controlar os intercâmbios de potência entre os diferentes submercados que compõem um sistema de potência interconectado.

O objetivo do problema de FPO é dar uma orientação ao operador ou planejador do sistema de como determinados controles devem ser ajustados, de modo que os centros de geração, consumo e equipamentos da rede elétrica que participam da transmissão estejam dentro de suas capacidades estabelecidas e um ou mais objetivos econômicos sejam maximizados ou minimizados. Este problema consiste em distribuir a geração de energia elétrica entre as unidades geradoras disponíveis, a fim de minimizar os custos de produção do sistema, satisfazendo as restrições de geração e transmissão. Este problema pode ser formulado reescrevendo o problema (5.1)-(5.5) utilizando as equações de fluxo de potência e dos modelos dos componentes do sistema de energia elétrica [Monticelli, 1993] como segue:

$$\text{Min} \quad \sum_{i \in N} C_i (Pg_i) \quad (5.6)$$

$$\text{Sujeito a:} \quad Pg_i - Pc_i - P(q, V, t)_i = 0 \quad \forall i \in N \quad (5.7)$$

$$Qg_i - Qc_i - Q(q, V, t)_i + Sc_i - Sr_i = 0 \quad \forall i \in N \quad (5.8)$$

$$Pg_i^{\text{min}} \leq Pg_i \leq Pg_i^{\text{max}} \quad \forall i \in G \quad (5.9)$$

$$Qg_i^{\text{min}} \leq Qg_i \leq Qg_i^{\text{max}} \quad \forall i \in G \quad (5.10)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad \forall i \in N \quad (5.11)$$

$$|S_{ij}| \leq S_{ij}^{\max} \quad \forall i, j \in N \quad (5.12)$$

$$t_i^{\min} \leq t_i \leq t_i^{\max} \quad \forall i \in T \quad (5.13)$$

$$Sc_i^{\min} \leq Sc_i \leq Sc_i^{\max} \quad \forall i \in Cc \quad (5.14)$$

$$Sr_i^{\min} \leq Sr_i \leq Sr_i^{\max} \quad \forall i \in Cr \quad (5.15)$$

Sendo:

N : Conjunto das barras do sistema.

G : Conjunto das barras de geração.

T : Conjunto de taps dos transformadores.

C : Conjunto de banco de capacitores/reatores *shunt*.

$C_i(Pg_i)$: Função de custo da geração de potência ativa na barra i , que dependendo dos tipos de unidades geradoras – hidráulicas, térmicas, nucleares etc, pode assumir diferentes modelos de funções.

Pg_i, Qg_i : Geração de potências ativa e reativa na barra i .

Pc_i, Qc_i : Demanda de potências ativa e reativa na barra i .

Pg_i^{\min} : Capacidade mínima de geração de potência ativa na barra i .

- Pg_i^{max} : Capacidade máxima de geração de potência ativa na barra i .
- Qg_i^{min} : Capacidade mínima de geração de potência reativa na barra i .
- Qg_i^{max} : Capacidade máxima de geração de potência reativa na barra i .
- V_i^{min} : Mínima magnitude de tensão na barra i .
- V_i^{max} : Máxima magnitude de tensão na barra i .
- $P(q, V, t)_i$: Somatório dos fluxos de potência ativa na barra i .
- $Q(q, V, t)_i$: Somatório dos fluxos de potência reativa na barra i .
- $|S_{ij}|$: Módulo do fluxo de potência aparente na linha ij .
- S_{ij}^{max} : Máximo fluxo de potência aparente na linha ij .

Com a desverticalização do setor elétrico, os serviços de geração, transmissão e distribuição passaram a ser oferecidos por diversas empresas (submercados) localizadas em diversas regiões geográficas. Inevitavelmente, cada submercado deve contar com algum procedimento para trocar informações com os demais submercados e tomar decisões operacionais que não afetem os submercados vizinhos, e nem com os contratos de compra e venda de energia entre os submercados adjacentes. Neste caso, uma alternativa para atender as necessidades de se dispor de uma ferramenta que contemple as estruturas competitivas nas quais os mercados de energia se encontram, é decompor o problema de fluxo de potência em várias áreas, e realizar a análise e controle de cada área independentemente.

3 DECOMPOSIÇÃO DO PROBLEMA DE FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO

A motivação para decompor o problema de fluxo de potência ótimo de grande porte em vários subproblemas é atender as necessidades do mercado de energia elétrica após a reestruturação e buscar eficiência computacional na solução de sistemas elétricos de potência de grande porte.

Para decompor um sistema de potência em áreas ou regiões, é necessário estabelecer modelos de restrições de acoplamento adequados. Nesta pesquisa, o método de decomposição utilizado permite decompor o problema de fluxo de potência ótimo em vários subproblemas sem qualquer alteração no modelo de fluxo de potência ótimo original da rede. A potência gerada pelas cargas originais do sistema de potência, assim como, o fluxo de potência total dentro ou fora de cada submercado devem ser mantidos em valores especificados, denominado *Intercâmbio de Potência Especificado (SIP)*².

Na Figura 5.1 ilustra-se um sistema de potência composto por 3 submercados interconectados. As barras i , k e l são as barras de fronteiras e as linhas de transmissão ik , il e lk são as linhas de ligação (*tie-line*).

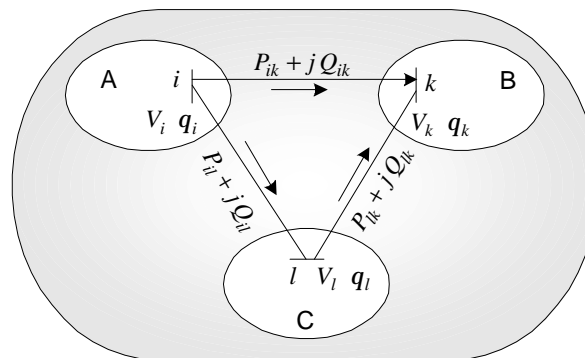


Figura 5.1: Sistema de potência composto por três submercados interconectados.

O fluxo de potência complexa sobre uma linha transmissão (considere a linha ik) é dado por:

$$S_{ik} = P_{ik} + jQ_{ik} \quad (5.16)$$

Sendo

P_{ik} : Fluxo de potência ativa sobre a linha ik .

Q_{ik} : Fluxo de potência reativa sobre a linha ik .

Os fluxos de potências P_{ik} e Q_{ik} são obtidos identificando as partes reais e imaginárias da equação (5.16) considerando o modelo π , como segue:

$$P_{ik} = V_i^2 g_{ik} - V_i V_k g_{ik} \cos q_{ik} - V_i V_k b_{ik} \sin q_{ik} \quad (5.17)$$

$$Q_{ik} = -V_i^2 (b_{ik} + b_{ik}^{sh}) + V_i V_k b_{ik} \cos q_{ik} - V_i V_k g_{ik} \sin q_{ik} \quad (5.18)$$

O intercâmbio líquido de um submercado é definido como a soma algébrica dos fluxos de potências nas linhas e nos transformadores que interligam esse submercado com os submercados adjacentes. As injeções líquidas de potências exportadas são admitidas positivas e as importadas negativas.

Seja A o conjunto que contém todos os submercados (áreas) interconectados e a um submercado cujo intercâmbio com seus vizinhos deve ser mantido em um valor especificado preestabelecido. O intercâmbio líquido do submercado a com seus vizinhos é definido pela equação (5.19):

² Do inglês, Scheduled Interchange Power

$$S_{la} = \sum_{j \in \Omega_F} S_{jj} \quad (5.19)$$

sendo:

j : Índice da barra de fronteira do submercado a ;

Ω_F : Conjunto das barras de fronteiras;

S_{la} : Nível de intercâmbio de potências ativa e reativa especificado no submercado a ;

S_{jj} : Fluxo de potência complexa sobre a linha de ligação j .

O submercado que contém a barra de folga (*slack*) do sistema de potência interligado é chamado de *submercado de referência*. Para analisar independentemente os demais submercados é necessário deixar uma barra de geração com potências ativa e reativa livre. Em geral, estas barras são denominadas *barras de folga* e são classificadas como do tipo V, em que somente os módulos das tensões nodais são especificados.

Com exceção da barra de folga do sistema de potência (barra do submercado de referência), as injeções de potência ativa nas barras de folga dos demais submercados são ajustadas para manter o intercâmbio líquido desses submercados nos valores especificados.

3.1 FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO EM SISTEMAS MULTIMERCADOS

O problema de fluxo de potência ótimo, para sistemas de potência multimercados, proposto considera o despacho ótimo de potências ativa e os ajustes dos dispositivos de controle de tensão. Trata-se de um problema de programação não-linear inteiro misto (PNLIM), não-convexo e de grande porte. Assumindo que as funções objetivos são separáveis em relação aos submercados, então, o problema de fluxo de potência ótimo (5.6)-(5.15) pode ser decomposto em vários subproblemas menores, como:

$$\text{Min} \quad \sum_{i \in N} C_i^a(Pg_i^a) \quad (5.20)$$

$$\text{S. a:} \quad Pg_i^a - Pc_i^a - P(q, V, t)_i^a = 0 \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.21)$$

$$Qg_i^a - Qc_i^a - Q(q, V, t)_i^a + Sc_i^a - Sr_i^a = 0 \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.22)$$

$$Pg_i^{a, \min} \leq Pg_i^a \leq Pg_i^{a, \max} \quad \forall i \in G, \forall a \in A \quad (5.23)$$

$$Qg_i^{a, \min} \leq Qg_i^a \leq Qg_i^{a, \max} \quad \forall i \in G, \forall a \in A \quad (5.24)$$

$$V_i^{a, \min} \leq V_i^a \leq V_i^{a, \max} \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.25)$$

$$|S_{ij}^a| \leq S_{ij}^{a, \max} \quad \forall i, j \in N, \forall a \in A \quad (5.26)$$

$$S_{ia} - \sum_{j \in \Omega_f} S_{fj} = 0 \quad \forall f \in F, \forall a \in A \quad (5.27)$$

$$t_i^{a, \min} \leq t_i^a \leq t_i^{a, \max} \quad \forall i \in T, \forall a \in A \quad (5.28)$$

$$Sc_i^{a, \min} \leq Sc_i^a \leq Sc_i^{a, \max} \quad \forall i \in Cc, \forall a \in A \quad (5.29)$$

$$Sr_i^{a,\min} \leq Sr_i^a \leq Sr_i^{a,\max} \quad \forall i \in Cr, \quad \forall a \in A \quad (5.30)$$

As equações do problema de fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados são similares às equações de um problema de FPO convencional, exceto a restrição de acoplamento entre cada submercado (5.27). Esta equação é introduzida no modelo de FPO para controlar os intercâmbios de potências nas linhas de transmissão entre os submercados. Desta forma, é possível garantir que os fluxos de potências, dentro e fora de seu submercado, permaneçam dentro dos limites térmicos operacionais especificados (SIP) e manter as condições ideais do perfil das magnitudes de tensão do sistema completo. Com esta decomposição do problema de fluxo de potência ótimo pode ser resolvido como:

§ Operação centralizada (Modelo 1): Todos os submercados interconectados são considerados como um único mercado de energia elétrica. A análise da operação centralizada pode ser realizada considerando a solução do FPO de um sistema multimercado de uma única vez. Neste caso, as restrições (5.27) são relaxadas. Na simulação do fluxo de potência ótimo utilizando-se este tipo de modelo, pode-se obter soluções de melhores qualidades que as encontradas através dos modelos 2 e 3, que são detalhados a seguir. Este é um modelo mais relaxado e os problemas de reativos são mais facilmente controlados.

§ Operação descentralizada (Modelo 2): Cada submercado é individualmente analisado e os intercâmbios de potências são controlados através das potências ativa e reativa líquida que cada submercado pode importar dos submercados vizinhos. O intercâmbio líquido de potência especificado pode ser obtido através da solução do FPO-DC, contratos entre empresas, etc., e é garantido na solução do modelo através da equação (5.27).

§ Operação descentralizada sucessiva (Modelo 3): Considerando um sistema multimercado composto por n submercados, resolve-se sucessivamente o fluxo de potência ótimo para cada submercado, até resolver o problema de fluxo de

potência ótimo multimercado para o sistema de potência multimercado completo, isto é, o n submercados.

4. SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE FPO EM SISTEMAS MULTIMERCADOS

Na maioria das técnicas de solução de problemas com restrições de desigualdade, em particular do fluxo de potência ótimo [Dommel e Tinney, 1968; Granville, 1994] as restrições violadas são adicionadas à função objetivo do problema através das técnicas de penalização. Todavia, esta abordagem, na solução do modelo de FPO através de metaheurísticas como abordado neste trabalho, compromete a qualidade das soluções encontradas, devido aos conflitos, sob o aspecto físico entre os diferentes tipos de variáveis envolvidas nos subproblemas ativo e reativo. Uma alternativa para contornar este problema é tratar as infactibilidades das restrições como funções objetivo do problema. Este tratamento dado às restrições violadas do problema transforma-o em um problema de otimização multiobjetivo (do inglês Multiobjective Optimization Problem (MOP)). Desta forma, o problema de controle de potências ativa e reativa pode ser modelado como um problema multiobjetivo através das seguintes manipulações algébricas:

Custo da geração de potência ativa:

$$f_1 = \text{Min} \sum_{i \in N} C_i^a(Pg_i^a) \quad \forall i \in G, \forall a \in A \quad (5.31)$$

Infactibilidade da geração de potência ativa:

$$f_2 = h_1 = \max \{ \Delta Pg_i^a \} \quad \text{se } i \text{ é a barra slack e } \forall a \in A \quad (5.32)$$

sendo:

$$\Delta P g_i^a = \begin{cases} P g_i^{a,\min} - P g_i^a, & P g_i^a < P g_i^{a,\min} \\ P g_i^a - P g_i^{a,\max}, & P g_i^a > P g_i^{a,\max} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Infactibilidade da geração de potência reativa:

$$f_3 = h_2 = \max \{ \Delta Q g_i^a \} \quad \forall i \in G, \forall a \in A \quad (5.33)$$

sendo:

$$\Delta Q g_i^a = \begin{cases} Q g_i^{a,\min} - Q g_i^a, & Q g_i^a < Q g_i^{a,\min} \\ Q g_i^a - Q g_i^{a,\max}, & Q g_i^a > Q g_i^{a,\max} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Infactibilidade da magnitude de tensão:

$$f_4 = h_3 = \max \{ \Delta V_i^a \} \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.34)$$

sendo:

$$\Delta V_i^a = \begin{cases} V_i^{a,\min} - V_i^a, & V_i^a < V_i^{a,\min} \\ V_i^a - V_i^{a,\max}, & V_i^a > V_i^{a,\max} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Infactibilidade da capacidade das linhas de transmissão:

$$f_5 = h_4 = \max \{ 0, S_{ij}^a - S_{ij}^{a,\max} \} \quad \forall i, j \in N, \forall a \in A \quad (5.35)$$

Restrições de fluxo de carga:

$$g_1 = Pg_i^a - Pc_i^a - P(q, V, T)_i^a = 0 \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.36)$$

$$g_2 = Qg_i^a - Qc_i^a - Q(q, V, T)_i^a + Sc_i^a - Sr_i^a = 0 \quad \forall i \in N, \forall a \in A \quad (5.37)$$

Restrições de acoplamento:

$$h_5 = S_{ia} - \sum_{j \in \Omega_f} S_{jf} = 0 \quad \forall f \in F, \forall a \in A \quad (5.38)$$

Para solução do problema (5.31)-(5.38) propõem-se um algoritmo evolutivo multiobjetivo. Os algoritmos evolutivos permitem originalmente tratar as variáveis contínuas com facilidade e, também, podem ser expandidos para tratar conjuntamente as variáveis contínuas e discretas. Além disso, estes métodos trabalham com um conjunto de soluções simultaneamente (população), não necessitam de informações adicionais a não ser o valor de aptidão de cada proposta de solução que compõe a população, e podem escapar de ótimos locais. Estas características fazem dos algoritmos evolutivos técnicas promissoras a serem empregadas na solução de problemas multiobjetivos, principalmente quando se deseja conhecer o conjunto das soluções Pareto-ótimas. Portanto, estes algoritmos podem ser aplicados com sucesso na solução do problema de fluxo de potência ótimo sob estudo.

4.1. ALGORITMO EVOLUTIVO MUTIOBJETIVO

O algoritmo evolutivo multiobjetivo desenvolvido é baseado em um procedimento de ordenação das soluções candidatas (indivíduos da população) a serem pontos eficientes da população. Este método é conhecido na literatura técnica como *Nondominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA). O NSGA foi

proposto em [Srinivas e Deb, 1994] e difere do algoritmo genético tradicional apenas na forma como é executada a seleção, uma vez que os operadores recombinação e mutação permanecem idênticos.

Nesta pesquisa, o algoritmo evolutivo multiobjetivo proposto para solução do fluxo de potência ótimo multimercado combina algumas estratégias a fim de realizar uma busca eficaz e obter um bom desempenho. As estratégias utilizadas são:

- Codificação das variáveis de controle em base real;
- Classificação da população de acordo com a dominância das soluções (*nondominated sorting*) para encontrar a melhor solução a cada geração;
- Escolha de uma solução eficiente, da fronteira de Pareto, através de funções de agregação;
- Elitismo;
- Desacoplamento implícito das variáveis do problema;
- Seleção e recombinação realizadas simultaneamente;
- Preservação da diversidade.

4.1.1 Codificação, População Inicial e Fluxo de Potência

Na solução de problemas da vida real usando algoritmos evolutivos, o esquema de codificação da estrutura cromossômica determina o desempenho computacional do algoritmo e a qualidade das soluções obtidas. Existem diversas formas para representar as soluções candidatas em um algoritmo evolutivo. A escolha irá depender da natureza das variáveis de decisão de cada problema. Nesta

pesquisa, adotou-se uma representação em base real. As vantagens deste sistema de codificação são armazenar uma maior quantidade de informações que a codificação binária, para um cromossomo de mesmo tamanho e trabalhar com a representação real das variáveis do problema.

Os indivíduos (cromossomos) que compõem a população são formados por quatro subconjuntos de variáveis, representadas pelas variáveis de controle do sistema, como ilustrado na Figura 5.2. O conjunto dos bancos de capacitores e reatores *shunts* é denotado por $C=C_c \cup C_r$. Sh_i representa os elementos do conjunto C , que pode ser tanto um capacitor como um reator.

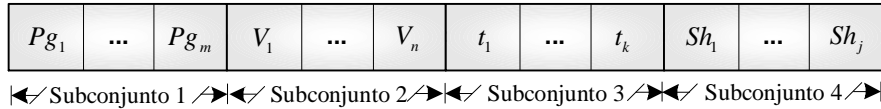


Figura. 5.2: Estrutura do cromossomo da população do AEMO.

Devido as características físicas do problema, para se obter um desempenho satisfatório do AEMO sob os aspectos da eficiência computacional e qualidade das soluções otimizadas fornecidas pelo algoritmo, é necessário gerar uma população inicial de boa qualidade. As variáveis de controle (Pg nas barras de geração e V nas barras de tensão controlada) são geradas de forma aleatoriamente controladas, satisfazendo a região de factibilidade destas variáveis (5.23 e 5.25). Além disso, a potência ativa gerada do submercado em análise deve suprir a sua demanda e perdas, como segue:

$$\sum_{i=1}^N Pg_i^a = \sum_{i=1}^N Pc_i^a + P_{loss_i}^a \tag{5.39}$$

sendo:

Pc_i^a : Demanda de potência ativa do submercado a .

$P_{loss_i}^a$: Perda ativa no submercado a .

Os valores dos *taps* dos transformadores e dos bancos de capacitores e reatores *shunts* são discretizados dentro de seus limites (5.29-5.30).

Após a geração da população resolve-se um fluxo de potência (5.36) e (5.37), através do método de Newton [Monticelli, 1983], para cada um dos $Npop$ indivíduos da população.

4.1.2 Classificação da População e Estratégia Elitista

Após os cálculos do fluxo de potência para cada um dos $Npop$ indivíduos da população, as soluções são classificadas com base na definição de pontos eficientes (conceito de Pareto-ótimo). Nesta fase, os indivíduos eficientes presentes na população corrente são primeiramente identificados. Assim, estes indivíduos definirão uma lista de NF fronteiras dominantes F_1, F_2, \dots, F_{NF} . Os pontos pertencentes a uma fronteira F_i possuem o mesmo grau de dominância, isto é, nenhum ponto domina o outro. Os indivíduos da primeira fronteira (F_1) são considerados os mais aptos, pois estão associados aos pontos dominantes da população. Os pontos eficientes pertencentes à fronteira F_2 dominam os pontos em F_3 , ou seja, os pontos pertencentes à fronteira F_i dominam os pontos em F_{i+1} .

A estratégia elitista, dentro do contexto multiobjetivo, deve ser expandida para o conjunto das soluções não-dominadas da população corrente. Este procedimento é fundamental na resolução de problemas multiobjetivos, uma vez que a solução destes problemas é na verdade um conjunto de soluções – fronteira ótima de Pareto.

Após a classificação da população, os pontos pertencentes à primeira fronteira (F_1), são retirados da população e armazenados em um subconjunto elitista E , para serem utilizados no processo de recombinação, para aumentar a pressão de seleção e ao mesmo tempo acelerar a convergência do algoritmo.

4.1.3 Desacoplamento Implícito das Variáveis de Controle

Durante os procedimentos de recombinação e mutação é realizado o desacoplamento implícito das variáveis de controle, para evitar os conflitos entre as diferentes restrições operacionais que estão sendo consideradas na técnica de solução como diferentes funções objetivo. Esta estratégia consiste em separar as variáveis dos subproblemas ativo e reativo de fluxo de potência ótimo, como segue:

Subconjunto 1 (Figura 5.2): Realizam-se os processos de recombinação e mutação nas variáveis deste subconjunto 1 quando o objetivo selecionado refere-se à função objetivo do problema (5.31), capacidade de geração de potência ativa (5.32) ou capacidade térmica das linhas de transmissão (5.35).

Subconjuntos 2, 3 e 4 (Figura 5.2): Se o objetivo selecionado é a função objetivo do problema (5.31), capacidade de geração de potência reativa (5.33), violações de tensão (5.34) ou a capacidade térmica das linhas de transmissão (5.35) os processos de recombinação e mutação são realizados nestes subconjuntos.

Este procedimento é ilustrado na Figura 5.3.

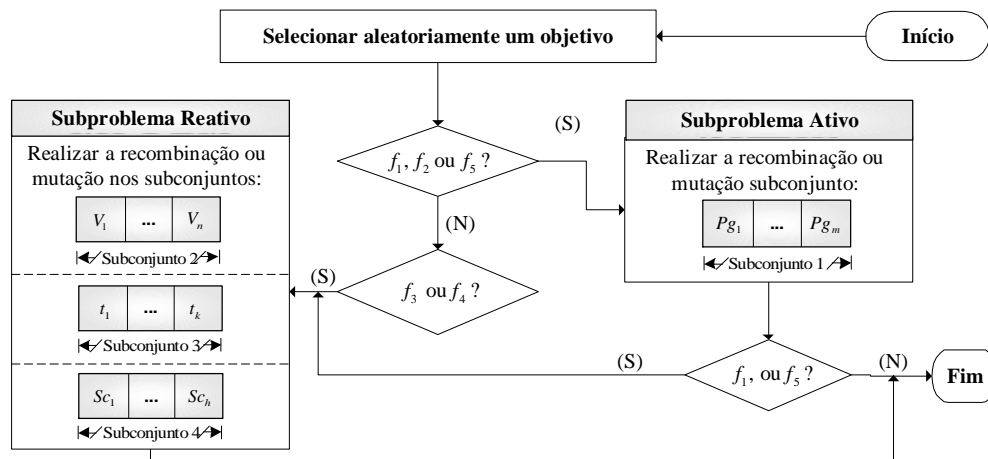


Figura 5.3: Estrutura do desacoplamento implícito das variáveis do FPO.

4.1.4 Operadores Genéticos

a) Seleção por torneio e recombinação

O procedimento de seleção adotado é o de torneio, no qual alguns indivíduos são aleatoriamente escolhidos da população e, com base em algum critério, o indivíduo vencedor é então selecionado. Normalmente, o critério utilizado pela maioria dos algoritmos evolutivo uniobjetivo é o valor da função de aptidão, já para os algoritmos evolutivos multiobjetivos alguma estratégia de *nicho* é empregada de forma a modificar as aptidões reais dos indivíduos conforme a densidade de vizinhos em sua volta.

Nesta pesquisa, o procedimento de torneio empregado é efetuado diretamente sobre as ordens (fronteiras) recebidas pelos indivíduos, deste modo, os indivíduos são selecionados não só pelas suas aptidões, mas sim pelas suas aptidões dentro do contexto multiobjetivo de dominância. Além disso, este procedimento é realizado em conjunto com o operador de recombinação de um único ponto.

Seja $\{N_{ind}\}$ um conjunto que contém os N_{pop} indivíduos da população e $\{M\}$ um conjunto que contém as soluções $\{M / M \in N_{ind} \text{ e } M \notin E\}$ para serem utilizadas nos processos de seleção e recombinação.

A recombinação entre indivíduos é efetuada através do seguinte procedimento:

- i.* Selecionar por torneio um indivíduo pai, P1, do subconjunto M ;
- ii.* Selecionar aleatoriamente o segundo pai, P2, do subconjunto E ;
- iii.* Selecionar aleatoriamente um dos objetivos do problema e iniciar o processo de recombinação;
- iv.* Gerar um número aleatório $r \in [0,1]$. Se $r < Pr$, então, obter aleatoriamente o ponto de recombinação. Caso contrário, voltar ao passo *i*;
- v.* Se o objetivo escolhido no passo *iii* se refere ao custo da geração, então, a recombinação de um único ponto é realizada considerando todos os subconjuntos de variáveis de controle (Figura 5.2). Caso contrário, o desacoplamento implícito das variáveis do problema é realizado;
- vi.* Repetir os passos *i* a *v* até que a nova população possua o número de indivíduos predefinido.

b) Mutação

A mutação é um operador de grande importância para a solução do problema de FPO abordado, pois introduz, aleatoriamente, novas informações na população, prevenindo a convergência prematura do algoritmo. A seqüência deste procedimento é descrita abaixo:

- i. Gerar um número aleatório $m \in [0,1]$;
- ii. Se $m < P_m$, então, selecionar aleatoriamente um dos objetivos do problema para realizar a mutação. Caso contrário, voltar ao passo *i*;
- iii. Se o objetivo escolhido no passo *ii* é diferente do custo da geração, então, deve-se realizar o desacoplamento implícito das variáveis do problema. Caso contrário, a mutação é efetuada em todos os subconjuntos das variáveis de controle (Figura 5.2);
- iv. Selecionar o ponto de mutação para a variável que sofrerá mutação.
- v. Trocar o valor atual da variável selecionada por um valor gerado aleatoriamente no domínio desta variável;
- vi. Repetir os passos *i* a *v* até que a nova população tenha o número de indivíduos predefinido.

4.1.5 Diversidade

Geralmente, para preservar a diversidade da população em algoritmos evolutivos multiobjetivos, utiliza-se a técnica de *niching* [Goldberg, 1987; Deb et al., 2000]. Esta técnica tenta evitar a convergência prematura do AEMO mantendo subpopulações estáveis de soluções de boa qualidade. No AEMO proposto para preservar a diversidade na população utilizam-se taxas de recombinação e mutação atualizadas de forma adaptativa, como segue:

$$Pr = \left[Pr^{\max} - ig \cdot (Pr^{\max} - Pr^{\min}) \right] / n_{\max} \quad (5.40)$$

$$Pm = \left[Pm^{\min} + ig \cdot (Pm^{\max} - Pm^{\min}) \right] / n_{\max} \quad (5.41)$$

sendo: Pr e Pm as taxas de recombinação e mutação, respectivamente; Pr^{\min} , Pr^{\max} , Pm^{\min} e Pm^{\max} representam os limites inferior e superior das taxas de recombinação e mutação, respectivamente; ig e $nmax$ o índice e o número máximo de gerações, respectivamente.

4.1.6 Avaliação da Função de Aptidão e Solução Incumbente

Os algoritmos multiobjetivos fornecem um conjunto grande de soluções aceitáveis. Tais soluções estão distribuídas em diversas fronteiras, e conforme já mencionado, todos os pontos em uma fronteira particular possuem o mesmo grau de dominância, sendo os pontos da primeira fronteira os mais aptos, porque estão associados aos pontos dominantes da população.

Na resolução do problema de fluxo de potência ótimo é desejável encontrar uma solução para a qual os valores de todas as funções objetivo são considerados aceitáveis pelo setor de planejamento dos sistemas elétricos. Em outras palavras, deseja-se determinar, sobre o conjunto Pareto-Ótimo um conjunto particular de variáveis de controle (Figura 5.2) que permitam atingir valores eficientes de todas as funções objetivos baseado em algum critério de decisão. Nesta pesquisa, para determinar uma solução particular, a cada geração, aplicou-se uma técnica de escalarização nas soluções pertencentes a primeira fronteira (F_1), como segue:

$$f_{best}(x) = \sum_{i=1}^k w_i f_i(x)$$

sendo: $f_{best}(x)$ a função de adaptação (*fitness*); $w_i \geq 0$ os coeficientes ponderados que representam a importância relativa dos objetivos f_i , e k o número máximo de objetivos que compõem o problema. Na Figura. 5.4 ilustram-se os conceitos de

fronteira de Pareto, soluções dominadas e não dominadas, considerando um problema de otimização biobjetivo (f_1) e (f_2).

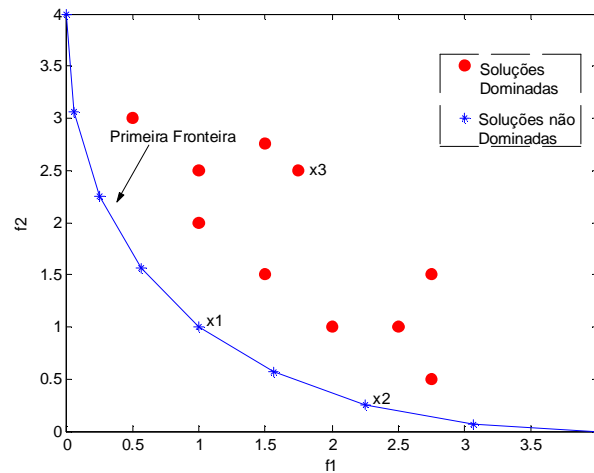


Figura 5.4: Fronteira de Pareto, soluções dominadas e não dominadas, caso biobjetivo.

Os pontos x_1 e x_2 , nessa figura, representam algumas das soluções não-dominadas da primeira fronteira, nas quais se aplica a técnica de escalarização. A solução eficiente que apresentar o menor valor para $f_{best}(x)$ é denominada solução incumbente.

4.1.7 Critérios de Parada

O critério de parada escolhido para o algoritmo evolutivo multiobjetivo é o número máximo de gerações (n_{max}). Considera-se que as equações de fluxo de potência (5.36) e (5.37) estão convergidas quando seus módulos forem menores ou iguais a um determinado ϵ .

Para modelo de operação 3 (descentralizado sucessivo), além dos critérios de paradas do AEMO e Método de Newton [Monticelli, 1983], é necessário

definir o número de submercados a ser analisado, que será mais um critério de parada para este modelo.

4.1.8 Diagrama de Blocos da Técnica de Solução

Na Figura 5.5 ilustra-se o processo iterativo da técnica de solução adotada para a solução do problema de fluxo de potência ótimo multimercados (5.31)-(5.38), considerando os três modelos de operação possíveis para o sistema interligado, composto por n submercados de energia elétrica.

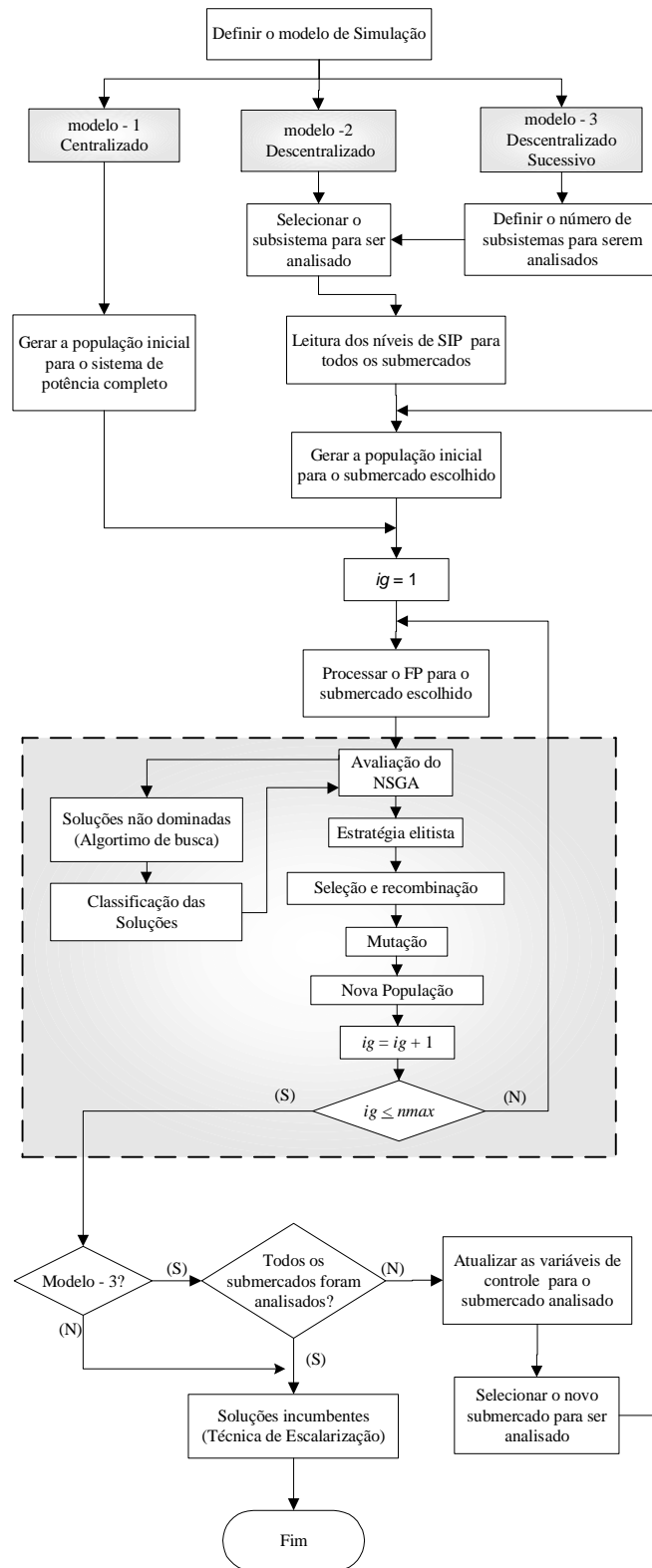


Figura 5.5: Diagrama de blocos do AEMO implementado.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo foram apresentadas a formulação do problema de fluxo de potência ótimo multimercados e a técnica utilizada para decompor este problema em vários subproblemas menores. O problema de fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados que tem como função objetivo o despacho econômico de geração de potência ativa e os ajustes dos dispositivos de controles de tensão foi apresentado e discutido. Além disso, apresentou-se a técnica de solução adotada para este problema e os modelos de operação que o algoritmo de decomposição permite resolver.

VI - Testes e Resultados

Neste capítulo o modelo de decomposição do problema de fluxo de potência ótimo e a eficiência e robustez da técnica de solução adotada são testadas através de simulações com dois sistemas testes. Os resultados obtidos, considerando-se os modelos de operação apresentados no capítulo anterior, são detalhados e discutidos.

1. Introdução	99
2. Sistema RTS-96.....	101
3. Sistema IEEE-354	121
4. Discussão dos Resultados	140
5. Considerações Finais sobre o Capítulo	146

1 INTRODUÇÃO

A técnica de solução adotada foi avaliada utilizando dois sistemas teste (RTS-96 e IEEE-354) e três modelos de operação: centralizado (modelo 1), descentralizado (modelo 2) e descentralizado sucessivo (modelo 3). Os dois sistemas-teste são compostos por três submercados (A, B e C).

O nível de intercâmbio especificado (SIP) foi considerado igual ao nível de intercâmbio obtido através da solução do Fluxo de Potência convencional (FP) usando as bases de dados padrões dos sistemas analisados e considerando o sistema multimercado completo como sendo um único mercado de energia elétrica. Esse intercâmbio também poderia ter sido especificado através de contratos bilaterais com base nos valores de custos marginais de potência ativa nas barras de fronteira obtidos com a solução de um FPO-DC, ou com a solução do problema de FPO considerando-se as restrições de acoplamento (restrição (5.26) apresentada no capítulo anterior) livres.

Como nos dois testes apresentados, neste capítulo, o nível de intercâmbio entre os submercados vizinhos foi especificado com base nos estados obtidos com a solução de fluxo de potência convencional, os resultados obtidos com as simulações dos modelos descentralizado (modelo 2) e descentralizado sucessivo (modelo 3) são comparados com os resultados do FP convencional para mostrar a validade da técnica de decomposição proposta. Esta comparação tem como objetivo mostrar que ao otimizar um determinado submercado, aplicando a metodologia proposta, os outros submercados permanecem inalterados.

Os testes realizados visam mostrar o desempenho da metodologia e da técnica de solução abordada em relação aos seguintes aspectos:

- Desempenho do AEMO proposto e implementado;

- Minimização do custo operacional da geração de potência ativa do sistema multimercado completo (fluxo de potência ótimo multimercado, simulado de modo centralizado – Modelo 1);
- Minimização do custo operacional da geração de potência ativa em cada submercado (fluxo de potência ótimo multimercado, simulado de modo descentralizado – Modelo 2);
- Minimização do custo operacional da geração de potência ativa para o sistema completo, através da análise de cada submercado (fluxo de potência ótimo multimercado, simulado sucessivamente de modo descentralizado – Modelo 3);
- Eficiência operacional.

Em todos os testes apresentados, a função objetivo f_1 (Equação (5.30)) foi tratada como uma função quadrática. As equações de fluxo de carga foram calculadas através do método de Newton [Monticelli, 1983]. Nos dois sistemas-teste, o primeiro dígito que aparece na numeração das barras refere-se ao submercado em que uma determinada barra está localizada e os dígitos seguintes representam o número da barra ou linha. Neste trabalho, os índices dos submercados são:

- Índice 1: Submercado A;
- Índice 2: Submercado B;
- Índice 3: Submercado C.

A representação numérica dos índices das barras dos sistemas teste utilizados é ilustrada na Figura 6.1.

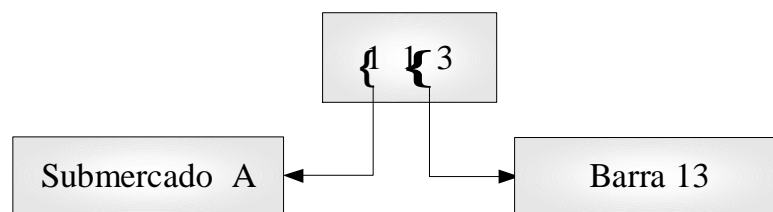


Figura 6.1 – Representação dos índices das barras dos sistemas teste.

2. SISTEMA RTS-96

Este sistema é composto por 72 barras, 96 geradores, 119 linhas de transmissão e 5 linhas de ligação. A base de dados deste sistema encontra-se em [Grigg et al., 1999].

Nos testes realizados, a linha de transmissão que liga a barra 325 (pertencente ao submercado 3) com a barra 121 (pertencente ao submercado 1) foi retirada, porque esta linha contém um transformador defasador e este equipamento não está incluído na modelagem do problema (5.30)-(5.37). Nas simulações com este sistema foram utilizados os seguintes parâmetros:

- Número máximo de submercados para análise
(*Narea*) : 3
- Número máximo de gerações (*Nmax*) para os
Modelos 2 e 3 : 500
- Número máximo de gerações (*Nmax*) para o
Modelo 1 : 850
- Tamanho da população (*Npop*) para os
Modelos 2 e 3 : 300

- Tamanho da população (N_{pop}) para o Modelo 1	: 600
- Magnitude mínima de tensão (V^{\min})	: 0,94 pu
- Magnitude máxima de tensão (V^{\max})	: 1,06 pu
- Limite inferior da taxa de recombinação (Pr^{\min})	: 0,1
- Limite superior da taxa de recombinação (Pr^{\max})	: 0,9
- Limite inferior da taxa de mutação (Pm^{\min})	: 0,01
- Limite superior da taxa de mutação (Pm^{\max})	: 0,8
- Tolerância usada no método de Newton (e)	: 10^{-4}
- Convergência do modelo 3	: <i>Narea</i>
- Barras <i>slack</i> ;	: 113, 213, 313
- Tamanho do passo para a geração dos taps (Δt)	: 0,01
- Tamanho do passo para a geração dos <i>shunts</i> (ΔSc)	: 0,125

Para determinar uma solução particular, a cada geração, aplicou-se uma técnica de escalarização nas soluções pertencentes à primeira fronteira (F_1). Esta técnica exige a especificação de coeficientes ponderados que representam a importância relativa de cada uma das funções objetivos consideradas no problema (Equações (5.30)-(5.34) e da restrição de acoplamento. A restrição de acoplamento (5.37) é dividida em duas restrições, uma para o subproblema ativo e outra para o subproblema reativo. As infactibilidades destas duas restrições são agregadas na função objetivo original do problema (5.30). Os coeficientes ponderados para as funções objetivos do problema e para as restrições de acoplamento são apresentados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1: Coeficientes ponderados utilizados para a determinação de $f_{best}(x)$.

Funções Objetivos (f_i)	Coeficientes (w_i)
Custo da Geração (f_1)	1
Infactibilidade da geração de potência ativa(f_2)	25
Infactibilidade da geração de potência reativa(f_3)	1000
Infactibilidade da magnitude de tensão(f_4)	100
Infactibilidade da capacidade das linhas de transmissão(f_5)	100
Restrições de acoplamento	Coeficientes (I_i)
Subproblema ativo	$I_1 = 1000$
Subproblema reativo	$I_2 = \text{adaptativo}$
$I_2 = \left[y^{\max} - ig \cdot (y^{\max} - y^{\min}) \right] / nmax$	
sendo: $y^{\max} = 10000$, $y^{\min} = 9900$	

2.1. MINIMIZAÇÃO DO CUSTO DA GERAÇÃO DE POTÊNCIA ATIVA

Na Tabela 6.2 apresentam-se os custos e a capacidade física de cada gerador, assim como, as gerações de potência ativa obtidas através das simulações com os três modelos de operação. Os resultados apresentados para o modelo 2, referem-se as simulações de cada um dos submercados. Neste caso, os submercados, que não estão sendo analisados, permanecem inalterados, isto é, as suas variáveis de controle são fixas. Para o modelo 3, os valores da potência ativa gerada em cada gerador, referem-se ao estado final, após a convergência do modelo (número máximo de submercados para serem analisados).

Tabela 6.2: Detalhes das simulações com o sistema RTS-96.

Subm.	Geradores	Custos $C_1 = C_0$	Pg_i^{\min}	Pg_i^{\max}	Potência Ativa Gerada		
					Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
A	11	0,2174	1,00	200,00	197,752	198,142	198,783
	12	2,2174	1,00	200,00	1,839	2,455	2,697
	17	0,3086	1,00	300,00	295,012	298,528	299,349
	113	1,3086	1,00	600,00	257,459	580,296	583,770
	115	1,0526	1,00	250,00	246,325	75,551	120,958
	116	0,4348	1,00	190,00	189,927	189,484	189,599
	118	0,2494	1,00	480,00	475,548	474,882	326,299
	121	0,1900	1,00	480,00	478,048	376,588	478,937
	122	0,6061	1,00	200,00	199,796	197,437	199,222
	123	0,2053	1,00	500,00	492,868	499,438	492,333
B	21	0,2174	1,00	200,00	199,180	199,228	199,477
	22	3,2174	1,00	200,00	2,062	1,295	1,559
	27	0,2986	1,00	300,00	297,284	298,471	299,285
	213	1,3086	1,00	600,00	516,175	549,885	539,900
	215	1,0526	1,00	250,00	249,737	244,571	29,405
	216	0,3748	1,00	190,00	187,411	184,906	188,838
	218	0,2494	1,00	480,00	479,264	258,206	478,045
	221	0,1900	1,00	480,00	475,825	477,466	479,078
	222	0,3541	1,00	200,00	197,236	198,782	197,447
	223	0,2053	1,00	500,00	496,649	481,758	484,993
C	31	0,2174	1,00	200,00	198,616	198,408	199,722
	32	3,2174	1,00	200,00	2,282	3,337	3,913
	37	0,3086	1,00	300,00	298,660	299,028	299,897
	313	1,3086	1,00	600,00	199,931	325,921	614,410
	315	1,0526	1,00	250,00	239,157	246,568	140,255
	316	0,4348	1,00	190,00	185,745	188,930	1,030
	318	0,4494	1,00	480,00	479,232	479,385	479,340
	321	0,1900	1,00	480,00	477,299	476,995	479,922
	322	0,3061	1,00	200,00	196,778	199,637	198,519
	323	0,2053	1,00	500,00	499,413	485,624	479,141

- $f_1 = C_2 (Pg_i)^2 + C_1 Pg_i + C_0$, $C_2 = 0,00$;
- Custo da geração (US\$/MWh);
- Potência ativa gerada (MW).

Na Figura 6.2 apresentam-se os custos da geração de potência ativa obtidos através da solução dos três modelos de operação e através da solução do fluxo de potência convencional, para cada um dos submercados.

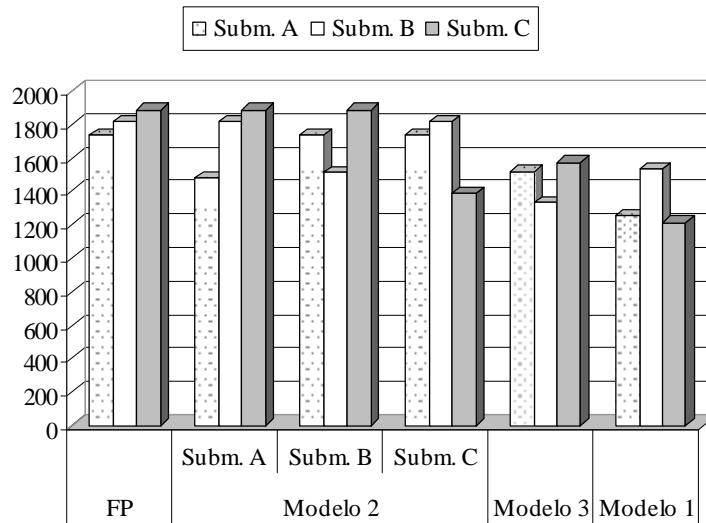


Figura 6.2 – Custo da geração de potência ativa (US\$/h) – RTS-96.

Comparando os resultados obtidos utilizando-se o modelo 2 (Figura 6.2) com os resultados obtidos através da solução do fluxo de potência convencional (FP), observa-se que ao aplicar a metodologia proposta o submercado escolhido para análise apresenta os custos operacionais reduzidos enquanto os demais permanecem com os seus custos inalterados. Na Tabela 6.3 apresentam-se os custos de operação obtidos para este sistema, através do fluxo de potência e da aplicação do modelo 2. As regiões sombreadas apresentadas na Tabela 6.3 referem-se aos submercados sob análise.

Tabela 6.3: Custo da geração (US\$/h) – Modelo 2.

Submercados	FP	Operação descentralizada (Modelo 2)		
		Subm. A	Subm. B	Subm. C
A	1733,10	1480,93	1733,10	1733,10
B	1813,57	1813,57	1514,83	1813,57
C	1887,86	1887,86	1887,86	1388,91
S	5344,71	5182,36	5135,79	4935,58

A redução dos custos da geração de cada submercado é ilustrada na Tabela 6.4.

Tabela 6.4: Redução dos custos da geração em cada submercado (%) – Modelo 2.

Submercados	FP	Descentralizado (Modelo 2)	Redução dos Custos (%)
A	1733,10	1480,93	14,55
B	1813,57	1514,83	16,47
C	1887,86	1388,91	26,43

Analisando os custos da geração de potência ativa, obtidos para cada submercado (Tabela 6.4), tem-se que ao utilizar o modelo 2 para o submercado A os custos da geração de potência ativa desse submercado são reduzidos em aproximadamente 14,55% em relação ao caso base (fluxo de potência convencional). Nas simulações com os submercados B e C os custos são reduzidos em aproximadamente 16,47% e 26,43%, respectivamente. Deve-se ressaltar que esta comparação está sendo realizada em relação ao FP porque os intercâmbios especificados que foram usados nas simulações com os modelos 2 e

3 são obtidos a partir do estado operacional fornecido pela solução do fluxo de potência convencional.

Na Tabela 6.5 são apresentados os custos da geração obtidos com as simulações para os modelos de operação centralizada (modelo 1) e descentralizada sucessiva (modelo 3). Comparando os resultados mostrados na Tabela 6.5 observam-se que os custos operacionais obtidos com a aplicação do modelo 3 são maiores do que os obtidos através do modelo 1. A diferença entre os custos operacionais obtidos para a solução do modelo centralizado (modelo 1) do sistema completo (Σ) e os custos operacionais para solução de cada um dos submercados sucessivamente (modelo 3) é mostrado na Tabela 6.6.

Tabela 6.5: Comparação entre os modelos de operação centralizada e descentralizada sucessiva - Custo da geração (US\$/h).

Submercados	FP	Modelos de operação	
		Centralizado (Modelo 1)	Descentralizado sucessivo (Modelo 3)
A	1733,10	1255,40	1516,27
B	1813,57	1536,52	1333,21
C	1887,86	1213,33	1574,11
S	5434,53	4005,25	4423,59

Tabela 6.6: Diferença entre os custos operacionais obtido para o sistema completo (Σ) com os Modelos 1 e 3.

Centralizado (modelo1)	Descentralizado Sucessivo (modelo3)	Acréscimo dos Custos (%)
4005,25	4423,59	10,44

Comparando-se os custos da geração de potência ativa, obtidos com os modelos de operação 1 e 3 (Tabela 6.6), observa-se que os custos obtidos com o modelo 3 é aproximadamente 10,44% maior do que os custos obtidos como modelo 1. Esta diferença se justifica devido ao fato das variáveis do problema de fluxo de potência ótima multimercado estar restrita ao submercado em análise, quando o problema de FPO multimercado é resolvido através do modelo de operação descentralizada. Por outro lado, trata-se de dois problemas fisicamente diferentes. Deve-se também levar em consideração que as sementes utilizadas no processamento de cada um dos algoritmos evolutivos são aleatórias e, desta forma, cada vez que o problema é resolvido efetua-se uma busca aleatória no espaço de soluções do problema.

Ao se comparar os custos da geração de potência ativa do sistema completo (Σ), verifica-se que para as soluções obtidas com os modelos 1 e 3 os seus custos são reduzidos em 26,30% e 18,60% em relação ao FP. Estes resultados são apresentados na Tabela 6.7.

Tabela 6.7: Redução dos custos operacionais, obtido para o sistema completo (Σ), com os Modelos 1 e 3.

FP	Modelos de Operação	Redução dos Custos (%)
5434,53	Centralizado (Modelo 1) 4005,25	26,30
	Descentralizado Sucessivo (Modelo 3) 4423,59	18,60

Os detalhes dos custos operacionais obtidos para cada submercado em análise, quando aplicado o modelo 3 para a solução do problema de FPO multimercado, são mostrados na Tabela 6.8 e na Figura 6.3.

Tabela 6.8: Detalhes do modelo de operação descentralizado sucessivo - Custo da geração (US\$/h).

Submercados	Subm. A	Subm. B	Subm. C
A	1516,27	1516,27	1516,27
B	1813,57	1333,21	1333,21
C	1887,86	1887,86	1574,11
S	5217,70	4737,34	4423,59

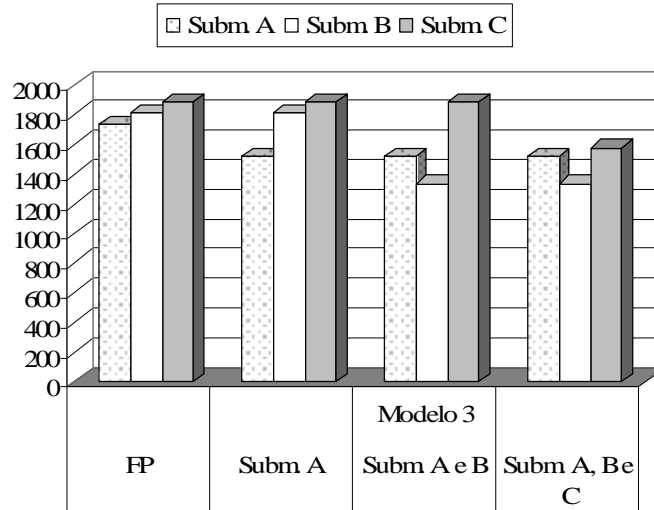


Figura 6.3 – Custo da geração de potência ativa obtido com o modelo 3 (US\$/h) – RTS-96.

Nas simulações com o modelo de operação 3, após a solução do FPO para o submercado escolhido, as variáveis de controle deste subsistema são fixadas nos valores otimizados encontrados e, então, seleciona-se outro submercado para análise até que o número máximo de submercado predefinido para análise seja satisfeito. Observando os custos operacionais mostrados na Tabela 6.8, conclui-se que a metodologia foi inicialmente aplicada ao submercado A e, conseqüentemente, o custo operacional deste submercado foi reduzido. Após a convergência do algoritmo evolutivo multiobjetivo os valores otimizados das variáveis de controle obtidos para este submercado são fixados, e escolhe-se um novo submercado para resolver o FPO, neste caso, o submercado B. Este processo segue até que o critério de convergência adotado para o modelo 3 seja satisfeito. Como o critério de convergência adotado foi o número máximo de submercados, após a análise dos 3 submercados tem-se a otimização do sistema multimercado completo.

2.2. COMPORTAMENTO DA CONVERGÊNCIA DO AEMO

O desempenho do AEMO desenvolvido e implementado para solução do modelo de FPO é ilustrado nas Figuras 6.4-6.7.

Na Figura 6.4 é mostrado o comportamento dos custos da geração de potência ativa, para a melhor solução encontrada em cada geração. Estes resultados foram obtidos através das simulações com o Modelo 1.

O comportamento dos custos da geração de potência ativa dos submercados A, B e C, para a melhor solução encontrada em cada geração com as simulações do Modelo 2, são ilustrados nas Figuras 6.5-6.7.

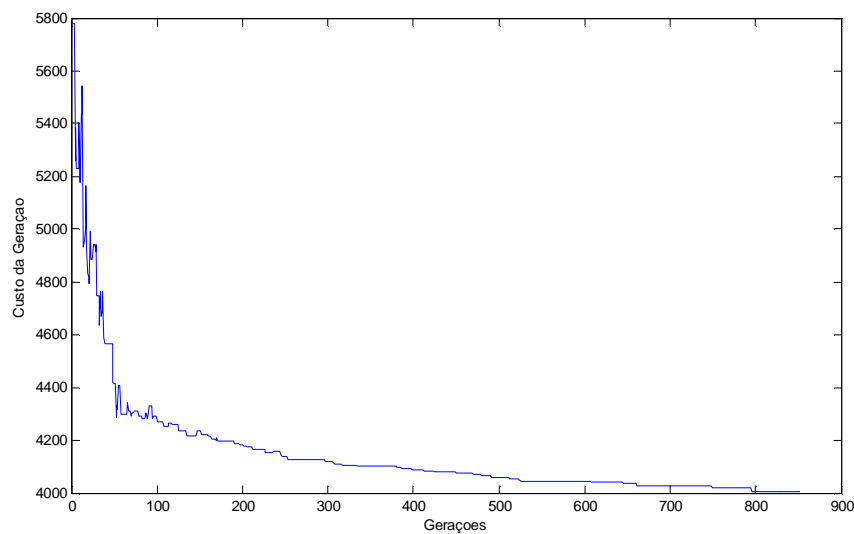


Figura 6.4 – Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) obtido com o modelo 1.

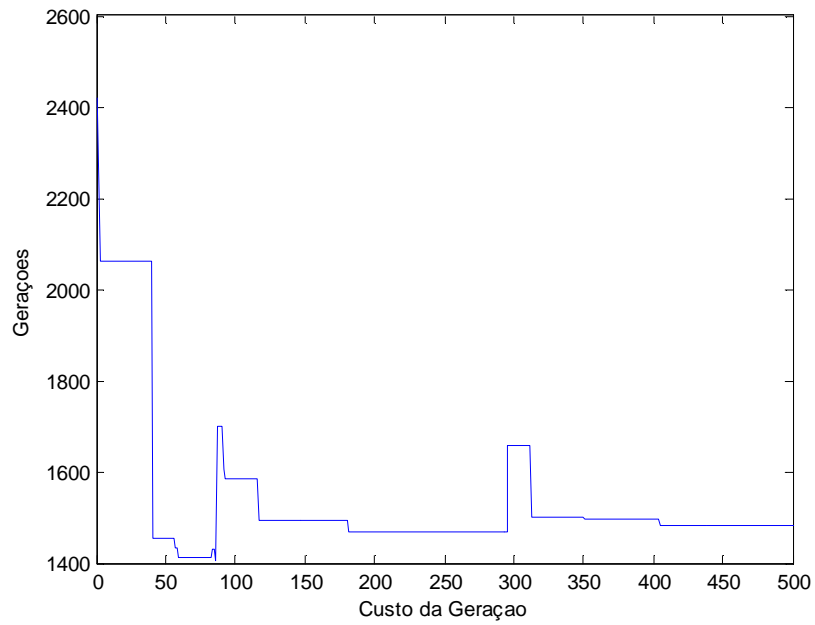


Figura 6.5 – Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado A obtido com o modelo 2.

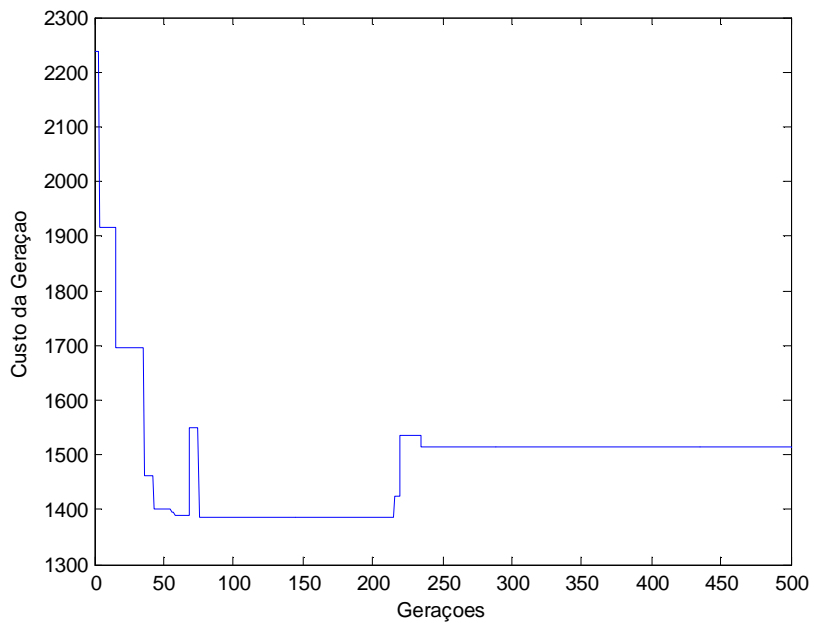


Figura 6.6 – Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado B obtido com o modelo 2.

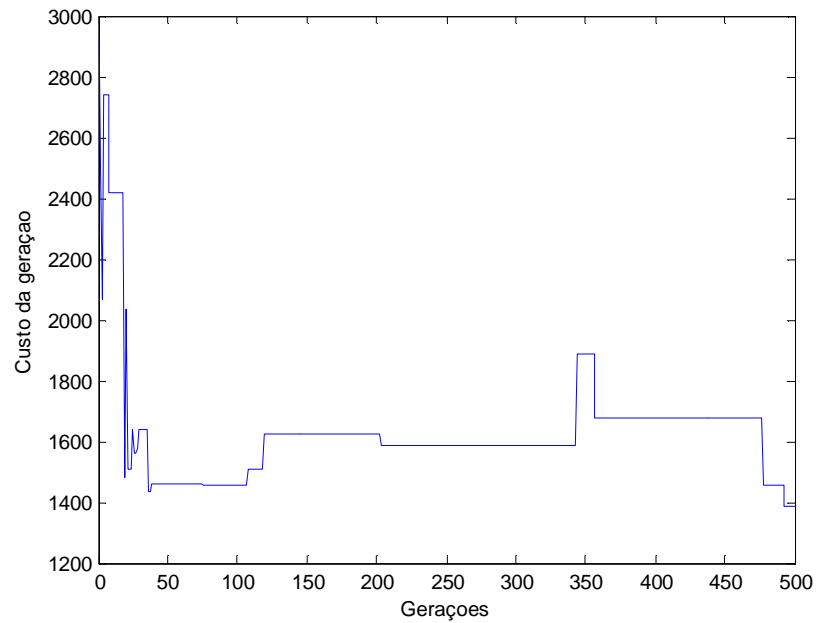


Figura 6.7 – Comportamento do custo da geração de potência ativa (US\$/h) do submercado C obtido com o modelo 2.

Analisando-se as Figuras 6.4-6.7, verifica-se que o custo da geração de potência ativa não possui um comportamento monótono decrescente. Este fato se justifica devido o uso da técnica de escalarização utilizada e ao operador de mutação. Nesta técnica de escalarização utilizam-se coeficientes ponderados que representam a importância de cada uma das funções objetivo do problema e, na maioria das vezes, uma solução não dominada com menor custo pode não ser a mais viável para o decisor ou operador.

2.3. QUALIDADE DOS SERVIÇOS OFERECIDOS E EFICIÊNCIA OPERACIONAL

No novo cenário de competição do mercado de energia elétrica objetiva-se obter continuamente os menores custos operacionais com os melhores índices de qualidade de operação da rede. Para isso, são necessárias ferramentas computacionais capazes de fornecer suporte para os engenheiros e técnicos detectarem eventuais problemas físicos e operacionais. Neste trabalho, a metodologia abordada e a técnica de solução proposta são testadas em relação a estes requisitos como segue.

2.3.1 Ajustes dos Dispositivos de Controles de Reativos

Na Figura 6.8 ilustra-se as infactibilidades da geração de potência reativa. Analisando-se esta figura percebe-se que a capacidade de geração de potência reativa sofrerá pequenas alterações devido a não-linearidade do subproblema reativo e a dificuldade de atender a restrição de acoplamento, em relação ao subproblema reativo, com precisão. Na Tabela 6.9 apresentam-se os valores das infactibilidades da geração de potência reativa, obtidas com as simulações dos três modelos de operação e com o fluxo de potência convencional.

Tabela 6.9: Infactibilidades na geração de potência reativa (MVAr).

Submercados	FP	Modelos de Operação				
		Modelo 1	Modelo 2			Modelo 3
			Subm. A	Subm. B	Subm. C	
A	41,024	0,00	0,000	41,101	41,167	0,000
B	38,072	0,000	39,466	0,000	38,300	0,000
C	37,694	0,000	37,694	37,833	0,000	0,000
S	116,790	0,000	77,160	78,934	79,467	0,000

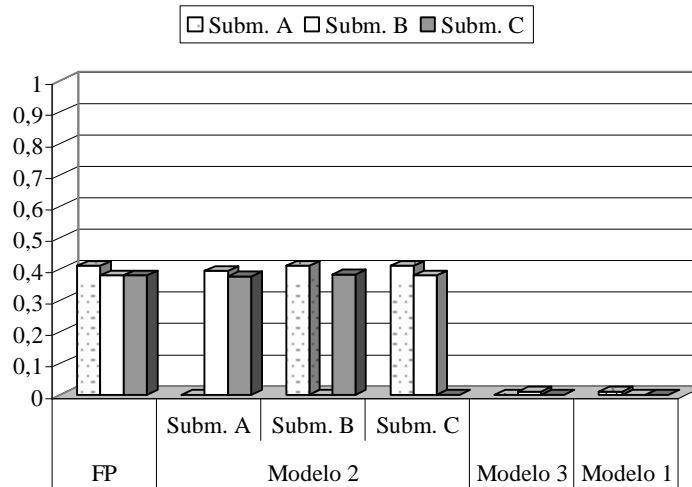


Figura 6.8 – Infactibilidades na geração de potência reativa (pu) – RTS-96.

Analisando-se os resultados obtidos através das simulações utilizando-se os modelos de operação centralizada (1) e descentralizada sucessiva (3) (Tabela 6.9 e Figura 6.8), conclui-se que o modelo de decomposição proposto além de ser capaz de minimizar os custos de geração de potência ativa com eficiência, também é uma ferramenta eficiente para simular os ajustes dos controles de fontes reativas, atendendo os limites operacionais das fontes e dos dispositivos de controle de potência reativa.

Na Tabela 6.10 apresentam-se os valores obtidos para os taps dos transformadores, através das simulações utilizando os modelos de operação centralizada (1) e descentralizada sucessiva (3). Na Tabela 6.11 mostram-se os valores do taps de transformadores obtidos com a simulação do modelo 2 (descentralizado).

Tabela 6.10: Taps dos transformadores (pu) – Modelos 1 e 3.

Subm.	Linhas	Modelos de Operação	
		Centralizado	Descentralizado Sucessivo
A	107-103	0,95	0,99
	115-109	0,96	0,94
	116-109	0,94	0,94
	117-110	0,94	0,94
	118-110	1,03	1,04
B	207-203	0,97	0,94
	215-209	0,96	0,94
	216-209	0,97	0,96
	217-210	0,94	1,02
	218-210	1,01	1,04
C	307-303	0,98	0,95
	315-309	1,03	0,95
	316-309	0,94	0,97
	317-310	1,02	0,97
	318-310	0,95	1,01

Tabela 6.11: Taps dos transformadores (pu) – Modelo 2.

Linhas	Operação Descentralizada (Modelo 2)		
	Subm. A	Subm. B	Subm. C
107-103, 207-203, 307-303	1,00	0,96	0,97
115-109, 215-209, 315-309	0,97	0,95	0,94
116-109, 216-209, 316-309	1,03	0,95	0,94
117-110, 217-210, 317-310	1,01	0,99	0,94
118-110, 218-210, 318-310	1,02	0,95	0,99

Os ajustes obtidos para os capacitores e reatores *shunts* são apresentados nas Tabelas 6.12 e 6.13. Os resultados obtidos com as simulações utilizando-se os modelos 1 e 3 estão representados na Tabela 6.12, e os resultados obtidos com as simulações utilizando-se o modelo 2 encontram-se na Tabela 6.13.

Tabela 6.12: Capacitores/reatores *shunts* (*pu*) – Modelos 1 e 3.

Subm.	Barras	Modelos de Operação	
		Centralizado	Descentralizado Sucessivo
A	106	-0,375	0,000
B	206	-0,500	-0,750
C	306	-0,500	-0,375

Tabela 6.13: Capacitores/reatores *shunts* (*pu*) – Modelo 2.

Subm.	Barras	Modelo de Operação
		Descentralizado
A	106	-0,125
B	206	-1,000
C	306	-1,000

Nas Tabelas 6.10-6.13 verifica-se a capacidade e eficiência tanto do modelo matemático como da técnica de solução implementada em tratar com as variáveis discretas envolvidas no problema de fluxo de potência ótimo multimercado.

2.3.2 Magnitudes de Tensões

Os perfis das magnitudes de tensões obtidas com os modelos de operação centralizada (1) e descentralizada sucessiva (3) são mostrados nas Figuras 6.9 e 6.10, respectivamente. Na Figura 6.11 apresentam-se as magnitudes de tensões obtidas para os submercados A, B e C após a aplicação do modelo de operação descentralizada (2) para solução do problema de fluxo de potência ótimo multimercado. Os resultados das simulações com a metodologia proposta são comparados com os resultados do caso base (FP), obtidos através do método de Newton [Monticelli, 1983]. Deve-se ressaltar que originalmente este sistema não apresenta problemas de violações das magnitudes das tensões, considerando-se os limites especificados nas simulações. Após a aplicação da técnica de solução, a restrição de tensão continua sendo devidamente atendida em todas as barras do sistema.

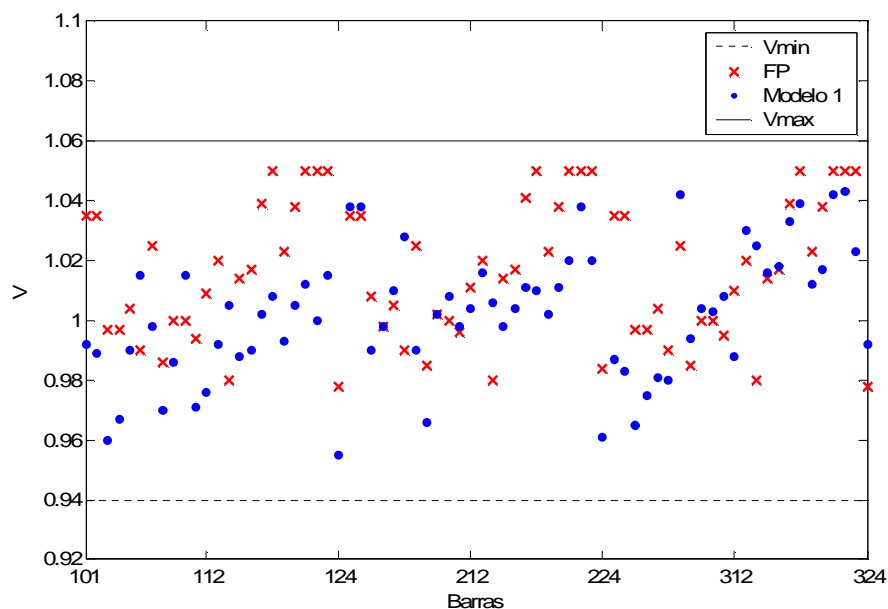


Figura 6.9 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação centralizada.

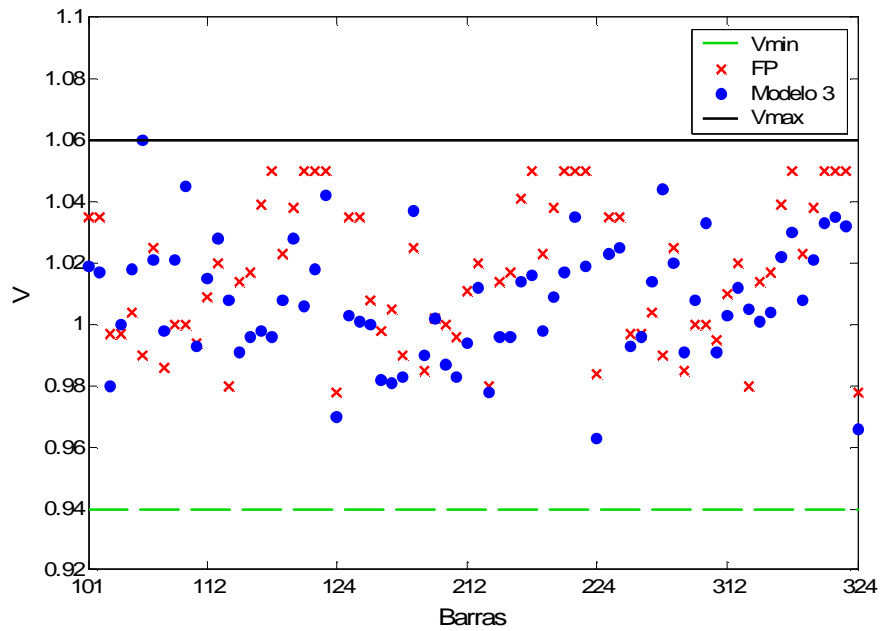


Figura 6.10 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada sucessiva.

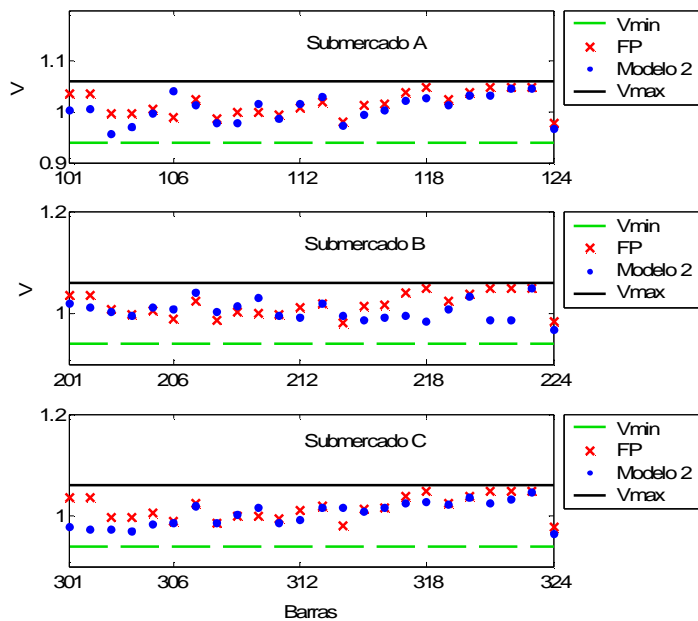


Figura 6.11 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada.

2.3.3 Geração da Potência Ativa na Barra de Referência

Os limites operacionais para capacidade de geração de potência ativa para a barra de referência do sistema e de cada um de seus submercados foram devidamente satisfeitos em todas as simulações realizadas com os três modelos de operação.

Com a retirada da linha de transmissão que tinha um transformador defasador, o problema de FPO multimercado apresentou problemas de convergência, nas simulações com o modelo de operação centralizada (Modelo 1). Para contornar esta dificuldade, a capacidade de geração de potência ativa dos geradores para gerar a população inicial teve que ser reduzida. O limite máximo de potência ativa gerada não foi alterado, mas o limite inferior utilizado, apenas para a geração da população inicial foi alterado como segue:

$$Pg_i^{\min} = 0,85 \cdot Pg_i$$

Após a geração da população inicial o limite inferior da geração de potência ativa voltou a ser 1 MW, como apresentado na Tabela 6.8, mas para obter soluções de boa qualidade, o número de gerações e o tamanho da população tiveram que ser aumentados, como apresentado na Seção 2.

2.3.4 Limites Térmicos das Linhas de Transmissão

Os limites térmicos de linhas de transmissão foram satisfeitos em todos os testes realizados considerando-se todos os modelos de operação possíveis através da metodologia proposta.

3. SISTEMA IEEE-354

Este sistema é composto por 354 barras, 162 geradores, 558 linhas de transmissão e 6 linhas de interligações entre os submercados adjacentes. Os parâmetros utilizados nos testes com este sistema são:

- Número máximo de submercados para análise : 3
(*Narea*)
- Número máximo de gerações (*Nmax*) : 1600
- Tamanho da população (*Npop*) : 800
- Mínima magnitude de tensão (V^{\min}) : 0,94 pu
- Máxima magnitude de tensão (V^{\max}) : 1,06 pu
- Limite inferior da taxa de recombinação (Pr^{\min}) : 0,001
- Limite superior da taxa de recombinação (Pr^{\max}) : 0,9
- Limite inferior da taxa de mutação (Pm^{\min}) : 0,01
- Limite superior da taxa de mutação (Pm^{\max}) : 0,9
- Convergência do método de Newton (*e*) : 10^{-6}
- Convergência do modelo 3 : *Narea*
- Barras *slack* : 169, 269, 369
- Tamanho do passo para a geração dos taps (Δt) : 0,01
- Tamanho do passo para a geração dos *shunts* (ΔSc) : 0,125

Os coeficientes ponderados utilizados na técnica de escalarização para a escolha de uma solução particular da fronteira Pareto-ótima são apresentados na Tabela 6.14.

Tabela 6.14: Coeficientes ponderados utilizados para a determinação de $f_{best}(x)$.

Funções Objetivos (f_i)	Coeficientes (v_i)
Custo da Geração (f_1)	1
Infactibilidade da geração de potência ativa (f_2)	50
Infactibilidade da geração de potência reativa (f_3)	adaptativo (f_{adapt})
Infactibilidade da magnitude de tensão (f_4)	1000
Infactibilidade dos fluxos das linhas de transmissão (f_5)	adaptativo (f_{adapt})
Restrições de acoplamento	
Subproblema ativo:	$I_1 = \text{adaptativo} (f_{adapt})$
Subproblema reativo:	$I_2 = \text{adaptativo} (f_{adapt})$
$f_{adapt} = \left[y^{\max} - ig \cdot (y^{\max} - y^{\min}) \right] / nmax$	
sendo: $y^{\max} = 10000$, $y^{\min} = 9900$	

3.1. MINIMIZAÇÃO DO CUSTO DA GERAÇÃO DE POTÊNCIA ATIVA

Para cada submercado, os custos da geração de potência ativa obtidos com as simulações considerando-se os três modelos de operação e para o fluxo de potência convencional são apresentados na Figura 6.12.

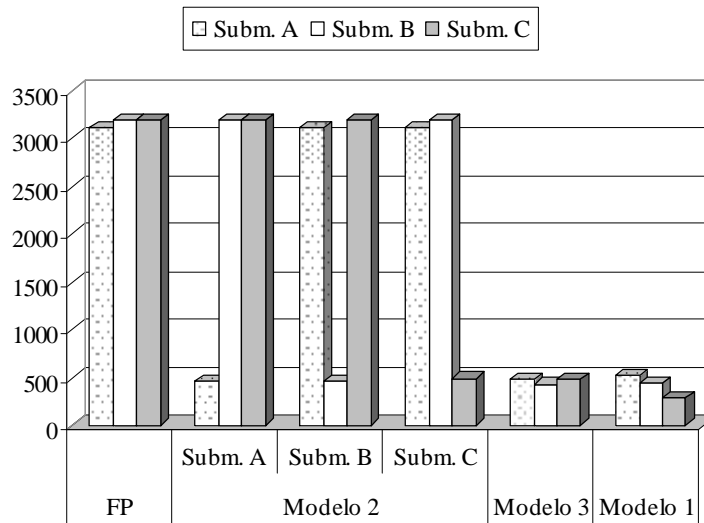


Figura 6.12 - Custos da geração de potência ativa (US\$/h) – IEEE354.

Os resultados numéricos obtidos com as simulações dos modelos de operação centralizada e descentralizada sucessiva são mostrados na Tabela 6.15. Nestas tabelas são apresentados também os custos da geração de potência ativa obtidos através do fluxo de potência convencional (FP).

Tabela 6.15: Custos da geração de potência ativa do FP e para os modelos de operação centralizado e descentralizado sucessivo - (US\$/h).

Submercados	FP	Modelos de operação	
		Centralizado (Modelo 1)	Descentralizado sucessivo (Modelo 3)
A	3111,20	517,17	477,04
B	3202,43	449,58	431,95
C	3192,34	283,17	481,07
S	9505,97	1249,92	1390,06

Analisando-se os resultados numéricos apresentados na Tabela 6.16 e comparando-os com o fluxo de potência convencional (FP), tem-se que no modelo de operação centralizado (modelo 1) os custos da geração de potência ativa do sistema inteiro (Σ) são reduzidos em aproximadamente 86,85% e para o descentralizado sucessivo (modelo 3) os custos são reduzidos em aproximadamente 85,37%.

Tabela 6.16: Redução dos custos da geração de potência ativa (%) em relação ao fluxo de potência convencional (FP).

FP	Modelos de Operação	Redução dos Custos (%)
9505,97	Centralizado (Modelo 1) 1249,92	86,85
	Descentralizado Sucessivo (Modelo 3) 1390,06	85,37

Comparando-se os modelos de operação 1 e 3 (Tabela 6.17) tem-se que, devido as variáveis do modelo de operação 3 estarem restritas a cada um dos submercados, os custos operacionais para este modelo são aproximadamente 35,34% maiores do que os custos operacionais obtidos para o modelo 1. Esta diferença também está relacionada com a característica intrínseca do Algoritmo Evolutivo que utiliza semente aleatória toda vez que é processado, e também ao fato de que trata-se de dois problemas fisicamente diferentes.

Tabela 6.17: Comparação entre os custos da geração de potência ativa dos modelos 1 e 3 (%).

Centralizado (modelo1)	Descentralizado Sucessivo (modelo3)	Acréscimo dos Custos (%)
1249,25	1390,06	11,27

Os custos da geração de potência ativa obtidos através do modelo de operação descentralizado sucessivo são apresentados na Figura 6.13. Esta figura mostra o custo da geração obtido para cada submercado, até que o modelo atinja o critério de convergência especificado (número máximo de submercados para análise).

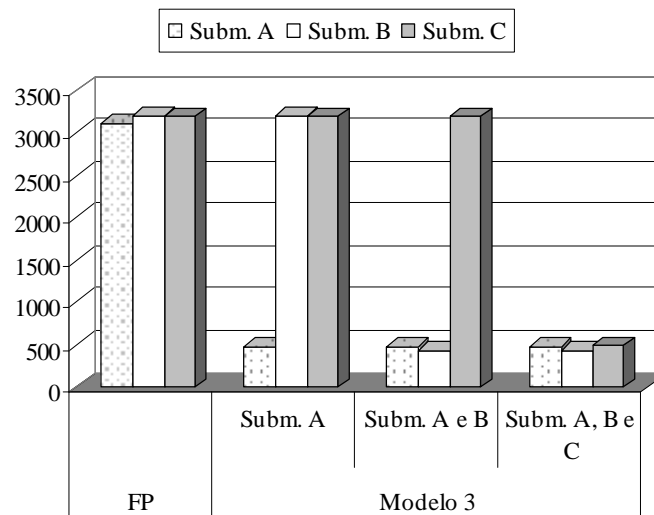


Figura 6.13 – Custo da geração de potência ativa obtido com o modelo de operação descentralizado sucessivo - (US\$/h).

Na Tabela 6.18 são apresentados os custos da geração de potência ativa, para cada submercado, obtidos através de simulações com o modelo 2 (descentralizado). As regiões sombreadas apresentadas na Tabela 6.18 referem-se aos submercados em que o FPO multimercado foi resolvido através da técnica proposta neste trabalho.

Tabela 6.18: Custos da geração de potência ativa – (US\$/h).

Submercados	FP	Operação descentralizada (Modelo 2)		
		Subm. A	Subm. B	Subm. C
A	3111,20	457,34	3111,20	3111,20
B	3202,43	3202,43	463,18	3202,43
C	3192,34	3192,34	3192,34	492,80
S	9505,97	6852,11	6766,72	6806,43

A redução dos custos da geração de cada submercado (Modelo 2) em relação aos custos obtidos através do fluxo de potência convencional é ilustrada na Tabela 6.19.

Tabela 6.19: Redução dos custos da geração em cada submercado (%).

Submercados	FP	Descentralizado (Modelo 2)	Redução dos Custos (%)
A	3111,20	457,34	85,30
B	3202,43	463,18	85,53
C	3192,34	492,80	84,56

Analisando os custos da geração de potência ativa, obtidos para cada submercado (Tabela 6.19), tem-se que ao utilizar o modelo 2, para o submercado A os custos da geração de potência ativa desse submercado são reduzidos em aproximadamente 85,30% em relação ao caso base (fluxo de potência convencional).

Nas simulações com os submercados B e C os custos são reduzidos em aproximadamente 85,53% e 84,56%, respectivamente. Deve-se ressaltar que esta comparação está sendo realizada em relação ao FP porque os intercâmbios especificados utilizados nas simulações com os modelos 2 e 3 são obtidos a partir do estado operacional fornecido pela solução do fluxo de potência convencional.

No despacho ótimo de potência ativa utilizou-se uma função quadrática, dada por:

$$f_1 = C_2 (Pg_i)^2 + C_1 Pg_i + C_0$$

Nas simulações com este sistema teste considerou-se o coeficiente de custo C_2 igual a zero e os demais coeficiente, para cada submercados, são apresentados nas Tabelas 6.20 (a), 6.20 (b) e 6.20 (c). Nestas Tabelas também se apresentam os custos (US\$) e a capacidade física de cada gerador (MW), assim como, as gerações de potência ativa (MW) obtidas através das simulações com os três modelos de operação. Os resultados apresentados para o modelo 2, referem-se às simulações de cada um dos submercados. Para o modelo 3, os valores de potência ativa gerada em cada gerador referem-se ao estado final após a convergência do modelo (número máximo de submercados para serem analisados).

Tabela 6.20 (a): Detalhes das simulações do submercado A (IEEE-354).

SUBMERCADO A						
Geradores	Custos ($C_i = C_o$)	Pg_i^{\min}	Pg_i^{\max}	Potência Ativa Gerada (MW)		
				Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
11	0,2174	1,00	200,00	197,752	198,142	198,783
14	2,2174	1,00	200,00	1,839	2,455	2,697
16	0,3086	1,00	300,00	295,012	298,528	299,349
18	1,3086	1,00	600,00	257,459	580,296	583,770
110	1,0526	1,00	250,00	246,325	75,551	120,958
112	0,4348	1,00	190,00	189,927	189,484	189,599
115	0,2494	1,00	480,00	475,548	474,882	326,299
118	0,1900	1,00	480,00	478,048	376,588	478,937
119	0,6061	1,00	200,00	199,796	197,437	199,222
124	0,2053	1,00	500,00	492,868	499,438	492,333
125	0,2174	1,00	200,00	199,180	199,228	199,477
126	3,2174	1,00	200,00	2,062	1,295	1,559
127	0,2986	1,00	300,00	297,284	298,471	299,285
131	1,3086	1,00	600,00	516,175	549,885	539,900
132	1,0526	1,00	250,00	249,737	244,571	29,405
136	0,3748	1,00	190,00	187,411	184,906	188,838
140	0,2494	1,00	480,00	479,264	258,206	478,045
142	0,1900	1,00	480,00	475,825	477,466	479,078
146	0,3541	1,00	200,00	197,236	198,782	197,447
149	0,2053	1,00	500,00	496,649	481,758	484,993
154	0,2174	1,00	200,00	198,616	198,408	199,722
155	3,2174	1,00	200,00	2,282	3,337	3,913
156	0,3086	1,00	300,00	298,660	299,028	299,897
159	1,3086	1,00	600,00	199,931	325,921	614,410
161	1,0526	1,00	250,00	239,157	246,568	140,255
162	0,4348	1,00	190,00	185,745	188,930	1,030
165	0,4494	1,00	480,00	479,232	479,385	479,340
166	0,1900	1,00	480,00	477,299	476,995	479,922
169	0,3061	1,00	200,00	196,778	199,637	198,519
170	0,2053	1,00	500,00	499,413	485,624	479,141
172	0,2174	1,00	200,00	198,616	198,408	199,722
173	3,2174	1,00	200,00	2,282	3,337	3,913
174	0,3086	1,00	300,00	298,660	299,028	299,897
176	1,3086	1,00	600,00	199,931	325,921	614,410
177	1,0526	1,00	250,00	239,157	246,568	140,255
180	0,4348	1,00	190,00	185,745	188,930	1,030
185	0,4494	1,00	480,00	479,232	479,385	479,340
187	0,1900	1,00	480,00	477,299	476,995	479,922
189	0,3061	1,00	200,00	196,778	199,637	198,519
190	0,2053	1,00	500,00	499,413	485,624	479,141
191	0,2174	1,00	200,00	198,616	198,408	199,722
192	3,2174	1,00	200,00	2,282	3,337	3,913
199	0,3086	1,00	300,00	298,660	299,028	299,897
1100	1,3086	1,00	600,00	199,931	325,921	614,410
1103	1,0526	1,00	250,00	239,157	246,568	140,255
1104	0,4348	1,00	190,00	185,745	188,930	1,030
1105	0,4494	1,00	480,00	479,232	479,385	479,340
1107	0,1900	1,00	480,00	477,299	476,995	479,922
1110	0,3061	1,00	200,00	196,778	199,637	198,519
1111	0,2053	1,00	500,00	499,413	485,624	479,141
1107	0,1900	1,00	480,00	477,299	476,995	479,922
1110	0,3061	1,00	200,00	196,778	199,637	198,519
1111	0,2053	1,00	500,00	499,413	485,624	479,141

Tabela 6.20 (b): Detalhes das simulações com o sistema IEEE-354.

SUBMERCADO B						
Geradores	Custos ($C_1 = C_0$)	$P_{G_i}^{\min}$	$P_{G_i}^{\max}$	Potência Ativa Gerada (MW)		
				Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
21	0,0100	2,00	100,00	94,056	90,378	95,779
2	0,0100	2,00	100,00	99,759	96,697	92,991
26	0,0100	2,00	100,00	99,998	98,550	97,546
28	0,0100	2,00	100,00	98,921	90,980	98,791
210	0,1174	2,00	550,00	535,553	512,916	547,092
212	1,0526	2,00	185,00	3,552	9,142	2,965
215	0,0100	2,00	100,00	95,416	35,352	96,489
218	0,0100	2,00	100,00	99,134	86,681	97,273
219	0,0100	2,00	100,00	97,100	97,760	98,775
224	0,0100	2,00	100,00	99,378	97,559	96,888
225	0,4348	2,00	320,00	6,108	2,089	2,496
226	0,3086	2,00	414,00	2,272	5,976	27,184
227	0,0100	2,00	100,00	97,709	97,202	96,317
231	5,8823	2,00	107,00	2,033	2,462	2,250
232	0,0100	2,00	100,00	99,693	97,508	95,835
236	0,0100	2,00	100,00	9,538	15,606	9,850
240	0,0100	2,00	100,00	3,856	13,959	24,060
242	0,0100	2,00	100,00	12,699	18,830	23,414
246	3,4483	2,00	119,00	2,676	2,287	2,354
249	0,4673	2,00	304,00	3,882	7,585	6,119
254	1,7241	2,00	148,00	2,198	3,405	2,784
255	0,0100	2,00	100,00	10,507	7,210	6,395
256	0,0100	2,00	100,00	17,361	12,440	16,947
259	0,6061	2,00	255,00	2,696	7,468	3,345
261	0,5882	2,00	260,00	4,053	5,044	3,328
262	0,0100	2,00	100,00	7,319	14,564	18,097
265	0,2494	2,00	491,00	21,586	140,432	52,956
266	0,2488	2,00	492,00	144,293	128,644	123,990
269	0,2900	2,00	805,00	11,628	115,173	39,470
270	0,0100	2,00	100,00	98,151	95,699	96,167
272	0,0100	2,00	100,00	98,877	96,691	92,369
273	0,0100	2,00	100,00	99,108	98,212	71,725
274	0,0100	2,00	100,00	98,151	98,059	97,282
276	0,0100	2,00	100,00	96,825	99,032	98,354
277	0,0100	2,00	100,00	99,490	97,138	98,011
280	0,2053	2,00	577,00	550,558	217,200	322,140
285	0,0100	2,00	100,00	95,038	94,688	93,415
287	7,1429	2,00	104,00	2,729	2,129	2,039
289	0,1621	2,00	707,00	596,956	540,202	622,653
290	0,0100	2,00	100,00	98,740	97,540	98,531
291	0,0100	2,00	100,00	92,649	95,101	90,240
292	0,0100	2,00	100,00	99,074	98,950	62,954
299	0,0100	2,00	100,00	97,357	95,423	99,289
2100	0,5817	2,00	352,00	3,344	4,556	11,258
2103	0,0200	2,00	100,00	97,150	93,218	97,094
2104	0,0100	2,00	100,00	99,885	96,817	98,908
2105	0,0100	2,00	100,00	98,910	99,337	98,133
2107	0,0100	2,00	100,00	96,381	95,475	96,987
2110	0,0100	2,00	100,00	98,977	97,541	97,248
2111	2,1739	2,00	136,00	4,420	4,171	2,000
2112	0,0100	2,00	100,00	96,859	92,021	87,059
2113	0,0100	2,00	100,00	99,527	96,810	98,550
2116	0,0100	2,00	100,00	98,892	80,799	97,285

Tabela 6.20 (c): Detalhes das simulações com o sistema IEEE-354.

SUBMERCADO C						
Geradores	Custos ($C_1 = C_0$)	$P_{G_i}^{\min}$	$P_{G_i}^{\max}$	Potência Ativa Gerada (MW)		
				Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
31	0,0100	2,00	100,00	96,431	96,001	94,583
34	0,0100	2,00	100,00	98,514	99,516	94,911
36	0,0100	2,00	100,00	94,440	99,631	95,005
38	0,0100	2,00	100,00	96,864	99,733	99,960
310	0,2174	2,00	550,00	21,517	259,304	387,023
312	1,0526	2,00	185,00	6,443	5,345	2,211
315	0,0100	2,00	100,00	99,118	90,371	92,671
318	0,0100	2,00	100,00	96,788	90,857	94,689
319	0,0100	2,00	100,00	99,998	98,111	99,776
324	0,0100	2,00	100,00	96,334	98,075	98,351
325	0,4348	2,00	320,00	7,080	2,210	9,761
326	0,3086	2,00	414,00	16,194	6,785	5,323
327	0,0100	2,00	100,00	99,390	99,991	99,939
331	5,8823	2,00	107,00	2,213	2,173	2,288
332	0,0100	2,00	100,00	98,251	97,428	99,990
336	0,0100	2,00	100,00	7,695	98,990	10,210
340	0,0100	2,00	100,00	16,860	95,248	14,822
342	0,0100	2,00	100,00	15,719	98,268	6,571
346	3,4483	2,00	119,00	2,034	3,580	2,348
349	0,4673	2,00	304,00	4,083	6,052	8,240
354	1,7241	2,00	148,00	2,390	4,737	2,240
355	0,0100	2,00	100,00	14,300	97,880	3,208
356	0,0100	2,00	100,00	4,783	99,420	25,517
359	0,6061	2,00	255,00	3,963	5,292	8,898
361	0,5882	2,00	260,00	4,233	4,022	3,552
362	0,0100	2,00	100,00	8,270	97,722	12,131
365	0,2494	2,00	491,00	15,650	56,816	175,258
366	0,2488	2,00	492,00	23,480	20,754	222,957
369	0,2900	2,00	805,00	15,441	16,541	20,142
370	0,0100	2,00	100,00	96,751	99,087	97,612
372	0,0100	2,00	100,00	99,642	94,874	99,973
373	0,0100	2,00	100,00	98,957	94,807	96,408
374	0,0100	2,00	100,00	99,427	96,220	88,345
376	0,0100	2,00	100,00	97,334	99,830	97,520
377	0,0100	2,00	100,00	93,654	98,930	98,864
380	0,2053	2,00	577,00	360,840	512,580	510,714
385	0,0100	2,00	100,00	97,477	99,834	92,985
387	7,1429	2,00	104,00	2,158	2,402	2,024
389	0,1621	2,00	707,00	350,128	279,290	311,020
390	0,0100	2,00	100,00	98,231	98,519	94,406
391	0,0100	2,00	100,00	99,356	98,520	97,580
392	0,0100	2,00	100,00	99,491	89,620	97,680
399	0,0100	2,00	100,00	99,540	96,358	98,129
3100	0,3817	2,00	352,00	5,143	2,315	15,909
3103	0,0200	2,00	100,00	97,701	99,511	86,517
3104	0,0100	2,00	100,00	99,360	82,679	90,194
3105	0,0100	2,00	100,00	98,417	45,491	97,373
3107	0,0100	2,00	100,00	98,187	97,894	95,894
3110	0,0100	2,00	100,00	97,319	93,815	91,852
3111	2,1739	2,00	136,00	2,504	2,000	2,000
3112	0,0100	2,00	100,00	99,896	96,059	97,080
3113	0,0100	2,00	100,00	97,901	96,724	97,961
3116	0,0100	2,00	100,00	94,298	61,672	98,707

3.2. ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO AEMO

O desempenho do AEMO desenvolvido e implementado para solução do modelo com o sistema IEEE354 é ilustrado nas Figuras 6.14-6.17.

Na Figura 6.14 mostra-se o comportamento dos custos da geração de potência ativa, para a melhor solução encontrada em cada geração do AEMO. Estes resultados foram obtidos através das simulações com o Modelo 1. O comportamento dos custos da geração de potência ativa dos submercados A, B e C, para a melhor solução encontrada em cada geração com as simulações do Modelo 2, são ilustrados nas Figuras 6.15-6.17.

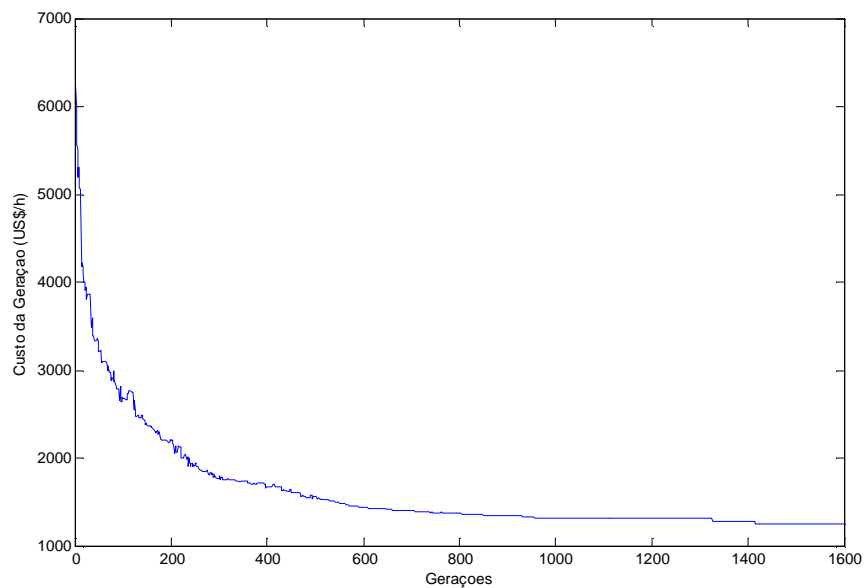


Figura 6.14 – Comportamento do custo da geração de potência ativa do modelo centralizado.

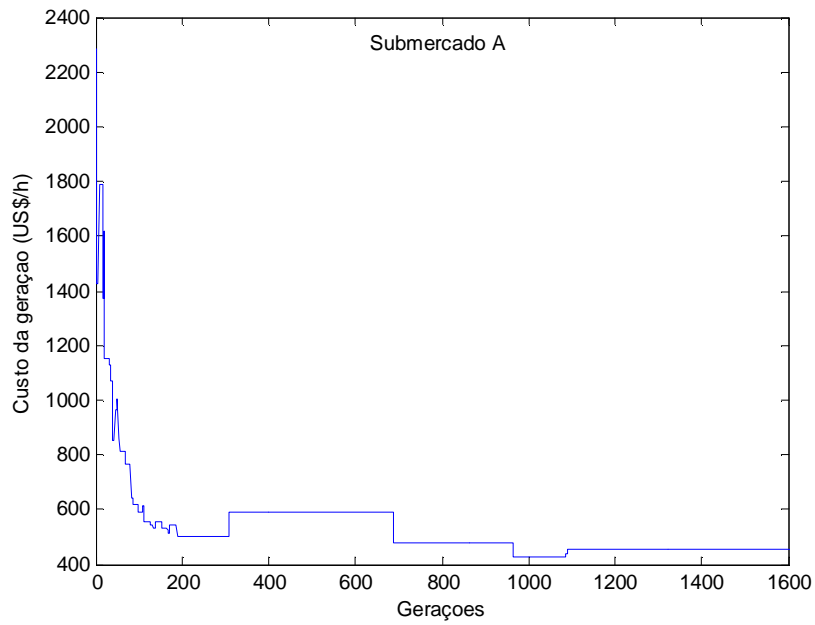


Figura 6.15 – Comportamento do custo da geração de potência ativa do modelo descentralizado – Submercado A.

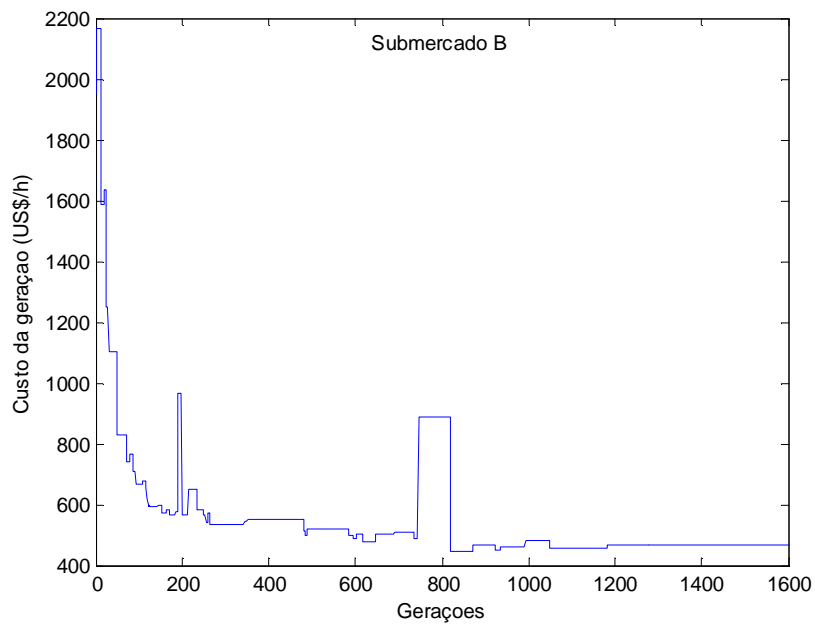


Figura 6.16 – Comportamento do custo da geração de potência ativa do modelo descentralizado – Submercado B.

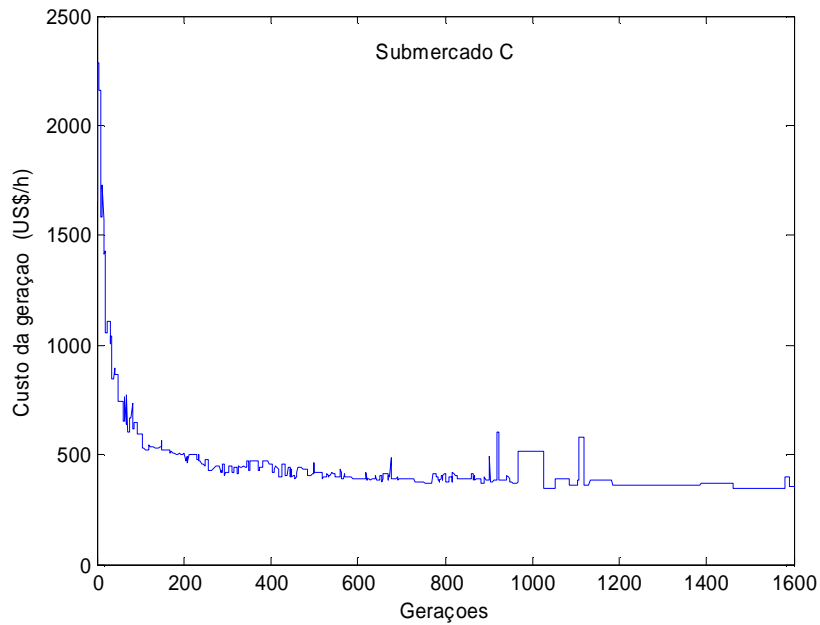


Figura 6.17 – Comportamento do custo da geração de potência ativa do modelo descentralizado – Submercado C.

Devido o uso da técnica de escalarização os custos da geração de potência ativa para a melhor solução encontrada (Figuras 6.14-6.17) não possui um comportamento monótono decrescente.

3.3 AJUSTES DOS DISPOSITIVOS DE CONTROLES DE REATIVOS

As infactibilidades de geração de potência reativa para as simulações com o sistema IEEE 354, considerando-se os diferentes modelos de simulações, são mostradas na Tabela 6.21 e na Figura 6.18. Devido a não-linearidade do subproblema reativo é muito difícil atender com precisão as restrições de acoplamento, referente ao subproblema reativo. Este fato pode ser observado, comparando-se os resultados obtidos pela solução do FP convencional pelo

método de Newton (FP) com os resultados do FPO obtidos das simulações através do modelo 2, apresentados na Tabela 6.21.

Tabela 6.21: Infactibilidades na geração de potência reativa (*pu*) – IEEE-354.

Submercados	FP	Modelos de Operação				
		Modelo 1	Modelo 2			Modelo 3
			Subm. A	Subm. B	Subm. C	
A	4,187	0,155	0,131	5,427	4,892	2,170
B	3,099	0,863	2,717	0,459	3,489	0,859
C	2,758	0,703	2,762	2,811	0,461	0,041
S	10,044	1,721	5,610	8,697	8,842	3,070

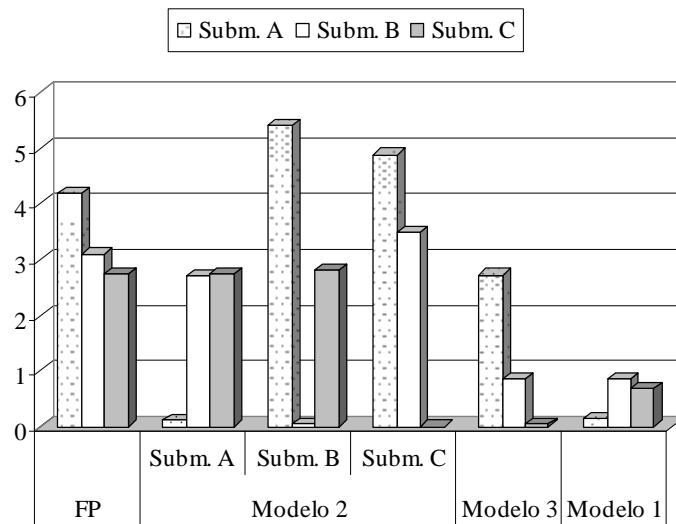


Figura 6.18 – Infactibilidades na geração de potência reativa (*pu*) – IEEE-354.

Os valores do taps de transformadores e dos capacitores/reatores *shunts* obtidos com as simulações utilizando-se o modelo 2 (descentralizado) são mostrados na Tabela 6.22 e 6.23, respectivamente.

Tabela 6.22: Taps dos transformadores (pu) – Modelo 2.

Linhas	Operação Descentralizada (Modelo 2)		
	Subm. A	Subm. B	Subm. C
138-137, 238-237, 338-337	1,02	1,00	0,94
163-159, 263-259, 363-359	1,08	0,96	1,02
164-161, 264-261, 364-361	0,93	0,99	1,09
165-166, 265-266, 365-366	1,05	0,98	0,98
168-169, 268-269, 368-369	1,03	0,99	0,99
181-180, 281-280, 381-380	1,03	1,04	1,10
18-15, 28-25, 38-35	1,06	1,08	0,97
126-125, 226-225, 326-325	0,99	1,01	1,00
130-117, 230-217, 330-317	1,03	1,07	1,08

Tabela 6.23: Capacitores/reatores *shunts* (pu) – Modelo 2.

Barras	Operação Descentralizada (Modelo 2)		
	Subm. A	Subm. B	Subm. C
15, 25, 35	0,000	-0,400	-0,125
134, 234, 334	0,125	0,140	0,125
137, 237, 337	-0,125	0,000	-0,250
144, 244, 344	0,100	0,000	0,100
145, 245, 345	0,000	0,100	0,100
146, 246, 346	0,100	0,000	0,100
148, 248, 348	0,150	0,150	0,000
174, 274, 374	0,120	0,000	0,000
179, 279, 379	0,000	0,200	0,000
182, 282, 382	0,200	0,200	0,000
183, 283, 383	0,000	0,100	0,000
1105, 2105, 3105	0,125	0,125	0,000
1107, 2107, 3107	0,000	0,060	0,000
1110, 2110, 3110	0,060	0,060	0,000

Nas Tabelas 6.24 e 6.25 apresentam-se os taps dos transformadores e os capacitores/reatores *shunts* obtidos através das simulações com os modelos de operação centralizada (1) e descentralizada sucessiva (3).

Tabela 6.24: Taps dos transformadores (*pu*) – Modelos 1 e 3.

Subm.	Linhas	Modelos de Operação	
		Centralizado	Descentralizado Sucessivo
A	138-137	1,01	1,02
	163-159	0,92	0,95
	164-161	1,00	0,95
	165-166	0,99	1,04
	168-169	0,97	1,03
	181-180	1,00	1,00
	18-15	1,00	1,02
	126-125	0,91	1,01
	130-117	0,92	1,04
B	238-237	1,02	1,01
	263-259	0,97	0,95
	264-261	1,00	0,93
	265-266	0,96	0,93
	268-269	1,08	1,00
	281-280	1,03	1,07
	28-25	1,00	1,01
	226-225	0,91	0,97
	230-217	0,90	1,02
C	338-337	1,10	1,07
	363-359	1,08	0,96
	364-361	0,91	0,98
	365-366	0,91	1,05
	368-369	0,94	0,98
	381-380	0,90	0,99
	38-35	1,05	0,98
	326-325	0,90	1,01
	330-317	1,08	0,93

Tabela 6.25: Capacitores/reatores *shunts* (*pu*) – Modelos 1 e 3.

Subm.	Barras	Modelos de Operação	
		Centralizado	Descentralizado Sucessivo
A	15	0,000	0,000
	134	0,140	0,000
	137	0,000	0,000
	144	0,000	0,100
	145	0,000	0,100
	146	0,100	0,100
	148	0,125	0,150
	174	0,000	0,000
	179	0,200	0,125
	182	0,125	0,000
	183	0,100	0,100
	1105	0,200	0,000
	1107	0,060	0,060
1110	0,000	0,000	
B	25	-0,250	-0,375
	234	0,000	0,125
	237	0,000	-0,250
	244	0,100	0,000
	245	0,000	0,000
	246	0,000	0,000
	248	0,125	0,125
	274	0,120	0,000
	279	0,200	0,000
	282	0,200	0,000
	283	0,100	0,000
	2105	0,125	0,000
	2107	0,060	0,000
2110	0,000	0,060	
C	35	-0,125	0,000
	334	0,140	0,140
	337	-0,250	-0,125
	344	0,000	0,100
	345	0,100	0,000
	346	0,100	0,000
	348	0,000	0,125
	374	0,000	0,000
	379	0,200	0,125
	382	0,200	0,200
	383	0,100	0,100
	3105	0,125	0,125
	3107	0,000	0,600
3110	0,000	0,000	

3.4 MAGNITUDES DE TENSÕES

O perfil das magnitudes das tensões obtido através de simulações utilizando-se os modelos de operação centralizada (1) e descentralizada sucessiva (3) são mostrados nas Figuras 6.19 e 6.20, respectivamente. Na Figura 6.21 apresentam-se os resultados das magnitudes de tensões para os submercados A, B e C obtidos através de simulações utilizando-se o modelo de operação descentralizada (2). Os resultados das simulações com a metodologia proposta são comparados com os resultados do caso base (FP), obtidos através do método de Newton. Nas Figuras 6.19 e 6.20 apresentam-se as magnitudes de tensões para cada submercados, porque desta forma é possível verificar com clareza o perfil de tensão do sistema inteiro.

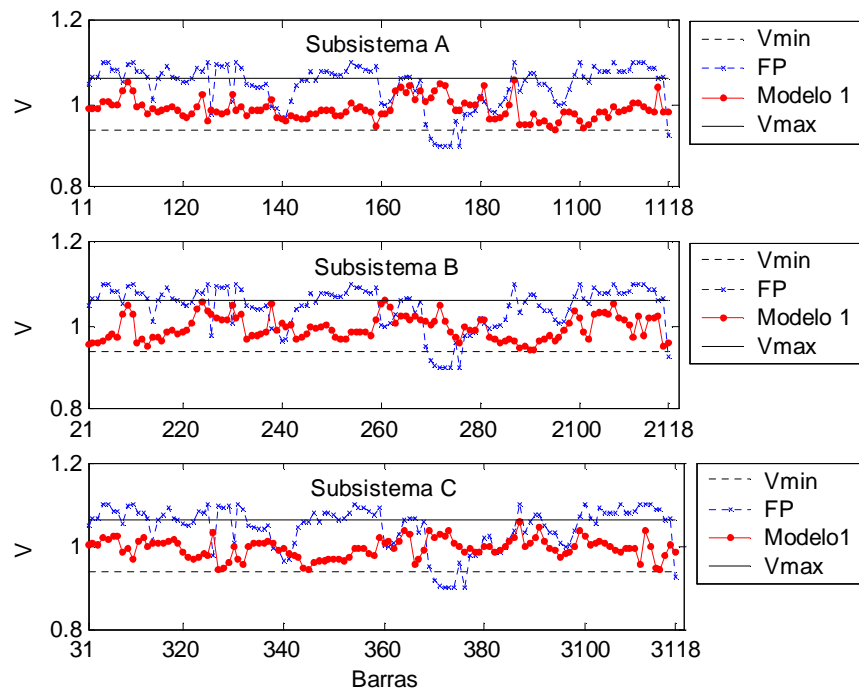


Figura 6.19 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação centralizada.

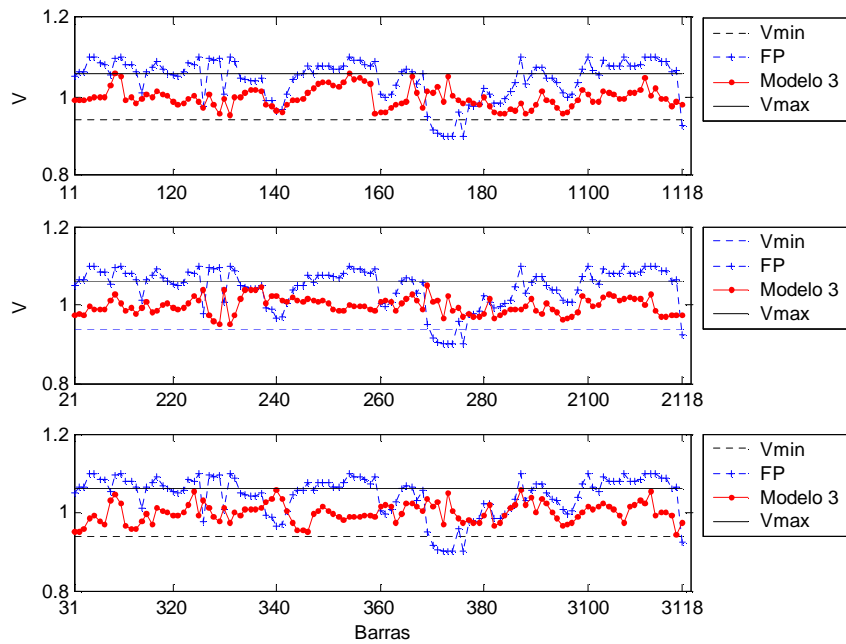


Figura 6.20 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para o modelo de operação descentralizado sucessivo.

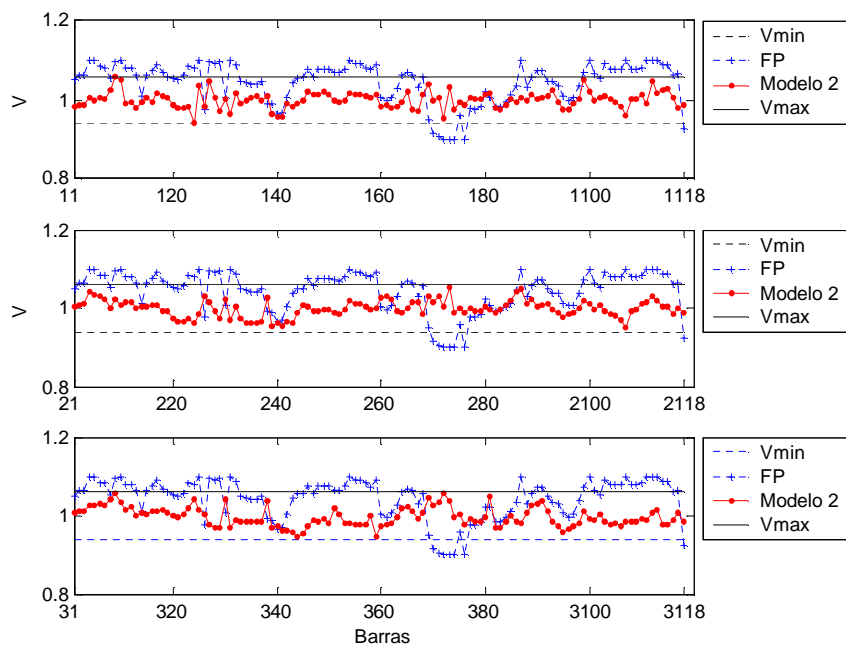


Figura 6.21 – Magnitudes das tensões (pu) obtidas para a operação descentralizada.

Conforme apresentado nas Figuras 6.19-6.21, as magnitudes das tensões do sistema completo (nos modelos 1 e 3) e de cada um dos submercados analisados (modelo 2) permaneceram dentro dos limites preestabelecidos nas simulações com todos os modelos de operação.

3.5 GERAÇÃO DA POTÊNCIA ATIVA NA BARRA DE REFERÊNCIA E LIMITES TÉRMICOS DAS LINHAS DE TRANSMISSÃO

Os limites da geração de potência ativa (nas barras de referência) e os limites térmicos das linhas de transmissão foram devidamente satisfeitos nas simulações através de todos os modelos de operação.

4. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Para todos os modelos de planejamento simulados utilizando-se os dois sistemas-testes, o AEMO implementado convergiu para soluções otimizadas de boa qualidade tanto com relação aos custos de geração (parte ativa do problema de FPO), como com relação aos ajustes dos controles de potência reativa disponíveis, melhorando o perfil de tensão. Em todos os modelos de operação as magnitudes de tensões permaneceram dentro dos limites especificados.

4.1. INTERCÂMBIO DE POTÊNCIA ESPECIFICADO (SIP)

No modelo descentralizado os controles dos intercâmbios líquidos de potências entre os submercados, isto é, as injeções de potências ativa e reativa nas linhas de ligação são ajustadas para manter estes intercâmbios líquidos dos submercados nos seus valores especificados. Para ilustrar esta condição de operação, considere o sistema de potência RTS-96 ilustrado na Figura 6.22. Nesta

figura as barras e linhas mostradas são as barras de fronteira e as linhas que fazem o acoplamento entre os submercados adjacentes (linhas de ligação). O submercado A é o submercado de referência, isto é, o submercado que contém a barra de referência. Os sentidos dos intercâmbios estão representados pelas setas.

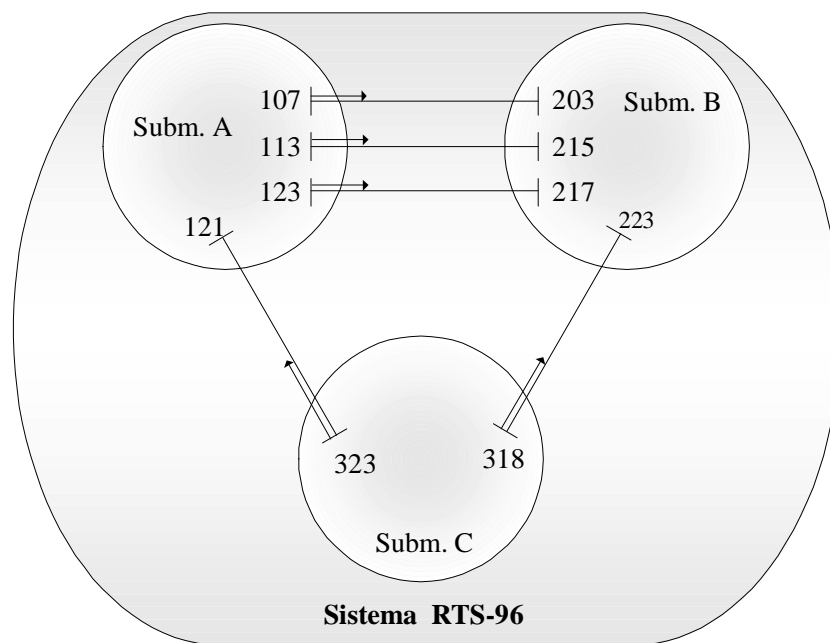


Figura 6.22 – Sistema de potência RTS-96.

Na Tabela 6.26 apresentam-se os intercâmbios especificados e os intercâmbios obtidos com a simulação do modelo 2, considerando-se a aplicação deste modelo para o submercado A.

Tabela 6.26: Intercâmbios de potências entre os submercados.

Submercados	Modelos 2 - Subsistema A	
	Intercâmbio de Potência Especificado (MW)	Intercâmbio de Potência Obtido (MW)
A - B	- 45,91	-46,21
A - C	44,24	44,58
B - C	- 45,20	- 45,54

Conforme já mencionado, os intercâmbios de potências especificados entre os subsistemas são obtidos através do fluxo de potência convencional. É importante enfatizar que em todos os testes executados, com os modelos descentralizados (2 e 3) as restrições de acoplamento entre os submercados são satisfeitas. As pequenas alterações ocorridas nos intercâmbios de potências entre os submercados são devido à um pequeno aumento nas perdas de cada submercado. Ressalta-se que a redução das perdas não faz parte explicitamente do modelo de função objetivo utilizado e, desta forma, pode ocorrer que em algumas condições de operação para aliviar sobrecargas em linhas de transmissão e transformadores, pode ser necessário o redirecionamento de fluxo de potência, e ocorrer eventuais aumentos de perdas na rede de transmissão.

4.2. GERAÇÃO DE POTÊNCIA ATIVA NOS SUBMERCADOS

A potência ativa gerada em cada submercado deve ser capaz de suprir as suas respectivas cargas e as perdas. Para mostrar a eficiência da técnica de na Tabela 6.27 apresenta-se a potência ativa gerada de cada submercado. Os resultados numéricos presentes nesta tabela foram obtidos da aplicação do modelo de operação descentralizado no submercado A do sistema RTS-96.

Tabela 6.27: Geração de potência ativa dos submercados.

Submercados	Demanda de Potência Ativa (MW)	Potência Ativa Gerada (MW)		Perdas (MW)	
		FP	Modelo 2 (Submercado A)	FP	Modelo 2 (Submercado A)
A	2850,10	2886,59	2892,80	39,20	45,03
B	2850,10	2889,90	2889,90	39,02	39,05
C	2850,10	2889,90	2889,90	39,22	39,29

Os resultados apresentados na Tabela 6.27 evidenciam que o modelo de decomposição utilizado é capaz de alterar os custos da geração de potência ativa do submercados sob análise (neste caso o submercado A) sem alterar a geração de potência ativa nos geradores dos submercados adjacentes. A pequena alteração ocorrida na geração de potência ativa do submercado A é devido às perdas deste subsistema, que passou de 39,20 MW para 45,03 MW. Este aumento se justifica devido ao fato da função objetivo referente à minimização das perdas não estarem inclusas no modelo de FPO abordado. Ressalta-se que na maioria dos testes realizados as perdas existentes nos dois subsistemas foram reduzidas.

4.3. MODELO DE OPERAÇÃO DESCENTRALIZADO SUCESSIVO

No modelo de operação descentralizado sucessivo os subproblemas de FPO multimercado são resolvidos, para cada submercado, até satisfazerem o seu critério de convergência do modelo. A escolha do submercado para análise é independente e fica a critério do planejador. Este aspecto é mostrado nas Figuras 6.23-6.26. Nas Figuras 6.23 e 6.24 apresentam-se os custos da geração de potência ativa e as infactibilidades na geração de potência reativa, obtidos para o sistema teste RTS-96, considerando-se que inicialmente o submercado C foi escolhido para análise, depois escolheu-se o submercado B e finalmente o submercado A é selecionado para análise. Já na Figura 6.25 e 6.26 apresentam-se os custos da geração de potência ativa e as infactibilidades na geração de potência

reativa respectivamente. Estes resultados referem-se às análises sucessivas dos submercados B, A e C, respectivamente.

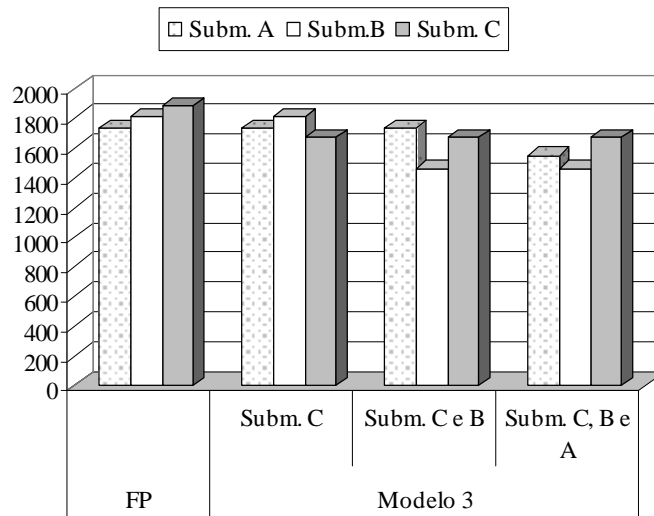


Figura 6.23 – Custo da geração de potência ativa (US\$/h) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados C, B e A.

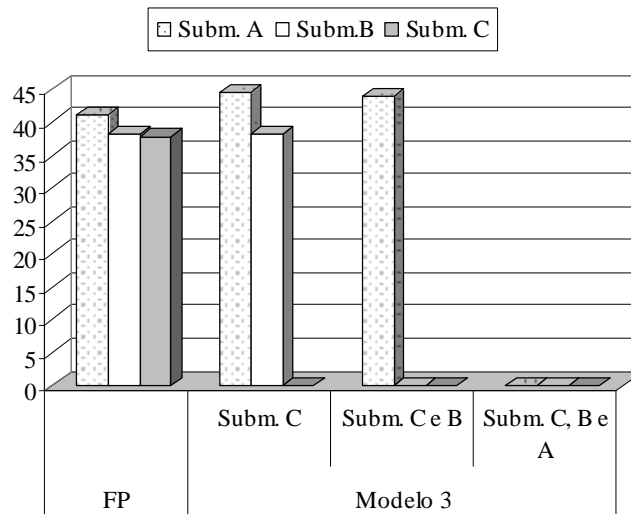


Figura 6.26 – Infactibilidades na geração de potência reativa (MVar) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados C, B e A.

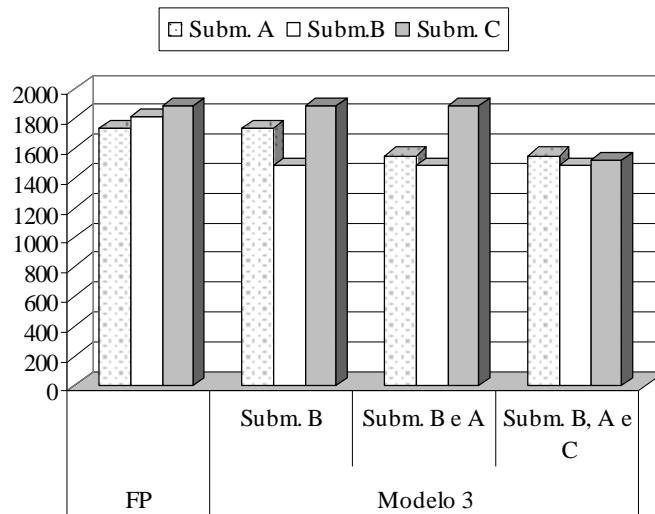


Figura 6.25 – Custo da geração de potência ativa (US\$/h) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados B, A e C.

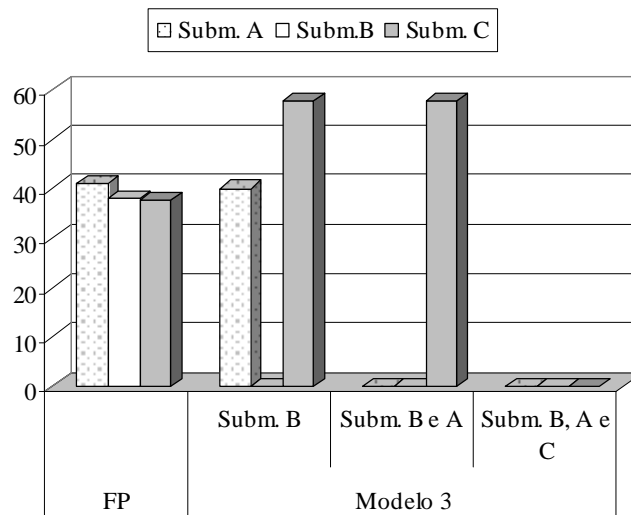


Figura 6.26 – Infactibilidades na geração de potência reativa (MVar) para o sistema RTS-96, considerando o modelo 3 – Submercados B, A e C.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo são apresentados os resultados numéricos das simulações com os sistemas testes RTS-96 e IEEE-354. Estes resultados mostram a eficiência e robustez da técnica de solução para resolver o problema de fluxo de potência ótimo multimercado, considerando os modelos de operação centralizada, descentralizada e descentralizada sucessiva.

VII - Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste capítulo apresentam-se as conclusões gerais da pesquisa de doutorado desenvolvida e sugestões de outras pesquisas envolvendo a formulação e solução do problema de fluxo de potência ótimo, através de técnicas metaheurísticas, em particular, os algoritmos evolutivos multiobjetivo.

1. Conclusões	148
2. Sugestões de Trabalhos Futuros	149

1. CONCLUSÕES

Nesta pesquisa apresentou-se uma metodologia eficiente, baseada nos conceitos de AEMO, para solução do problema de fluxo de potência ótimo em sistemas multimercados. O uso de algoritmos evolutivos multiobjetivos para solução do problema de fluxo de potência ótimo permite que as variáveis discretas envolvidas no problema sejam incorporadas no modelo matemático que é formulado como um problema de programação não-linear inteiro misto.

Os resultados obtidos com os sistemas testes da literatura mostram que a técnica de solução proposta é versátil. Além disso, permite determinar soluções ótimas ou otimizadas de boa qualidade, para cada um dos submercados que compõem os sistemas testes, permitindo atender diferentes objetivos de acordo com as necessidades do usuário – despacho ótimo de potências ativa e reativa, ajustes do controle corretivos de tensões e atender um conjunto de restrições físicas, operacionais e de acoplamento entre as áreas do sistema.

A decomposição do problema de fluxo de potência ótimo em vários subproblemas de FPO independentes, isto é, um para cada submercado, contribui para a redução dos problemas computacionais existentes, para análise de sistemas de grande porte, que envolvem um grande número de variáveis. Também se apresenta como uma possibilidade para o desenvolvimento de uma ferramenta para a análise e para o controle dos sistemas de potência interconectados de grande porte. Além disso, é capaz de detectar os problemas de cada um dos submercados que compõem o mercado de energia elétrica. Este aspecto torna a metodologia apresentada de grande utilidade para as concessionárias de energia elétrica, que se encontra em um mercado altamente competitivo, e com a obrigação de oferecer seus serviços a preços mínimos, mas com qualidade e segurança.

Na metodologia proposta, os problemas de precisão e convergência do FPO, devido o mau condicionamento do subproblema reativo, aumentam as

possibilidades de encontrar soluções otimizadas de boa qualidade, considerando-se a multimodalidade do problema de FPO. A abordagem do problema de FPO como um problema multiobjetivo, através de manipulações algébricas e que se agregam as restrições como sendo termos de funções objetivo, permite resolver com eficiência e precisão o problema de FPO através de AEMO.

O modelo proposto neste trabalho permite desenvolver, com segurança e economia, o planejamento da operação de sistemas elétricos de potência interligados. Também é uma ferramenta de análise para estudos das condições de operação do sistema para detectar problemas de falta de suporte de reativos, e problemas operacionais, em cada um dos subsistemas isoladamente.

Os resultados obtidos com os testes efetuados mostram a viabilidade do modelo, que apresenta soluções confiáveis e tecnicamente viáveis. Em todos os testes realizados com as simulações dos dois sistemas testes da literatura o algoritmo evolutivo multiobjetivo apresentou desempenho satisfatório, robustez e convergiu para soluções otimizadas de boa qualidade.

2. SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Para desenvolvimentos futuros deste trabalho, dentre outros aspectos, propõe-se que devem ser pesquisados e abordados os seguintes itens:

1. Estudar os principais aspectos envolvidos no problema de fluxo de potência ótimo multiobjetivo para propor um modelo que considere o despacho ótimo de potência ativa, redução de perdas na rede, restrições de segurança e de confiabilidade. Obter informações importantes sobre o custo incremental do uso de recursos do sistema, tais como fontes reativas de respostas rápidas, úteis na análise de aspectos importantes de segurança e confiabilidade da operação, como a estabilidade de tensão, por exemplo.

2. Desenvolver e implementar um algoritmo genético multiobjetivo (AGMO) para solução do modelo de fluxo de potência ótimo que possa contemplar, de forma eficiente, as restrições e objetivos envolvidos no modelo. Neste algoritmo evolutivo deve-se utilizar com mais critério os conceitos de solução dominada e não-dominada juntamente com um processo de decisão baseada em conceitos de lógica nebulosa.

3. Para simulação do fluxo de potência ótimo de sistemas de médio e grande porte, desenvolver um modelo de programação assíncrono para ser implementado em arquiteturas distribuídas através de programas de simulação tipo PVM (*Parallel Virtual Machine*) ou outros programas similares MPI (*Message-Passing Interface*), por exemplo.

Referências Bibliográficas

- ABIDO, M. A., (2001). “A new multiobjective evolutionary algorithm for environmental/economic power dispatch;” Paper 0-7803-7173-9/01, IEEE, pp. 1263-1268.
- ABIDO, M. A., (2002). “Optimal power flow using particle swarm optimization;” International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2002 - ingentaconnect.com.
- AGUADO, J. A. and QUINTANA, V. H., (2001). Inter-utilities power-exchange coordination: A market-oriented approach, *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 16, pp.513-519.
- AGUADO, J. A., QUINTANA, V. H. and CONEJO, A. J., (1999). “Optimal power flows of interconnected power systems;” IEEE Power Eng. Soc. Summer Meeting, vol. 2, pp. 814-819.
- ARROYO, J. E. C., (2002). “Heurísticas e metaheurísticas para otimização combinatória multiobjetivo;” Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas.

- BAKIRTZIS, A. G. and BISKAS, P. N., (2003). "A decentralized solution to the DC-OPF of interconnected power systems;" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, pp.1007-1013.
- BAKIRTZIS, G.; BISKAS, P. N.; ZOUMAS, C. E. and PETRIDIS, V., (2002). "Optimal power flow by enhanced genetic algorithm," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 17, no. 2, pp.229-236.
- BALDICK, R.; KIM, B.H.; CHASE, C. and YUFENG LUO, (1999). "A fast distributed implementation of optimal power flow;" *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 14, N0. 3, pp. 858-864.
- BARÁN, B.; VALLEJOS, J.; RAMOS, R. and FERNÁNDEZ, U., (2001). "Reactive power compensation using a multi-objective evolutionary algorithm;" PPT2001 – IEEE Porto Power Teach Conference 10th – 13th September, Porto, Portugal.
- BAZARAA, M. S.; SHERALI, H. D. & SHETTY, C. M. (1993). *Nonlinear programming, theory and algorithms*; 2 ed. John Wiley & Sons, Inc.
- BISKAS, P. N and BAKIRTZIS, A. G., (2004). "Decentralized security constrained DC-OPF of interconnected power systems;" *IEE Proc.-Gener. Transm. Distrib.*, vol. 151, No. 6, pp.745-754.
- BISKAS, P. N, BAKIRTZIS, A. G, MACHERAS, N. I. and PASIALIS, N. K. (2005). "A decentralized implementation of DC optimal power on a network of computers;" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, pp.25-33.
- BURCHETT, R.C.; HAPP, H. H.; VIERTH, D. R.; WIRGAU, K. A. A., (1984). "Quadratically Convergent Optimal Power Flow;" *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 103, n. 11 (Nov), p. 3267-3275.

- CARPENTIER, J. L., (1962). “Contribution a l'etude du dispatching economique. *Bull-Soc. Fr Elec.*, Ser. B3, 431-447.
- CARRIJO, I. B., (2004), “Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água, através de algoritmo genético multiobjetivo e aprendizagem de máquina;” Tese de doutorado, USP – São Carlos.
- CHANKONG and HAIMES, Y.Y., (1983). Multiobjective decision making theory and methodology. *Elsevier Science Publishing Co.*
- COELLO, C. A. C., (2002). “Theoretical and numerical constraint-handling techniques used with evolutionary algorithms: a survey of the state of the art”, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, v.191, pp.1245-1287.
- COELLO, C. A. C.; Veldhuizen, D. A. V. and Lamont, G. B., (2002). Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems, Kluwer academic Publishers, New York.
- COELLO, C. A., (2000). “Use of a self-adaptive penalty approach for engineering optimization problems”, *Computers in Industry*, v.43, pp.113-127.
- COELLO, C.A.C, (1996). “An empirical study of evolutionary techniques for multiobjective optimization in engineering design;” PhD. Thesis, Department of Computer Science, Tulane University, New Orleans, Louisiana.
- CONEJO, A. J. and AGUADO, J. A. (1998). “Multi-area coordinated decentralized DC optimal power systems;” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, pp.1272-1278, (Sistema teste IEEE-354).

- DE JONG, K. A., (1975). "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive system;".Ph.D. dissertation, University of Michigan, ANN Arbor, MI.
- DE TUGLIE, E.; DICORATO, M.; LA SCALA, M., (1999). "Dynamic security preventive control in a deregulated electricity market;" POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE - PSCC (13.: Jun. 1999 : Trondheim). *Proceedings*. Trondheim, 1999. p. 125-131.
- DEB, K. (2001). "Multi-objective optimization using evolutionary algorithms", editora Wiley & Sons.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S. and MEYARIVAN, T., (2000). "A fast and elitist non dominated sorting genetic algorithm for multiobjective optimization: NSGA-II;" Kan Gal report.
- DOMMEL, H.W. and TINNEY, W.F., (1968). "Optimal power flow solutions;" *IEEE Trans. on Power Apparatus and Systems*, No. **87**, pp. 1866-1876.
- DOORMAN, G. L., (2001). "Optimal System Security Under Capacity Constrained Conditions", IEEE Porto Power Tech Proceeding, Vol.2, 6 pp.
- FALKENAUER, E., (1999). "The worth of uniform;" Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp 776-782.
- FONSECA, C. M., FLEMING, P. J., (1993). "Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization". *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 416-423.
- FREITAS, A. A., (2002) Data mining and knowledge discovery with evolutionary algorithms, Berlin: Springer-Verlag.

- GLASS, C.A.; POTTS, C.N. and SHADE, P., (1992) “Genetic algorithms and neighborhood search for scheduling unrelated parallel machines”, Preprint series No.OR47, University of Southampton, UK.
- GOLDBERG, D. and RICHARDSON, J., (1987). “Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization”. Genetic algorithms and their applications: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, pp. 41-49.
- GOLDBERG, D. E., (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Adison-Wesley, USA.
- GRANVILLE, S., (1994). “Optimal reactive dispatch through interior point methods,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 136–146.
- GRIGG, C., WONG, P., ALBRECHT, P., ALLAN, R., BHAVARAJU, M., BILLINTON, R., CHEN, Q., FONG, C., HADDAD, S., KURUGANTY, S., LI, W., MUKERJI, R., PATTON, D., RAU, N., REPPEN, D., SCHNEIDER, A., SHAHIDEHPOUR, M. and SINGH, C. (1999). “The reliability test system-1996;” *IEEE Trans. Power Syst*, Vol. 14, pp.1010-1020.
- HAIMES, Y., LASDON, L. and WISMER, D., (1971). “On a bicriterion formulation of the problems of integrated system identification and system optimization;” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 1(3), pp. 296–297.
- HOLLAND, J. H., (1975). “Adaptation in natural and artificial system;” University of Michigan Press, Ann Arbor.
- HORN, J. and NAFPLIOTIS, N., (1993). “Multiobjective optimization using the niched Pareto genetic algorithm;”. IlliGAL Report No. 93005, Illinois

Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois, Urbana, Champaign.

IBA, K., (1994). "Reactive power by genetic algorithm," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 9, no. 2, pp. 685-692.

ILIC, M.; GALIANA, F. and FINK, L., (1998). "Power systems restructuring: engineering and economics", Kluwer Academic Publishers.

ISHIBUCHI, H. and NAKASHIMA, T., (2000). Multi-objective pattern and feature selection by a genetic algorithm, Proc. GECCO-2000, pp. 1069-1076.

JONES D.F., MIRRAZAVI S.K. and TAMIZ M. (2002) "Multi-objective meta-heuristics: An overview of the current state-of-art", *European Journal of Operational Research* vol.137, pp. 1-19.

KIM, B. H. and BALDICK, R., (1997). "Coarse-grained distributed optimal solution flow;" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 12, pp.932-939.

LEBOW, W. M.; MEHRA, R. K.; NADIRA, R.; ROUHANI, R. and USORO, P.B., (1984). "Optimization of reactive volt-amperes (VAR) sources in system planning" EPRI Report EI-3729, vol I, Project 2109-1.

LEE, K.; PARK, Y. and ORTIZ, J., (1985). "A united approach to optimal real and reactive power dispatch;" *IEEE Trans. Power Apparatus. Syst*, 104(5), pp. 1147-1153.

LIU, E.; PAPALEXOPOULOS, A. D. and TINNEY, W. F., (1999). "Discrete shunt controls in a Newton optimal power flow," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 7, pp. 1519-1528.

- MICHALEWICZ, Z., (1996)., Genetic algorithms + data structures : Evolution programs, Springer, 3rd Ed, New York.
- MOMOH, A.; GUO; S. X. and OGBUOBIRI, C. E. and ADAPA, R., (1993). “A review of selected optimal power flow literature to 1993;” IEEE/PES 1993 summer Meeting. Paper no. 93 SM 4T5-BC.
- MOMOH, J. A. and ZHU, J. Z., (1999). “Improved interior point method for OPF problems.,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 14, pp. 1114-1120.
- MONTICELLI, A., (1983). “Fluxo de carga em redes de energia elétrica;” *Editora Edgard Blücher Ltda.*
- MOREIRA, F. S.; DA SILVA, L.C.P.; DA COSTA, V.F. e OHISHI, T., (2001). “Um procedimento para programação da operação incluindo restrições de estabilidade de tensão,” SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Campinas, SP, Brasil.
- NOGALES, F. J., PRIETO, F. J. and CONEJO, A. J. (1999). “Multi-area AC optimal power flow: A new decomposition approach,” *Proc. Power Syst. Comput. Conf.*, Trondheim, Norway, pp.1201-1206.
- NUMNONDA, T. and ANNAKAGE, U. D., (1999). “Optimal power dispatch in multinode electricity market using genetic algorithm,” *Elec. Power Syst. Res.*, vol. 49, pp.211-220.
- OSYCZKA, A. (1984). “Multicriterion optimization in engineering with FORTRAN programs;” Ellis Horwood, Chichester.
- PAPALEXOPOULOS, A. D.; IMPARATO, C. F. and WU, F. F., (1989). “Large-scale optimal power flow: Effects of initialization decoupling and discretization,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 4, pp.748-759.

- ROSEHART, W. D; CAÑIZARES, C. A and QUINTANA, V. H., (2003). "Multiobjective optimal power flow to evaluate voltage security costs in power networks;" *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 18, N0. 2, pp.578-587.
- ROSENBERG, R. S., (1967) *Simulation of genetic populations with biochemical properties*. PhD thesis, University of Michigan, Ann Harbor, Michigan.
- SASSON, A. M.; VILORIA, F. and ABOYTES, F., (1973). "Optimal load flow solution using the Hessian matrix," ,” *IEEE Trans. Power Apparatus. Syst.*, vol. PAS-92, pp. 31-41.
- SCHAFFER, J. D., (1984). "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms," Ph.D. dissertation, Vanderbilt University.
- SRINIVAS, N. and DEB, K. (1994). "Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithm;" *Evolutionary Computation*, 2(3), pp. 221-248.
- STOTT, B. and ALSAC, O., (1983). "Experience with linear programming for optimal rescheduling of active and reactive power", CIGRE/IFAC Symposium on Control Applications to Power System Security, Florença.
- STOTT, B. and HOBSON, E., (1978). "Power system security control calculation using linear programming;" *IEEE Trans. Power Apparatus. Syst.*, pt. I and II, vol. PAS-97, pp.1713-1731.
- STOTT, B. and MARINHO, J. L., (1979). "Linear programming for power system network security applications;" *IEEE Trans. Power Apparatus Syst.*, vol. PAS-98, pp.837-848.
- SUN, D.I.; ASHLEY, B.; BREWER, B.; HUGHES, B.A. & TINNEY, W.F. (1984). Optimal power flow by Newton approach. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, **103**, 2864-2875.

- TELLES, T. S. and BARBOSA, H. J. C., (1998). “Inicialização da população em algoritmos genéticos com codificação real;” *V Seminário sobre Elementos Finitos e Métodos Numéricos em Engenharia da UFJF*, Juiz de Fora.
- VARGAS, L. and SERRANO, B.R., (2001). “Active-Reactive Power Economic Dispatch of Very Short Term in Competitive Electric Markets”, PPT 2001, 2001 IEEE Porto Power Tech Conference.
- VARGAS, L. S.; QUINTANA, V. H. and VANNELLI, A., (1992). “A tutorial description of an interior point method and its application to security-constrained economic dispatch,” IEEE/PES 1992 summer Meeting.
- WU, YU-CHI Y.; DEBS, A. S. and MARSTEN, R. E., (1994). “ A direct nonlinear predictor-corrector primal-dual interior point algorithm for optimal power flows;” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, pp. 876-883.
- ZITZLER, E. and THIELE, L, (1999). “Multi-objective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach;” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, NO. 4, pp. 257-271.