UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

ELLEN CRISTINA FERREIRA

Fluxo de Potência Ótimo Multiobjetivo com Restrições de Segurança e Variáveis Discretas

São Carlos

2018

ELLEN CRISTINA FERREIRA

Fluxo de Potência Ótimo Multiobjetivo com Restrições de Segurança e Variáveis Discretas

Tese apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências, Programa de Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Nobuhiro Asada

São Carlos

2018

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

F45f Ferreira, Ellen Cristina
 Fluxo de Potência Ótimo Multiobjetivo com
Restrições de Segurança e Variáveis Discretas / Ellen
Cristina Ferreira; orientador Eduardo Nobuhiro Asada.
São Carlos, 2018.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas
Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2018.

1. Fluxo de potência ótimo. 2. Restrições de
Segurança. 3. Discretização. 4. Meta-heurísticas. 5.
EPSO. 6. DEEPSO. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Licenciada **ELLEN CRISTINA FERREIRA.**

Título da tese: "Fluxo de potência ótimo multiobjectivo com restrições de segurança e variáveis discretas".

Data da defesa: 11/05/2018.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Eduardo Nobuhiro Asada**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovada

Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovada

Prof. Titular **Geraldo Roberto Martins da Costa**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Prof. Dr. **Antonio Cesar Baleeiro Alves**
(Universidade Federal de Goiás/UFG)

APROVADA

Prof. Dr. **Rubén Augusto Romero Lázaro**
(Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"/UNESP – Ilha Solteira)

APROVADA

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

Este trabalho é dedicado aos meus pais.

Agradecimentos

Aos meus pais, Claudionor e Ilza, por me incentivarem incansavelmente e às minhas irmãs, Ana e Elaine, que sempre acreditaram em mim.

Ao Professor Dr. Eduardo Nobuhiro Asada, pela orientação, paciência e disponibilidade durante o desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu noivo Marcelo, por decidir estar comigo, pela sua paciência, sua compreensão e seu incentivo na minha vida profissional.

Aos amigos, Ana Paula, Antônio, Camila, Diego, Du, Eleandro, Fillipe, Mohamad e Wellington, pelas experiências, incentivos, risadas, choros e principalmente pela amizade que levarei pra sempre.

Aos professores e funcionários da Seção de Pós Graduação e Departamento de Engenharia Elétrica e Computação, direta e indiretamente, contribuíram com este trabalho.

À CAPES pela credibilidade e apoio financeiro.

Resumo

FERREIRA, E. C. **Fluxo de Potência Ótimo Multiobjetivo com Restrições de Segurança e Variáveis Discretas**. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2018.

O presente trabalho visa a investigação e o desenvolvimento de estratégias de otimização contínua e discreta para problemas de Fluxo de Potência Ótimo com Restrições de Segurança (FPORS) *Multiobjetivo*, incorporando variáveis de controle associadas a *taps* de transformadores em fase, chaveamentos de bancos de capacitores e reatores *shunt*. Um modelo Problema de Otimização Multiobjetivo (POM) é formulado segundo a soma ponderada, cujos objetivos são a minimização de perdas ativas nas linhas de transmissão e de um termo adicional que proporciona uma maior margem de reativos ao sistema. Investiga-se a incorporação de controles associados a *taps* e *shunts* como grandezas fixas, ou variáveis contínuas e discretas, sendo neste último caso aplicadas funções auxiliares do tipo polinomial e senoidal, para fins de discretização. O problema completo é resolvido via meta-heurísticas *Evolutionary Particle Swarm Optimization* (EPSO) e *Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization* (DEEPSO). Os algoritmos foram desenvolvidos utilizando o software *MatLab* R2013a, sendo a metodologia aplicada aos sistemas IEEE de 14, 30, 57, 118 e 300 barras e validada sob os prismas diversidade e qualidade das soluções geradas e complexidade computacional. Os resultados obtidos demonstram o potencial do modelo e estratégias de resolução propostas como ferramentas auxiliares ao processo de tomada de decisão em Análise de Segurança de redes elétricas, maximizando as possibilidades de ação visando a redução de emergências pós-contingência.

Palavras-chaves: Fluxo de potência ótimo, Restrições de Segurança, Discretização, Meta-heurísticas, EPSO, DEEPSO.

Abstract

FERREIRA, E. C. **Multiobjective Security Constrained Optimal Power Flow with Discrete Variables**. School of Engineering of São Carlos, University of São Paulo, 2018.

The goal of the present work is to investigate and develop continuous and discrete optimization strategies for SCOPF problems, also taking into account control variables related to in-phase transformers, capacitor banks and shunt reactors. Multiobjective optimization model is formulated under a weighted sum criteria whose objectives are the minimization of active power losses and an additional term that yields a greater reactive support to the system. Controls associated with taps and shunts are modeled either as fixed quantities, or continuous and discrete variables, in which case auxiliary functions of polynomial and sinusoidal types are applied for discretization purposes. The complete model is solved via EPSO and DEEPSO metaheuristics. Routines coded in Matlab were applied to the IEEE 14,30, 57, 118 and 300-bus test systems, where the method was validated in terms of diversity and quality of solutions and computational complexity. The results demonstrate the robustness of the model and solution approaches and uphold it as an effective support tool for the decision-making process in Power Systems Security Analysis, maximizing preventive actions in order to avoid insecure operating conditions.

Key-words: Optimum Power Flow, Security Constraints, Discretization, Metaheuristics, EPSO, DEEPSO.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Soluções ótimas de Pareto e os conjuntos S e Z . Adaptado de Mazzini (2016)	46
Figura 2 – Fronteira de Pareto com Ponto ideal	47
Figura 3 – Interpretação geométrica de soluções Pareto-Ótimas.	51
Figura 4 – Ilustração do movimento da partícula x_p^k	64
Figura 5 – Fluxograma do método.	75
Figura 6 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. fixo</i>	82
Figura 7 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. fixo</i>	83
Figura 8 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. fixo</i>	83
Figura 9 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. fixo</i>	84
Figura 10 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. contínuo</i>	86
Figura 11 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. contínuo</i>	86
Figura 12 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. contínuo</i>	87
Figura 13 – Sistema IEEE 14: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. contínuo</i>	88
Figura 14 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. contínuo</i>	89
Figura 15 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. discreto</i>	90
Figura 16 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. discreto</i>	91
Figura 17 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. discreto</i>	92
Figura 18 – Sistema IEEE 14: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. discreto</i>	92
Figura 19 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. discreto</i>	93

Figura 20 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPORS mult.</i>	95
Figura 21 – Sistema IEEE 14: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.	96
Figura 22 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. fixo.</i>	99
Figura 23 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. fixo.</i>	99
Figura 24 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. fixo.</i>	100
Figura 25 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. fixo.</i>	101
Figura 26 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	102
Figura 27 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	103
Figura 28 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	104
Figura 29 – Sistema IEEE 30: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	104
Figura 30 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. contínuo.</i>	105
Figura 31 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. discreto.</i>	107
Figura 32 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. discreto.</i>	107
Figura 33 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. discreto.</i>	108
Figura 34 – Sistema IEEE 30: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	108
Figura 35 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. discreto.</i>	109
Figura 36 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPORS Mult.</i> Ponto ideal em vermelho.	111
Figura 37 – Sistema IEEE 30: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.	112
Figura 38 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. fixo.</i>	114
Figura 39 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. fixo.</i>	115
Figura 40 – Sistema IEEE 57: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. fixo.</i>	115

Figura 41 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO\ mult.\ fixo.$	116
Figura 42 – Sistemas IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO mult. contínuo</i>	118
Figura 43 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO mult. contínuo.</i>	118
Figura 44 – Sistema IEEE 57: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV – FPO Mult. contínuo.</i>	119
Figura 45 – Sistema IEEE 57: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	119
Figura 46 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO\ mult.\ contínuo.$	120
Figura 47 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. discreto.</i>	122
Figura 48 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. discreto.</i>	122
Figura 49 – Sistema IEEE 57 barras: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV – FPO Mult. discreto.</i>	123
Figura 50 – Sistema IEEE 57 barras: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	123
Figura 51 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO\ mult.\ discreto.$	124
Figura 52 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPORS mult.</i> Ponto ideal em vermelho.	126
Figura 53 – Sistema IEEE 57: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPORS Mult.</i>	127
Figura 54 – Sistema IEEE 57: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.	128
Figura 55 – Sistemas IEEE 118 barras: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. fixo.</i> . .	131
Figura 56 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. fixo.</i>	131
Figura 57 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV – FPO Mult. fixo.</i>	132
Figura 58 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO\ mult.\ fixo.$	133
Figura 59 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	135
Figura 60 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO mult. contínuo.</i>	135
Figura 61 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV – FPO Mult. contínuo.</i>	136

Figura 62 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	137
Figura 63 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>shunts</i> b_k^{sh} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	137
Figura 64 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. contínuo.</i>	138
Figura 65 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. discreto.</i>	140
Figura 66 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. discreto.</i>	140
Figura 67 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. discreto.</i>	141
Figura 68 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	141
Figura 69 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>shunt</i> b_k^{sh} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	142
Figura 70 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. contínuo.</i>	143
Figura 71 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPORS Mult.</i> Ponto ideal em vermelho. . .	144
Figura 72 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente à todas as barras – <i>FPORS Mult.</i>	145
Figura 73 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} referente ao caso base – <i>FPORS Multi.</i>	145
Figura 74 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos <i>shunt</i> b_k^{sh} – <i>FPORS Multi.</i> . . .	146
Figura 75 – Sistema IEEE 118: Variação da magnitude de tensão (V_k) – <i>FPORS Mult.</i>	147
Figura 76 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. fixo.</i>	150
Figura 77 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. fixo.</i>	150
Figura 78 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. fixo.</i>	151
Figura 79 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – <i>FPO mult. fixo.</i>	152
Figura 80 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	154
Figura 81 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	154
Figura 82 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras <i>PV</i> – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	155
Figura 83 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos <i>taps</i> dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	155
Figura 84 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos <i>shunts</i> b_k^{sh} – <i>FPO Mult. contínuo.</i>	156

Figura 85 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO$ mult. contínuo.	157
Figura 86 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – <i>FPO Mult. discreto.</i>	159
Figura 87 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPO Mult. discreto.</i>	159
Figura 88 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – <i>FPO Mult. discreto.</i>	160
Figura 89 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	160
Figura 90 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos shunts b_k^{sh} – <i>FPO Mult. discreto.</i>	161
Figura 91 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1 - FPO$ mult. discreto.	161
Figura 92 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – <i>FPORS mult.</i>	163
Figura 93 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – <i>FPORS mult.</i>	163
Figura 94 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} referente ao caso base – <i>FPORS mult.</i>	164
Figura 95 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos shunts b_k^{sh} – <i>FPORS mult.</i>	164
Figura 96 – Sistema IEEE 300: Variação percentual das magnitudes de tensão em cada contingência.	165
Figura 97 – Representação gráfica da curva PV. Fonte: Adaptado de (MANSOUR, 2016)	186

Lista de tabelas

Tabela 1	– Lista dos valores de λ para <i>ranking</i> de contingências	73
Tabela 2	– Representação da população: partículas representadas nas linhas, e variáveis por caso contingenciado representadas nas colunas.	73
Tabela 3	– Características dos sistemas testes para o caso base	80
Tabela 4	– Características dos sistemas testes para os casos com restrições de segurança	80
Tabela 5	– Sistema IEEE 14: diferentes valores de β e Ponto ideal (em negrito) – <i>FPO mult. fixo</i>	81
Tabela 6	– Sistema IEEE 14: Tempo de CPU de cada meta-heurística - <i>FPO Mult. fixo</i>	84
Tabela 7	– Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. contínuo</i> (Ponto Ideal em negrito).	85
Tabela 8	– Sistema IEEE 14: Resultado final da variável de controle b_9^{sh} e tempo médio de CPU de cada meta-heurística – <i>FPO Mult. contínuo</i>	88
Tabela 9	– Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. discreto</i> (Ponto Ideal em negrito).	90
Tabela 10	– Sistema IEEE 14: Resultado final da variável de controle b_9^{sh} e tempo médio de CPU de cada meta-heurística – <i>FPO Mult. discreto</i>	93
Tabela 11	– Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPORS Mult.</i> (Ponto Ideal em negrito).	94
Tabela 12	– Sistema IEEE 14: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (t_{km} e b_k^{sh}) referentes ao caso base – <i>FPORS mult.</i>	95
Tabela 13	– Sistema IEEE 14: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – <i>FPORS mult.</i>	96
Tabela 14	– Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. fixo</i> (Ponto Ideal em negrito).	98
Tabela 15	– Sistema IEEE 30: tempos médios por iteração – <i>FPO Mult. fixo</i>	100
Tabela 16	– Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. contínuo</i> (Ponto Ideal em negrito).	102
Tabela 17	– Sistema IEEE 30: Resultados finais das variáveis de controle <i>shunt</i> e tempos médios por iteração – <i>FPO Mult. contínuo</i>	105

Tabela 18 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. discreto</i> (Ponto Ideal em negrito).	106
Tabela 19 – Sistema IEEE 30: Resultados finais das variáveis de controle <i>shunt</i> e tempos médios por iteração – <i>FPO Mult. discreto</i>	109
Tabela 20 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPORS Mult.</i> (Ponto Ideal em negrito).	110
Tabela 21 – Sistema IEEE 30: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (t_{km} e b_k^{sh}) referentes ao caso base – <i>FPORS Mult.</i>	110
Tabela 22 – Sistema IEEE 30: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – <i>FPORS mult.</i>	111
Tabela 23 – Valores mínimo, máximo e discretos das susceptâncias e reatores <i>shunts</i> .113	
Tabela 24 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. fixo</i> (Ponto Ideal em negrito).	114
Tabela 25 – Sistema IEEE 57: tempos médios por iteração - <i>FPO Mult. fixo</i>	116
Tabela 26 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. contínuo</i> (Ponto Ideal em negrito).	117
Tabela 27 – Sistema IEEE 57: Resultados finais das variáveis de controle shunt e tempos médios por iteração - <i>FPO mult. contínuo</i>	120
Tabela 28 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. discreto</i> (Ponto Ideal em negrito).	121
Tabela 29 – Sistema IEEE 57: Resultados finais das variáveis discretas shunt e tempos médios por iteração – <i>FPO mult. discreto</i>	124
Tabela 30 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPORS Mult.</i> (Ponto Ideal em negrito).	125
Tabela 31 – Sistema IEEE 57: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (b_k^{sh}) – <i>FPORS Mult.</i>	126
Tabela 32 – Sistema IEEE 57: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – <i>FPORS mult.</i>	127
Tabela 33 – Valores mínimo, máximo e discretos das susceptâncias e elementos <i>shunt</i> .129	
Tabela 34 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. fixo</i> (Ponto Ideal em negrito).	130
Tabela 35 – Sistema IEEE 118: tempos médios por iteração – <i>FPO mult. fixo</i>	132
Tabela 36 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. contínuo</i> (Ponto Ideal em negrito).	134
Tabela 37 – Sistema IEEE 118: Tempos médios por iteração – <i>FPO mult contínuo</i> . 138	
Tabela 38 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO Mult. discreto</i> (Ponto Ideal em negrito).	139
Tabela 39 – Sistema IEEE 118: Média de tempo de CPU - modelo <i>FPO Mult. discreto</i> .142	

Tabela 40 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPORS</i> <i>Mult.</i> (Ponto Ideal em negrito).	144
Tabela 41 – Sistema IEEE 118: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – <i>FPORS mult.</i>	146
Tabela 42 – Valores mínimo, máximo e discretos permitidos para elementos <i>shunts</i>	148
Tabela 43 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO</i> <i>Mult. fixo</i> (Ponto Ideal em negrito).	149
Tabela 44 – Sistema IEEE 300: média tempo de CPU – <i>FPO Mult. fixo.</i>	151
Tabela 45 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO</i> <i>Mult. contínuo</i> (Ponto Ideal em negrito).	153
Tabela 46 – Sistema IEEE 300: Média de tempo de CPU – <i>FPO Mult contínuo.</i>	156
Tabela 47 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPO</i> <i>Mult. discreto</i> (Ponto Ideal em negrito).	158
Tabela 48 – Sistema IEEE 300: Tempo de CPU – <i>FPO Mult. discreto.</i>	162
Tabela 49 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – <i>FPORS</i> <i>Mult.</i> (Ponto Ideal em negrito).	162
Tabela 50 – Sistema IEEE 300: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – <i>FPORS mult.</i>	165
Tabela 51 – Classificação dos tipos de barras do FC convencional	180

Lista de Siglas

APO	<i>Artificial Physics Optimization</i>
DE	<i>Differential Evolution</i>
DEEPSO	<i>Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization</i>
EPSO	<i>Evolutionary Particle Swarm Optimization</i>
FC	Fluxo de Carga
FCC	Fluxo de Carga Continuado
FPO	Fluxo de Potência Ótimo
FPORS	Fluxo de Potencia Ótimo com Restrições de Segurança
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronic Engineers</i>
MATPOWER	<i>MATLAB Power System Simulation Package</i>
NSGA2	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 2</i>
PE	Programação Evolutiva
PIM	Programação Inteira Mista
PL	Programação Linear
PNL	Programação Não Linear
PNLCD	Programação Não Linear com Variáveis Contínuas e Discretas
PNLIM	Programação Não Linear Inteira Mista
POM	Problema de Otimização Multiobjetivo
PMC	Ponto de Máximo Carregamento
PSAT	<i>Power System Analysis Toolbox</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>

SEE	Sistemas Elétricos de Energia
SPEA	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</i>
SPEA2	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2</i>
SA	<i>Simulated Annealing</i>
SEP	Sistema Elétrico de Potência
WSCC	Western System Coordinating Council

Lista de símbolos

$\mathcal{B}$	conjunto de todas as barras do sistema.
$\mathcal{G}$	conjunto das barras de geração.
$\mathcal{G}'$	conjunto das barras de geração menos a barra <i>slack</i> .
$\mathcal{B}^{sh}$	conjunto das barras de controle de reativo <i>shunt</i> .
$\mathcal{C}$	conjunto das barras de carga.
$\mathcal{L}$	conjunto dos ramos k - m que representam linhas de transmissão.
$\mathcal{T}$	conjunto dos ramos k - m que representam transformadores em-fase com <i>tap</i> variável.
$\mathcal{V}_k$	conjunto das barras vizinhas à barra k .
β	parâmetro de ponderação dos termos das funções objetivos.
γ	parâmetro de penalidade que controla a amplitude da função senoidal.
ϕ	função senoidal para tratamento das variáveis discretas.
ν	parâmetro de penalidade que controla a amplitude da função polinomial.
ψ	função polinomial para tratamento das variáveis discretas.
r_1	parâmetro de penalidade quadrática.
r_2	parâmetro de penalidade quadrática.
r_3	parâmetro de penalidade quadrática.
V	vetor das magnitudes de fase da tensão nas barras do sistema.
θ	vetor dos ângulos de fase da tensão nas barras do sistema.
t_{km}	vetor dos <i>taps</i> variáveis de transformadores em-fase.

b^{sh}	variável <i>shunt</i> do banco de capacitor.
Q_{g_k}	potência reativa gerada na barra k .
$Q_{g_k}^{min}$	representa a potência reativa mínimagerada na barra k .
$Q_{g_k}^{max}$	representa a potência reativa máxima gerada na barra k .
P_k	as injeções líquidas de potência ativa na barra k .
Q_k	as injeções líquidas de potência reativa na barra k
Q_k^{sh}	injeção de potência reativa pelo <i>shunt</i> da barra k .
P_{km}	fluxos de potência ativa no ramo k - m .
Q_{km}	fluxos de potência reativa no ramo k - m
θ_{km}	diferença entre os ângulos de fase da tensão nas barras k e m .
g_{km}	condutância série associada ao elemento de transmissão do ramo k - m .
V_k^{min}	limite inferior das tensões V_k .
V_k^{max}	limite superior das tensões V_k .
t_{km}^{min}	limite inferior das variáveis <i>taps</i> dos transformadores.
t_{km}^{max}	limite superior das variáveis <i>taps</i> dos transformadores.
P_{perdas}	função de perdas ativas na transmissão.
MR	função que permite um aumento da margem de reativos total, para os geradores nas barras de geração $k \in \mathcal{G}$.

Sumário

1		
INTRODUÇÃO		29
1.1	Organização deste texto	31
2		
FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO		33
2.1	Formulação básica	33
2.2	Fluxo de Potência Ótimo com Restrições de Segurança	34
2.2.1	Histórico e Métodos de Solução	36
2.2.2	Desafios e Panorama Atual	37
2.3	Margem de Reativos em Sistemas de Energia	39
3		
OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO NÃO LINEAR		43
3.1	Introdução	43
3.2	Conceitos e definições	44
3.2.1	Otimidade de Pareto	45
3.2.2	Métricas para POM	47
3.3	Métodos de Otimização Multiobjetivo	48
3.3.1	Método da Soma Ponderada	49
3.3.2	Método ϵ -restrito	51
3.3.3	Algoritmos Multiobjetivos utilizando Meta-heurísticas	52
4		
MODELAGEM MULTIOBJETIVO DO FLUXO DE POTÊNCIA ÓTIMO COM RESTRIÇÕES DE SEGURANÇA CONSIDERANDO VARIÁVEIS DISCRETAS E META-HEURÍSTICAS		55
4.1	Tratamento de variáveis de controle contínuas e discretas e restrições de desigualdade	56
4.1.1	Função de discretização Senoidal	56
4.1.2	Função de discretização Polinomial	59
4.1.3	Restrições de desigualdade com penalidade quadrática	61
4.2	Otimização por meio de Meta-heurísticas	61
4.2.1	<i>Evolutionary Particle Swarm Optimization</i> - EPSO	62
4.2.2	<i>Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization</i> - DEEPSO	64
4.3	FPORS Multiobjetivo	67

4.3.1	Modelagem Matemática	69
4.3.2	Seleção e Ordenação de contingências	71
4.3.3	Método de Solução	72
4.4	Resumo dos modelos investigados	76

5

RESULTADOS NUMÉRICOS		79
5.1	Configurações e parâmetros utilizados	79
5.2	Sistema IEEE 14 barras	81
5.3	Sistema IEEE 30 barras	98
5.4	Sistema IEEE 57 barras	113
5.5	Sistema IEEE 118 barras	129
5.6	Sistema IEEE 300 barras	148
5.7	Considerações finais	166

6

CONCLUSÃO		167
----------------------------	--	------------

REFERÊNCIAS		169
------------------------------	--	------------

APÊNDICES

177

APÊNDICE A –

CONCEITOS DE FLUXO DE CARGA		179
A.1	Modelagem das linhas de transmissão	180
A.2	Formulação convencional do problema de Fluxo de Carga	182

APÊNDICE B –

ESTABILIDADE DE TENSÃO		185
---	--	------------

Capítulo 1

Introdução

Em sistemas de gerenciamento de energia elétrica modernos, torna-se crucial o uso de modelos matemáticos que atendam critérios para a operação econômica e segura. A consideração de restrições associadas à segurança (STOTT; ALSAC; MONTICELLI, 1987) aumenta consideravelmente a complexidade computacional envolvida, que também cresce proporcionalmente às dimensões das redes elétricas e, conseqüentemente, ao número de eventos de segurança a ser investigado.

O problema de FPORS é uma extensão do Fluxo de Potência Ótimo (FPO) que leva em consideração restrições operacionais segundo um conjunto de contingências predefinidas. Trata-se de um problema não linear, não convexo, de grande porte e possui variáveis contínuas e discretas, podendo ser classificado como um problema de programação não linear inteira mista (CAPITANESCU, 2016).

Quando variáveis discretas são consideradas, geralmente problemas de Programação Não Linear com Variáveis Contínuas e Discretas (PNLCD) são resolvidos, via métodos de Programação Inteira Mista (PIM). A complexidade computacional de métodos clássicos para a determinação de uma solução ótima deste tipo de problema, contudo, tende a aumentar exponencialmente com o número de variáveis discretas, inviabilizando, desta forma, formulações mais realistas de problemas de FPO para análise de Sistemas Elétricos de Energia (SEE) de grande porte (LAGE, 2013). Em algumas abordagens, tais variáveis são tratadas como contínuas por meio de funções senoidais auxiliares incorporadas à função objetivo (SOLER; ASADA; COSTA, 2013).

A margem de potência reativa disponível em um sistema determina sua proximidade à instabilidade de tensão em condições normais e de emergência. Quanto maior a margem de potência reativa, melhor é a segurança dos sistemas e vice-versa. Lobato et al. (2001) propôs uma função objetivo que contém dois termos: a minimização de perdas de potência ativa nas linhas de transmissão e um termo que representa a *margem de reativos*. Ao ser minimizado, o termo adicional cria uma margem de segurança entre o valor de potência reativa gerada e seus limites máximos e mínimos.

Com o aumento das demandas computacionais para a resolução do problema de FPORS e a aplicação de requisitos relacionados ao critério de segurança ($N - 1$), alguns autores argumentam que a terminologia tradicional FPO é bastante obsoleta, uma vez que a otimização sem restrições de segurança tem usos limitados (STOTT; ALSAC, 2012). Adicionalmente, a maioria dos problemas reais requer a otimização simultânea de múltiplos objetivos. Enquanto na otimização mono-objetivo a solução ótima é definida facilmente, para o caso de vários objetivos isto não ocorre, pois o conjunto de soluções caracteriza um comprometimento entre os objetivos.

Na intenção de resolver o problema de *FPORS Multiobjetivo*, vários métodos de resolução para POMs tem sido aplicados. Basicamente, essa classe de problemas pode ser resolvida por meio de métodos como a Soma Ponderada e o ϵ -restrito, os quais são utilizados em Otimização Matemática Clássica; e por meio de Meta-heurísticas para POM, como o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2* (SPEA2) e *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 2* (NSGA2).

As chamadas *meta-heurísticas* são consideradas uma evolução dos algoritmos heurísticos adaptadas para problemas com maior complexidade, possuindo melhor comportamento em otimização matemática complexa e apropriadas a problemas multiobjetivos (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003). Meta-heurísticas vem sendo aplicadas com resultados promissores ao problema de FPO (ABIDO, 2002; YOSHIDA et al., 2001) (TYAGI; VERMA; BIJWE, 2017), FPORS (CARVALHO et al., 2015a) e paralelos (MIRANDA; MARTINS; PALMA, 2014), sendo a aplicação a SEPs em geral um campo ainda passível de vasta exploração.

O presente trabalho visa à investigação e o desenvolvimento de estratégias de otimização contínua e discreta para problemas de *FPORS Multiobjetivo*, incorporando variáveis de controle associadas a *taps* de transformadores em fase, chaveamentos de bancos de capacitores e reatores *shunt*. Propõe-se um modelo POM formulado segundo a soma ponderada cujos objetivos são a minimização de perdas ativas nas linhas de transmissão e de um termo adicional que proporciona uma maior oferta de reativos ao sistema. Investiga-se na tese a incorporação de controles associados a *taps* e *shunts* como grandezas fixas, ou variáveis contínuas e discretas, sendo neste último caso aplicadas funções auxiliares do tipo polinomial e senoidal para fins de discretização. O problema completo é resolvido via meta-heurísticas EPSO e DEEPSO.

Os algoritmos foram desenvolvidos utilizando o software *MatLab* R2013a, sendo que, para verificar a eficácia e a robustez das abordagens de solução do problema de FPO Multiobjetivo e FPORS Multiobjetivo, foram realizados testes com os sistemas elétricos IEEE de 14, 30, 57, 118 e 300 barras. Para satisfazer as restrições de igualdade do FPO é resolvido o Fluxo de Carga por meio da ferramenta do *MatLab* R2013a, chamada *Power System Analysis Toolbox* (PSAT). Igualmente, para se obter o *ranking* de contingências,

utilizou-se o método do Fluxo de Carga continuado do PSAT e *MATLAB Power System Simulation Package* (MATPOWER).

A principal contribuição deste trabalho é a resolução do problema de FPORS Multiobjetivo por meio de meta-heurística, com tratamento de variáveis discretas, que são tratadas como contínuas por funções de discretização, desta forma, tornando a modelagem do problema mais realista e, portanto, mais utilizável pelos operadores do sistema (CAPITANESCU et al., 2011).

1.1 Organização deste texto

Esta tese de doutorado está organizada em 6 capítulos, incluindo esta introdução, descritos a seguir.

No Capítulo 2 é apresentada a definição e a modelagem do problema de FPO, o contexto histórico e métodos de solução do problema de FPORS. São apresentados os desafios e panorama atual sobre o assunto e ao final são feitas considerações sobre margem de reativos e sua importância na segurança do sistema.

No Capítulo 3 descrevem-se alguns conceitos básicos da Otimização Multiobjetivo Não Linear, como por exemplo, o conceito de Otimalidade de Pareto. É destacada uma métrica utilizada para POM. São descritos dois métodos clássicos para a resolução do problema multiobjetivo e são apresentadas características de métodos estocásticos aplicados à POM.

No Capítulo 4 apresenta-se a metodologia utilizada para resolução do problema de FPORS Multiobjetivo com variáveis discretas, iniciando com a descrição das funções de discretização utilizadas, senoidal e polinomial. É citada a função quadrática para o tratamento das restrições de desigualdade. São apresentadas as meta-heurísticas EPSO e DEEPSO e ao final é apresentado o modelo matemático do FPORS com a descrição da estratégia de seleção e ordenação de contingências e método de solução.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados numéricos obtidos em redes elétricas até 300 barras, investigando tanto uma formulação simplificada de FPO quanto a geral incorporando restrições de segurança. A seguir são tecidas algumas considerações adicionais sobre os testes efetuados.

Por fim, no Capítulo 6 são apresentadas as conclusões da pesquisa. Ressaltam-se suas maiores contribuições e perspectivas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fluxo de Potência Ótimo

Neste capítulo é apresentada a formulação básica do problema de FPO, a modelagem matemática do FPORS juntamente com o histórico e métodos de solução. São descritos os desafios e panoramas atuais e ao final são dadas considerações acerca de margem de reativos e sua importância em sistemas de energia.

2.1 Formulação básica

O Fluxo de Potência Ótimo (FPO) tem como principal objetivo encontrar o ajuste das variáveis de controle do Sistema Elétrico de Potência (SEP) otimizando um critério definido pelo operador do sistema e satisfazendo ao mesmo tempo as restrições físicas e operacionais da rede.

Matematicamente, o FPO é um problema não linear, restrito, não convexo, de grande porte, podendo ser representado como segue:

$$\min \quad f(x) \quad (2.1a)$$

$$s.a. : \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (2.1b)$$

$$h_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (2.1c)$$

$$x_{1_i}^{\min} \leq x_{1_i} \leq x_{1_i}^{\max} \quad i = 1, \dots, m_1 \quad (2.1d)$$

$$x_{2_i} \in \mathcal{D}_{x_i} \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (2.1e)$$

em que

- $x = (x_1, x_2)$, em que $x_1 \in \mathbb{R}^{m_1}$ é o vetor das variáveis contínuas do sistema (de controles e dependentes) e $x_2 \in \mathcal{D}_x \subset \mathbb{R}^{m_2}$ é o vetor das variáveis de controles discretas;
- $f : \mathbb{R}^{m_1} \times \mathbb{R}^{m_2} \rightarrow \mathbb{R}$ é uma função escalar que representa um determinado índice de desempenho do sistema;

- $g : \mathbb{R}^{m_1} \times \mathbb{R}^{m_2} \rightarrow \mathbb{R}^p$, com $p < m_1 + m_2$ é o conjunto das restrições de igualdade formado pelas equações do problema de Fluxo de Carga (FC) (ou Fluxo de Potência), pelas equações do modelo de atuação dos dispositivos de controle, etc;
- $h : \mathbb{R}^{m_1} \times \mathbb{R}^{m_2} \rightarrow \mathbb{R}^q$ é o conjunto das restrições de desigualdade consideradas, formado pelos limites de geração de potência reativa, limites de fluxos de potência nas linhas de transmissão, etc;
- e $x_{1_i}^{min}$ e $x_{1_i}^{max}$ são os limites inferiores e superiores das variáveis x_{1_i} , respectivamente;
- $\mathcal{D}_{x_i}$ é o conjunto dos valores discretos que a variável x_{2_i} pode assumir.

A maioria dos modelos encontrados na literatura tratam as variáveis x_2 como contínuas, devido a complexidade em se tratar as exigências impostas pelas variáveis discretas. Com isso, a restrição (2.1e) é reformulada da seguinte forma:

$$x_{2_i}^{min} \leq x_{2_i} \leq x_{2_i}^{max} \quad (2.2)$$

onde $x_{2_i}^{min}$ e $x_{2_i}^{max}$ são os limites inferiores e superiores da variável x_{2_i} , respectivamente, sendo $x_{2_i}^{min} = \min \{\mathcal{D}_{x_i}\}$ e $x_{2_i}^{max} = \max \{\mathcal{D}_{x_i}\}$.

2.2 Fluxo de Potência Ótimo com Restrições de Segurança

Um sistema elétrico dito “seguro” é aquele com baixa probabilidade de sofrer danos ou desligamentos inesperados frente a um distúrbio inesperado na rede. Os processos de controle necessários para manter um nível de segurança satisfatório a um custo operacional mínimo são extremamente complicados, pois demandam otimização em tempo real e elevado poder computacional (STOTT; ALSAC; MONTICELLI, 1987).

O Fluxo de Potência Ótimo com Restrições de Segurança (FPORS) é uma ferramenta de planejamento operacional essencial que visa minimizar uma determinada função objetivo assegurando ao mesmo tempo que a operação do sistema seja segura em relação a um conjunto de contingências $(N - 1)$ pré-definidas, dentro de um dos seguintes níveis de segurança (CAPITANESCU, 2016):

- Segurança preventiva: envolve ações preventivas, ou seja pré-contingência, tomadas para garantir que, em caso de contingência, nenhum limite operacional seja violado;
- Segurança preventiva-corretiva: ações preventivas e rápida ações corretivas (pós-contingência), em que *taps* dos transformadores em fase e topologia de rede, entre outros garantem que, no caso de uma contingência, os limites violados possam ser removidos no tempo estipulado.

O problema de FPORS pode ser formulado como:

$$\min \quad f_0(x_0, u_0) \quad (2.3a)$$

$$s.a. : \quad g_0(x_0, u_0) = 0 \quad (2.3b)$$

$$h_0(x_0, u_0) \leq \bar{h}_0 \quad (2.3c)$$

$$g_k(x_k, u_k) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (2.3d)$$

$$h_k(x_k, u_k) \leq \bar{h}_k \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (2.3e)$$

$$|u_k - u_0| \leq \Delta u_k \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (2.3f)$$

em que:

- o índice 0 refere-se ao estado de pré-contingência, ou seja, o caso de base;
- o índice k refere-se ao estado pós-contingência k , $\mathcal{K}$ é o conjunto de contingências definidas;
- g refere-se às equações de fluxo de potência;
- h refere-se aos limites físicos dos dispositivos;
- x_0 e x_k são os vetores das variáveis de estado (magnitude e ângulo) no estado de pré-contingência e no estado de pós-contingência k , respectivamente;
- u_0 denota o vetor de meios de controle preventivo;
- u_k denota o vetor dos meios de controle corretivo;
- Δu_k é o vetor de variação máxima permitida de ações corretivas.

A Equação (2.3a) é a função objetivo do problema no estado de pré-contingência. O conjunto de restrições (2.3b) e (2.3c) impõem a viabilidade do ponto de operação no caso base e as restrições (2.3d) (2.3e) no caso pós-contingência. A Equação (2.3f) envolve as chamadas *restrições de acoplamento*, que limitam a quantidade de ações corretivas $(u_k - u_0)$.

Segundo Capitanescu (2016), a maioria das aplicações em FPORS consideram as variáveis de controle como sendo do tipo contínuas, e assumem como variáveis discretas as posições de *taps* de transformadores em fase e defasadores e os reativos alocados em bancos de capacitores. Sendo assim, o modelo resume-se a um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM).

2.2.1 Histórico e Métodos de Solução

A formulação básica do FPORS já é relativamente consolidada há algumas décadas. Um dos primeiros modelos nesse contexto foi proposto por Alsac e Stott (1974), que estenderam o trabalho de Dommel e Tinney (1968) inserindo Restrições de Segurança ($N - 1$), de forma que casos de emergência predeterminados são adicionados às equações de fluxo de potência, com violações penalizadas na função objetivo.

Monticelli, Pereira e Granville (1987) introduzem o problema de FPORS apresentando uma nova formulação para o problema de Despacho Econômico, denominada de *Reprogramação do Despacho Econômico com Restrição de Segurança*, em que, após o sistema perder uma linha de transmissão, um novo despacho de geração deve ocorrer para a eliminação das violações causadas pela contingência. Na resolução deste modelo são utilizadas técnicas de decomposição.

Terra e Short (1991) apresentam um modelo de Despacho Econômico de Potência Reativa com Restrições de Segurança preventiva, em que um esquema de coordenação de decomposição é realizado. Neste esquema, o problema é decomposto em subproblemas e os autores apresentam técnicas de simulação de contingências e manuseio das mesmas no processo de otimização.

Huneault e Galiana (1991) afirmam que a integração de restrições de segurança e contingências na formulação de FPO é um passo importante na tecnologia e na pesquisa do problema de FPO, o que adiciona uma importante consideração no cálculo sistemático da operação do sistema. As restrições críticas devem ser obtidas a partir de análise de contingência e após isso, são adicionadas à formulação padrão do problema de FPO por meio de restrições de segurança. Essas novas restrições aumentam a complexidade do problema, pois blocos de restrições são adicionados para cada contingência acoplando os estados pré e pós-contingência.

Rodrigues, Saavedra e Monticelli (1994) apresentam um algoritmo para a solução paralela do problema de FPORS usando um modelo de programação assíncrono. Além do aumento da eficiência, o modelo proposto permite o desenvolvimento de aplicações que podem ser portadas entre diferentes arquiteturas de computação paralela de forma quase transparente e sem perda significativa da eficiência dos cálculos.

Kim et al. (2001) propõem que o problema de FPORS seja resolvido de modo descentralizado e utilizando um mecanismo baseado em preço, visando determinar a capacidade máxima de transferência simultânea segura de cada linha entre regiões adjacentes. Considerando-se apenas restrições de segurança impostas às linhas de interligação, o FPORS é resolvido usando a abordagem de programação linear convencional.

Singh e David (2002) apresentam uma abordagem para o Despacho Ótimo com Restrições de Segurança em um ambiente de mercado de energia reestruturado, onde a

margem de energia transitória é usada para calcular a margem de estabilidade do sistema. Um método híbrido é aplicado para calcular o ponto de equilíbrio instável aproximado, o qual é usado para calcular o ponto de equilíbrio exato.

Somasundaram, Kuppusamy e Devi (2004) consideram a resolução do FPORS em duas fases, por meio de Programação Evolutiva (PE). A primeira etapa considera o problema de FPO do caso base. Na segunda fase, o problema FPORS é formulado e resolvido tomando a solução obtida na primeira fase como solução inicial.

Milano, Cañizares e Invernizzi (2005) incluem no FPO restrições de estabilidade de tensão e um parâmetro de carregamento para assegurar uma margem de estabilidade adequada. Duas técnicas de solução são propostas. A primeira é uma abordagem iterativa onde calcula-se um índice baseado em um critério de contingência ($N - 1$) para uma condição operacional inicial ideal, seguida da execução do FPO para o pior caso de contingência. Este processo é repetido até que as alterações nos valores estejam abaixo de um dado limiar. Na segunda abordagem é resolvido um número reduzido de problemas FPO associados a contingências classificadas segundo análise de sensibilidade de transferência de potência das linhas de transmissão.

Azevedo et al. (2009) apresentam uma formulação para o FPORS, que possui três restrições: perda de ramo, perda de gerador e múltiplas perdas. Emprega-se um modelo com restrições de igualdade e desigualdade lineares e função objetiva quadrática separável.

2.2.2 Desafios e Panorama Atual

O FPORS torna-se mais desafiador que o FPO por diversas questões, como a dimensão do problema associado (e, conseqüentemente, a complexidade computacional envolvida) e a necessidade de se lidar com diversas estratégias de controle corretivo nos estados de pós-contingência. Esta dificuldade é maior especialmente quando variáveis de controle discretas são consideradas na formulação.

O tratamento de variáveis discretas em FPO vem recebendo atenção significativa desde o final da década de oitenta. Apesar de avanços no desenvolvimento de computadores de uso geral para lidar com problemas de PNLIM de grande porte, métodos clássicos como a *Decomposição de Benders* são ainda ineficientes diante de problemas com grande dimensionalidade e com número elevado de variáveis discretas, especialmente para aplicações em tempo real. Nestes cenários, técnicas heurísticas vêm sendo aplicadas com resultados promissores (CAPITANESCU et al., 2011).

Para o tratamento das variáveis de controle discretas, os autores Soler, Asada e Costa (2012) e Soler, Asada e Costa (2013) solucionam o problema de FPO adicionando uma função penalidade à função objetivo. Uma sequência de problemas de programação não linear portando apenas variáveis contínuas é obtida, e as soluções destes problemas

convergem para uma solução do problema misto. Os problemas de Programação Não Linear (PNL) obtidos são resolvidos por um Método Primal-Dual Barreira Logarítmica.

Capitanescu e Wehenkel (2014) formulam o FPO como um problema de PNLIM, com redução do custo de despacho dos geradores por meio de comutação de linhas de transmissão (entrada, saída, acoplamento ou divisão de barramentos, etc). Os autores propõem um algoritmo heurístico escalável para reduzir a complexidade devida ao enorme espaço combinatório, objetivando fornecer a sequência de linhas a serem removidas até que não seja possível obter uma diminuição no custo de despacho. O algoritmo identifica a linha candidata à remoção em cada etapa e resolve uma sequência de problemas de FPO não-lineares.

Capitanescu (2016) apresenta uma revisão crítica e estado da arte do problema de FPO, identificando aspectos desafiadores e estratégias de solução. Três vertentes principais são destacadas: FPO determinístico, FPO baseado em risco e FPO sob incerteza. Uma atenção especial é dada aos algoritmos de otimização que intervêm nos problemas de PNL mestre e escravo, resultantes da decomposição do problema de FPO.

Os autores Xu et al. (2016) propõem uma abordagem melhorada para o problema FPORS em que as contingências são divididas em conjuntos exclusivos para os estágios preventivo e corretivo. Na etapa preventiva, um modelo FPORS é resolvido pelo método de decomposição Benders. A fase corretiva corresponde a um modelo FPO padrão. A escolha de contingências é feita usando um Algoritmo Evolutivo.

Teeparthi e Kumar (2017) resolvem o problema de FPORS Multiobjetivo por meio de uma meta-heurística híbrida composta por *Particle Swarm Optimization* (PSO) e *Artificial Physics Optimization* (APO). O custo total de geração, as perdas de potência ativa e o índice de segurança são otimizados utilizando o algoritmo proposto para o caso base e para o caso com contingências. As simulações sugerem que o método híbrido é mais eficiente e robusto que os métodos padrões do PSO e APO em termos de obtenção de diversas soluções ótimas de Pareto.

Sharifzadeh, Amjady e Zareipour (2017) afirmam que as fontes de incerteza da geração e demanda de carga, bem como indisponibilidades de linhas de transmissão, ameaçam a segurança dos sistemas de energia. Propõem então um FPORS estocástico e um método de criação de cenários para a modelagem das incertezas envolvidas, considerando suas correlações e combinação de decisões ideais, chamadas como *here-and-now* e *wait-and-see*.

2.3 Margem de Reativos em Sistemas de Energia

Reservas de potência reativa são importantes para uma operação segura do sistema de potência, sendo que a falta das mesmas pode resultar em instabilidades e colapso de tensão. Em um sistema de energia, após a perda de uma linha de transmissão ou componentes de geração, um colapso de tensão pode ocorrer quando demandas de potência reativa não podem ser atendidas devido a limitações de produção e de transmissão de potência reativa (JAVADI et al., 2015).

O termo *margem de reativos* pode ser entendido como a diferença entre a carga reativa máxima e o valor do caso base correspondente, em um dado conjunto de barras de carga de um sistema de potência. A quantidade de margem de potência reativa disponível determina a sua proximidade à instabilidade de tensão em condições normais e de emergência. Quanto maior a margem de potência reativa, melhor é a segurança dos sistemas e vice-versa (VYJAYANTHI; THUKARAM, 2011).

No Apêndice B é encontrada uma exposição mais detalhada sobre o problema de Estabilidade de Tensão. No que segue, listam-se alguns trabalhos relevantes em FPO que consideram margem de reativos.

Cutsem (1991) propõe um método para o cálculo da margem de potência reativa em que o ponto de colapso é obtido a partir de um problema de otimização que objetiva o máximo carregamento. Consideram-se como restrições de igualdade as cargas não otimizadas, e como restrições de desigualdade os limites reativos do gerador. O problema é resolvido usando o método de Newton, e um procedimento é usado para tratar as restrições de desigualdade.

Kermanshahi, Takahashi e Zhou (1998) propõem uma nova formulação para o problema do planejamento de suporte de reativos em sistema de energia visando proporcionar uma margem máxima da estabilidade de tensão e, ao mesmo tempo, satisfazer as restrições de operação. Apesar dos problemas de operação e planejamento de energia reativa estarem enraizados na otimização do fluxo de carga, um novo modelo de FPO é introduzido, seguido por um algoritmo baseado em programação quadrática sucessiva.

Os autores Momoh e Zhu (1998) propõem uma estrutura de preços para o controle de energia reativa baseado em FPO. O custo do suporte de serviço à potência reativa é determinado com base na capacidade de contribuição para a melhoria do desempenho do sistema, como segurança, confiabilidade e economia, por meio da sensibilidade de uma função objetivo em relação ao suporte de potência reativa. O modelo objetiva minimizar as perdas no sistema, e é resolvido pelo Método de Pontos Interiores. Nesse trabalho, apresentam-se também três índices paralelos para alocação de novas fontes de VAR, com base na análise de custo-benefício, considerando análise de sensibilidade e margem de segurança de tensão. O processo hierárquico analítico é usado para considerar o efeito dos

três índices e a topologia de rede para cada candidato VAR.

Kubokawa et al. (1999) apresentam um modelo de FPO baseado no Método de Pontos Interiores primal-dual não linear, que lida com restrições de carga máxima em estado de contingência. O método desenvolvido permite obter o ponto operacional ótimo mantendo a margem de carga suficiente sob o estado de contingência.

Venkatesh, Sadasivam e Khan (2000) afirmam que o suporte de potência reativa insuficiente resulta em subtensões nos centros de carga e também limita as capacidades reais de transferência de energia, levando ao colapso de tensão. Os autores desenvolvem um modelo de programação de potência reativa ótima que minimiza as perdas de transmissão e maximiza a margem de estabilidade de tensão, sujeito às restrições de tensão do barramento de carga. Propõem também um método de solução que combina um problema multi-objetivo, Programação Linear (PL) e lógica *Fuzzy*.

Lobato et al. (2001) desenvolvem um método iterativo onde a função objetivo e as restrições são linearizadas em cada iteração. A função objetivo é representada por:

$$\min \quad P_{perdas} + \delta MR \quad (2.4a)$$

em que o termo P_{perdas} está em função das tensões de barramento, ângulos de barramento e *taps* de transformadores. O parâmetro δ é o fator de ponderação do termo MR referente a *margem de reativos*, definida como:

$$MR = \sum_{k \in \mathcal{G}} \left(\frac{Q_{g_k}}{Q_{g_k}^{max}} \right)^2 \quad (2.5)$$

em que Q_g a potência reativa gerada e Q_g^{max} é a potência reativa máxima do gerador.

A Equação (2.5) é uma norma quadrática que ao ser minimizada torna mínimos os valores de Q_{g_k} . Consequentemente, a relação entre potência reativa gerada (Q_{g_k}) e a potência reativa máxima ($Q_{g_k}^{max}$) torna-se maior, garantindo uma maior reserva de reativos ao sistema.

Para um melhor entendimento sobre a Equação (2.5), considere:

- **Caso 1:** Se $MR = 0,9$, temos:

$$\left(\frac{Q_{g_k}}{Q_{g_k}^{max}} \right) = (0,9)^2 \implies Q_{g_k} = 0,81 \times Q_{g_k}^{max} \implies Q_{g_k} = 81\% Q_{g_k}^{max}$$

- **Caso 2:** Se $MR = 0,1$, temos:

$$\left(\frac{Q_{g_k}}{Q_{g_k}^{max}} \right) = (0,1)^2 \implies Q_{g_k} = 0,01 \times Q_{g_k}^{max} \implies Q_{g_k} = 1\% Q_{g_k}^{max}$$

Logo, o **Caso 2** acarreta uma maior reserva de reativos.

Vyjayanthi e Thukaram (2011) propõem um estudo sobre margem de reativos composto de três etapas. Primeiramente são avaliadas as margens de potência reativa dos geradores, que, então, são otimizadas adicionando os dispositivos para o controle de reativos. Por fim, a capacidade de intercâmbio de potência reativa ao longo das linhas é avaliada sob o caso base, e uma análise detalhada de todas as fontes de potência reativas é realizada.

Margens de potência reativa implicitamente refletem o grau de estresse de um sistema imposto pelas transferências de potência ativa, uma vez que são uma reserva após as restrições de carga ativa serem atendidas. Como um exemplo, se o colapso do sistema fosse (hipoteticamente) alcançado puramente pelo aumento de carga ativa, a margem reativa tenderia a zero (CUTSEM, 1991).

Capítulo 3

Otimização Multiobjetivo Não Linear

Neste capítulo apresenta-se uma breve introdução sobre o problema de otimização multiobjetivo não linear, definições e conceitos importantes. São apresentados métodos de solução de POM, destacando-se o método da soma ponderada. Por fim, discorre-se sobre algoritmos multiobjetivos utilizando meta-heurísticas

3.1 Introdução

Um problema de otimização com dois ou mais objetivos que precisam ser otimizados simultaneamente é chamado de problema multiobjetivo, sendo que estes podem ser conflitantes entre si e conterem diferentes restrições a serem satisfeitas.

Neste caso, o conceito de otimalidade baseia-se na noção introduzida por Edgeworth (1881), generalizada por Pareto (1896), conhecido por *Edgeworth-Pareto ótimo* ou, simplesmente, *Pareto-ótimo*.

Em otimização multiobjetivo, trabalha-se com dois espaços: espaço de variáveis e o espaço de objetivos. O primeiro denota o local onde se faz a busca pelas soluções do problema, ou seja, o domínio das variáveis. Já o espaço de objetivos representa o espaço formado pelas funções-objetivo do problema.

A solução de um problema de minimização multiobjetivo é formada por um conjunto de soluções que apresentam um compromisso entre os objetivos. Um conjunto de soluções será denominado Pareto-ótimo se, para cada solução pertencente ao conjunto, não existir nenhuma outra solução factível capaz de reduzir o valor de um dos critérios do problema.

Esta classe de problemas tem por finalidade encontrar um vetor de variáveis de decisão que satisfaça as restrições e otimize uma função vetorial cujos elementos represen-

tam as funções objetivo. Estas funções formam uma descrição matemática dos critérios de desempenho (OSYCZKA, 1984).

3.2 Conceitos e definições

Um problema de otimização multiobjetivo pode ser escrito da seguinte forma:

$$\min \quad F(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]^T \quad (3.1a)$$

$$\text{s.a:} \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (3.1b)$$

$$h_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (3.1c)$$

$$x \in S \quad (3.1d)$$

em que:

- $f_n : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ são as funções objetivo, com $k \geq 2$ para $n = 1, 2, \dots, k$. Representam critérios de avaliação para determinar a qualidade de uma solução. Em otimização multiobjetivo, duas ou mais funções objetivo podem ser matematicamente representadas por um vetor objetivo Z , dado como: $Z = F(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]^T$;
- $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ é o vetor de variáveis de decisão e pertence à região factível (não vazio) S , que é um subconjunto do espaço de decisão $\mathbb{R}^n$. 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;
- S é o espaço de decisões, ou seja, é composto pelas restrições impostas ao problema;
- $Z = (F(S))$ é a imagem da região factível S . Os elementos de Z são chamados vetores objetivos ou vetores critérios, e são denotados por $F(x)$ ou $z = [z_1, z_2, \dots, z_k]^T$, onde $z_i = f_i(x)$ para todo $i = 1, 2, \dots, k$ valores objetivos.
- As equações $g_i(x)$ e $h_i(x)$ são as restrições impostas ao problema, que 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.

Resolver um problema de otimização multiobjetivo significa encontrar soluções eficientes, representada pelo vetor $x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$, que otimizem as funções objetivo e satisfaça as restrições (3.1b) e (3.1c). O conjunto das soluções factíveis S^* é definido como:

$$S^* = \{x \in S \mid g(x) = 0 \wedge h(x) \leq 0\} \quad (3.2a)$$

Qualquer 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^* e é definido como:

$$Z^* = F(S^*) = \{[f_1(x^*), f_2(x^*), \dots, f_k(x^*)]^T, x \in S^*\} \quad (3.3a)$$

A solução do problema é encontrada quando todas as funções objetivos alcançam seus ótimos. Nesta tese abordaremos o caso onde as funções objetivo são conflitantes. Sendo assim, tenta-se encontrar soluções boas ao invés de uma única solução ótima global, como é feito em otimização mono-objetivo.

Para um melhor entendimento, é assumido que as funções objetivos devem ser *minimizadas*. Caso alguma função objetivo f_i deva ser maximizada, será minimizada a função $-f_i$, de forma equivalente.

3.2.1 Otimalidade de Pareto

Nesta seção, está descrito um conceito fundamental na otimização o qual chamamos de otimalidade. Em problemas de otimização mono-objetivo, o foco principal está no espaço de variáveis de decisão. Já no contexto multiobjetivo o foco está no espaço de objetivos, o qual geralmente é de uma dimensão menor do que o espaço de variáveis de decisão.

O conjunto Ótimo de Pareto é representado por uma curva de *trade-off*, ou seja, soluções boas entre os objetivos. Todos os valores de função objetivo que fazem parte desta curva – também chamada de *fronteira* – são soluções atrativas para o problema multiobjetivo analisado, e cabe ao tomador de decisões optar pela solução mais adequada.

De certa forma, problemas de otimização multiobjetivo estão mal definidos, no sentido que não há ordenamento natural no espaço de objetivos, existindo apenas um ordenamento parcial. Para avaliar as soluções factíveis, a maioria das técnicas multiobjetivo utiliza o conceito de *Dominância de Pareto*, segundo o qual todas as soluções do vetor de decisão são comparadas, sendo verificada a dominância ou não de uma sobre a outra.

O conceito de dominância pode ser descrito como segue:

Definição 1 *Dominância:* Dados dois vetores de decisão x^* e $y^* \in S^*$, a solução x^* domina a solução y^* se e somente se:

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

De forma similar, para o espaço dos objetivos, uma solução $f_i(x^*)$ domina outra solução $f_i(y^*)$, se o valor de $f_i(x^*)$ não é pior que os valores de $f_i(y^*)$ em todas as funções objetivo e o valor de $f_i(x^*)$ é melhor que o valor de $f_i(y^*)$ em ao menos uma função objetivo. Hwang e Masud (1979) demonstram métodos e aplicações com detalhes sobre como avaliar as soluções factíveis em problemas multiobjetivos.

Quando o conjunto de soluções é finito, é possível comparar as soluções e dividir o conjunto das variáveis de decisão em soluções dominadas e não dominadas. As soluções não dominadas, ou Pareto-ótimas, são definidas como:

Definição 2 *Ótimo de Pareto:* Um vetor de decisão $x^* \in S$ é um Ótimo de Pareto se não existe nenhum outro vetor de decisão $x \in S$ tal que $f_i(x) \leq f_i(x^*)$ para todo $i = 1, \dots, k$ e $f_j(x) < f_j(x^*)$ para pelo menos um j .

Um vetor objetivo (solução) $z^* \in Z$ é um Ótimo de Pareto se não existe nenhum outro vetor objetivo $z \in Z$ tal que $z_i \leq z_i^*$ para todo $i = 1, \dots, k$ e $z_j < z_j^*$ para pelo menos um j ; ou equivalentemente, z^* é um Ótimo de Pareto se o vetor de decisão correspondente é um Ótimo de Pareto.

Figura 1 – Soluções ótimas de Pareto e os conjuntos S e Z . Adaptado de Mazzini (2016)

Cada ótimo de Pareto é uma solução aceitável para o problema de otimização multiobjetivo, mas é desejável obter um único ponto como solução. Ao selecionar uma solução do conjunto de soluções ótimas de Pareto, é necessário ter informações que não estão contidas nas funções objetivo. Um exemplo de mapeamento entre os espaços S e Z , e as soluções ótimas de Pareto é mostrado na Figura 1.

Para resolver um problema multiobjetivo de otimização, é necessário a cooperação de um decisor e de um analista. O decisor é uma pessoa ou um grupo de pessoas que tomará a decisão sobre qual solução escolher, o qual supõe-se ter um conhecimento amplo do problema e capacidade para expressar relações de preferências entre as diferentes soluções. O analista refere-se a uma pessoa ou programa de computador responsável pelo processo matemático de solução, gerando informações para o decisor, que levará em consideração a melhor solução de acordo com as suas preferências.

3.2.2 Métricas para POM

Dentre as várias métricas para a avaliação de soluções em problemas multiobjetivo, o chamado *ponto ideal* (também referido como ponto *utópico*) visa avaliar a proximidade de uma dada solução com relação a uma solução ideal ou preferencial infactível (EHRGOTT, 2005).

Assume-se que $\mathcal{Z}$ é não vazio e deseja encontrar números reais $\underline{z}_k$, $k = 1, \dots, p$ com $\underline{z}_k \leq z_k$ para todos $z \in \mathcal{Z}$, como mostrado na Figura 2.

Uma possibilidade óbvia é escolher: $\underline{z}_k := \min_{z \in \mathcal{Z}} z_k$. A definição sobre ponto ideal é descrita como segue:

Definição 3 O ponto $z^I = z_k^I, \dots, z_p^I$ dado por

$$\underline{z}_k^I := \min_{x \in \mathcal{X}} f_k(x) = \min_{z \in \mathcal{Z}} z_k \quad (3.4)$$

é chamado de ponto ideal do problema de otimização multiobjetivo $\min_{x \in \mathcal{X}} (f_1(x), \dots, f_p(x))$.

O ponto ideal de um problema não-convexo é mostrado na Figura 2 .

Figura 2 – Fronteira de Pareto com Ponto ideal

3.3 Métodos de Otimização Multiobjetivo

Matematicamente, um problema multiobjetivo é solucionado quando o conjunto ótimo de Pareto é encontrado. O vetor de otimização é utilizado para identificar o conjunto de Pareto do problema, mas isto não é sempre suficiente, pois deseja-se obter apenas uma solução.

O grande desafio da Otimização Multiobjetivo é encontrar soluções viáveis que otimizem simultaneamente todos os objetivos mesmo quando estes são conflitantes. Para este fim, os métodos de solução seguem basicamente duas etapas:

- **Busca de soluções:** Este aspecto refere-se ao processo de otimização no qual a região factível é direcionada para as soluções Pareto-ótimas. A busca pode se tornar difícil devido a dimensão e a complexidade do espaço de busca.
- **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 pondere os objetivos conflitantes.

Muitos autores afirmam que os métodos de Otimização Multiobjetivo podem ser classificados em três categorias básicas: *a-priori*, ou tomada de decisão antes da busca; *a-posteriori*, ou tomada de decisão depois da busca; e *iterativo*, ou tomada de decisão durante a busca.

A-PRIORI

Os métodos considerados *a-priori* são aqueles em que a busca por soluções é efetuada antes da resolução do problema, com a participação do decisor. Para atribuir-se preferências para os diferentes objetivos, duas estratégias básicas podem ser seguidas:

- Efetuar a combinação dos objetivos em um único objetivo, atribuindo pesos maiores às funções de maior preferência. Esta estratégia permite a aplicação de métodos tradicionais de otimização mono-objetivo ao problema.
- Classificar os objetivos em ordem de preferência e resolver o problema para cada um, sequencialmente, até que todos os objetivos sejam considerados.

A-POSTERIORI

Nos métodos *a-posteriori*, primeiramente realiza-se uma busca pela soluções Pareto-ótimas e, posteriormente, efetua-se a tomada de decisão. Considera-se inicialmente que

todos os objetivos têm a mesma relevância no problema. Após a definição do conjunto de soluções Pareto ótimas, a solução mais adequada é selecionada pelo decisor. Uma desvantagem desse método é o custo computacional envolvido na busca do conjunto de soluções ótimas.

ITERATIVOS

Nos modelos *iterativos*, o decisor interfere diretamente no processo de busca do conjunto Pareto-ótimo, atribuindo suas preferências e orientando a busca por regiões de maior interesse a partir das soluções parciais obtidas. Esta estratégia, muitas vezes, pode não ser viável, devido às várias intervenções do decisor (fator humano) necessárias ao processo.

Nos Métodos de Otimização Multiobjetivo, o problema multiobjetivo é transformado em um conjunto equivalente de problemas mono-objetivo, reduzindo a otimização vetorial a um problema de otimização escalar. A seguir são apresentadas algumas das principais abordagens para o tratamento de um POM.

3.3.1 Método da Soma Ponderada

Esta técnica consiste em atribuir a cada função objetivo um coeficiente de ponderação e minimizar a soma ponderada dos objetivos. Desta forma, o problema multiobjetivo é transformado em um conjunto de problemas mono-objetivo que estará associado a uma única função objetivo.

Considere o problema de otimização multiobjetivo descrito por (3.1). Suponha-se também que os coeficientes de ponderação β_i sejam números reais, com $\beta_i \geq 0$ para todo $\forall i = 1, \dots, k$, e que eles estejam normalizados, isto é $\sum_{i=1}^k \beta_i = 1$. O conjunto de problemas mono-objetivo obtido pelo método da soma ponderada é expresso por (3.5):

$$\min \quad F(x) = \sum_{i=1}^k \beta_i f_i(x) \quad (3.5a)$$

$$\text{s.a.:} \quad x \in S \quad (3.5b)$$

em que $\beta_i \geq 0$ para todo $\forall i = 1, \dots, k$ e $\sum_{i=1}^k \beta_i = 1$.

Para que funções objetivo de maior magnitude não prevaleçam sobre as demais, na função objetivo ponderada, cada um delas deve ser normalizada. A estratégia de normalização *max-min* é efetuada como segue:

$$f_i(x)^{nor} = \frac{(f_i(x) - f_i(x)^{min})}{(f_i(x)^{max} - f_i(x)^{min})} \quad (3.6)$$

em que $f_i(x)^{min}$ e $f_i(x)^{max}$ são, respectivamente, os valores mínimos e máximos encontrados para a função objetivo $f_i(x)$.

Os fatores de ponderação devem ser definidos pelo tomador de decisão, levando em consideração a importância de cada objetivo. As soluções Pareto-ótimas são encontradas resolvendo-se iterativamente o problema (3.5) para diferentes valores de β_i .

Para uma interpretação geométrica do método da soma ponderada, considere o seguinte problema com duas funções objetivo $f_1(x)$ e $f_2(x)$, um vetor de pesos $w = (w_1, w_2)^T$ e a função objetivo y , que deve ser minimizada:

$$\min \quad y = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) \quad (3.7a)$$

$$\text{s.a.:} \quad x \in S \quad (3.7b)$$

Ao dividir a Equação (3.7a) pelo peso w_2 , será definida uma dada reta L , tangente ao espaço objetivo factível em um ponto Pareto-ótimo, descrita por:

$$\min \quad f_2(x) = -\frac{w_1}{w_2} f_1(x) + \frac{y}{w_2} \quad (3.8a)$$

$$\text{s.a.:} \quad x \in S \quad (3.8b)$$

em que $-\frac{w_1}{w_2}$ representa sua inclinação e $\frac{y}{w_2}$ seu ponto de intersecção com o eixo f_2 .

A resolução de um problema multiobjetivo por meio do método da soma ponderada consiste em gerar diferentes retas suportes definidas pelo parâmetro de pesos. Na Figura 3, é possível observar que, em geral, nem todos os pontos Pareto-ótimos admitem retas tangentes para um dado problema multiobjetivo não convexo. No presente caso, a fronteira Pareto-ótima pode ser dividida em 3 regiões lineares: BD, DG e GH. Na região DG, os pontos C e F não possuem retas tangentes, ou seja, estes pontos não podem ser encontrados pela minimização da Equação (3.7a).

Figura 3 – Interpretação geométrica de soluções Pareto-Ótimas.

Análises adicionais sobre a técnica da soma ponderada são apresentadas em Chankong e Haimes (1983).

3.3.2 Método ϵ -restrito

Este método baseia-se nos seguintes teoremas (CHANKONG; HAIMES, 1983):

Teorema 1 *Se x^* é uma solução Pareto-ótimo para um problema multiobjetivo, existem inteiros $j = 1, \dots, k$ e reais ϵ_j , tais que x^* resolve o problema (3.9).*

Teorema 2 *Se x^* é solução única de (3.9), para algum $j = 1, \dots, k$, então x^* é uma solução Pareto-ótima.*

Teorema 3 *Se x^* é Pareto-ótima, x^* resolve o problema(3.9), para todo j .*

No método ϵ -restrito, apenas uma das funções objetivos é selecionada para ser otimizada, enquanto todas as demais são convertidas em restrições de desigualdade por meio da definição de um limite superior ϵ para cada uma delas.

O problema (3.1), formulado segundo o método ϵ -restrito, é dado por:

$$\min \quad f_l(x) \quad l \in \{1, \dots, k\} \quad (3.9a)$$

$$\text{s.a:} \quad f_j(x) \leq \epsilon_j \quad j = 1, \dots, k \text{ e } j \neq l; \quad (3.9b)$$

$$x \in S \quad (3.9c)$$

onde cada ϵ_j representa um valor máximo para $f_j(x)$.

Essa abordagem pode ser usada em problemas com espaço objetivo convexo, não convexo ou discreto. A construção do conjunto Pareto-ótimo, neste caso, dependerá da variação de ϵ_j , porém, a existência de soluções dentro do subconjunto encontrado não é garantida, podendo este, para determinados valores de ϵ_j , ser nulo.

3.3.3 Algoritmos Multiobjetivos utilizando Meta-heurísticas

Os métodos de tomada de decisões multiobjetivo apresentados anteriormente foram formulados utilizando técnicas de otimização mono-objetivo. Entretanto, abordagens relacionadas à computação evolucionária permitem resolver problemas multiobjetivo diretamente. A computação evolucionária constitui uma família de métodos estocásticos de otimização baseada no processo de evolução natural das espécies (YU; GEN, 2010).

Nesta seção serão apresentados os principais métodos estocásticos que utilizam computação evolucionária.

SPEA2

No método *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), busca-se encontrar múltiplas soluções de Pareto Ótimo por meio de programação evolutiva. As melhores soluções em cada iteração são armazenadas usando o conceito de dominância de Pareto, de forma a atribuir valores da função de aptidão (função *fitness*) para os indivíduos e reduz o número de soluções não nomeadas sem prejudicar as características do Pareto Ótimo (ZITZLER; TEICH; BHATTACHARYYA, 1999).

Uma versão melhorada chamada SPEA2 foi proposta por Zitzler, Laumanns e Thiele (2001), que incorpora uma estratégia de ajuste fino da função de aptidão e uma técnica para estimar a densidade juntamente com um método de truncamento. É considerada uma abordagem evolutiva que utiliza duas populações: uma gerada pelas operações evolutivas (P_1) e outra – denotada como população externa (P_2) – que possui apenas soluções não dominadas encontradas pelo algoritmo. Na inicialização do algoritmo, P_2^0 é a população inicial e P_1^0 a população de filhos. A função de aptidão é avaliada para cada indivíduo em (P_1^I) e (P_2^I) , em que $I = 1, \dots, I$. Na etapa de seleção, os indivíduos não dominados em $P_1^I \cup P_2^I$ são adicionados a P_2^{I+1} . Caso o número de soluções seja maior que a população, um corte é realizado para reduzir o número de soluções. Caso o critério

de parada não tenha sido satisfeito, dá-se então prosseguimento à seleção de pares para o *crossover*, onde é utilizado um torneio binário em (P_2^{I+1}) para selecionar os pares de pais necessários. Em seguida, os operadores evolutivos de *crossover* e mutação são aplicados, gerando a população (P_1^{I+1}) . Após esse procedimento, o algoritmo retorna para a etapa de atribuição da função de aptidão. As etapas básicas do SPEA2 estão sumariadas no Algoritmo 1.

No SPEA2, o número de indivíduos dominados é utilizado como função de aptidão, que é avaliada considerando as soluções de ambas as populações. O método de corte reduz o número de indivíduos da população, auxiliando na preservação da diversidade da população. Posteriormente, é realizado o cálculo da média das distâncias euclidianas no espaço objetivo, considerando as duas soluções mais próximas. A solução com menor média é removida, de forma a manter uma fronteira de soluções não dominadas com maior variedade.

Algoritmo 1: Algoritmo do SPEA2

```

Inicialização;
Atribuição da função fitness;
Seleção;
enquanto Critério de Parada não satisfeito faça
    Seleção de pares;
    Operações Evolutivas;
    Atribuição da função fitness;
    Seleção;
fim

```

NSGA2

Diferentemente do SPEA2, o método NSGA2 – *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm 2* não armazena soluções não dominadas, mas somente as melhores delas por meio de um procedimento elitista (DEB et al., 2002).

Os pares de *pais* são selecionados a partir da população inicial (P_1^0) , onde a função de aptidão é calculada e classificada em fronteiras. Utiliza-se um torneio binário em (P_1^I) , com $I = 1, \dots, I$, em que a classificação de fronteira e a medida *crowding distance* (distância média entre uma solução da fronteira e suas duas soluções mais próximas) são utilizadas como critérios de seleção. Após esse processo, as operações evolutivas de *crossover* e mutação são aplicadas, gerando a população de *filhos* (P_2^0) . Em seguida, as populações de *pais* e *filhos* são combinadas e classificadas em fronteiras.

A seleção é feita de maneira elitista, utilizando a classificação em fronteira e a medida *crowding distance*, quando necessário. Caso o critério de parada não tenha sido atingido, o algoritmo retorna ao passo de seleção dos pares para o *crossover*. Caso contrário, a primeira fronteira da população (P_1) atual será o conjunto de soluções não dominadas do algoritmo. O método NSGA2 está resumido no Algoritmo 2.

Algoritmo 2: Algoritmo do NSGA2

```

Inicialização;
Atribuição da função fitness;
Classificação em fronteiras;
enquanto Critério de Parada não satisfeito faça
    Seleção de pares;
    Operações Evolutivas;
    Combinação de pais e filhos;
    Cálculo da função fitness;
    Classificação em fronteiras;
fim
  
```

A classificação das soluções em fronteiras é feita utilizando um Método de Dominação (FONSECA; FLEMING, 1993). Inicialmente, determinam-se as soluções não dominadas da população compondo a primeira fronteira. Ao determinar as soluções não dominadas da segunda fronteira, exclui-se as soluções da primeira. Esse processo é feito até que todas as soluções sejam inseridas em uma fronteira.

Nesta tese abordaremos um POM e sua resolução será feita através das meta-heurísticas EPSO e DEEPSO, descritas no capítulo a seguir, juntamente com o Método da Soma Ponderada transformando o problema multiobjetivo em mono-objetivo atribuindo a cada função objetivo um coeficiente de ponderação.

Capítulo 4

Modelagem multiobjetivo do Fluxo de Potência Ótimo com Restrições de Segurança considerando Variáveis discretas e Meta-heurísticas

O FPORS é um problema não linear, não convexo, de grande porte e possui variáveis contínuas e discretas, podendo ser classificado como um problema de programação não linear inteira mista. A consideração de restrições associadas à segurança aumenta consideravelmente a complexidade computacional envolvida, que cresce proporcionalmente às dimensões das redes elétricas e, conseqüentemente, ao número de eventos de segurança a ser investigado (CAPITANESCU, 2016).

Muitos fatores podem contribuir para que a operação dos sistemas de energia elétrica trabalhe nas proximidades dos limites operativos, como por exemplo o crescimento da demanda de energia e restrições econômicas e ambientais, fazendo com que alguns critérios de segurança não sejam satisfeitos (KABOURIS et al., 2000). Nesse contexto, tem-se tornado cada vez mais importante determinar quão distante o sistema encontra-se operando de seu limite de estabilidade, razão pela qual restrições que envolvam conceitos como margem de potência reativa sejam fundamentais para a operação econômica e segura.

Como discutido no Capítulo 3, em problemas de otimização onde dois ou mais objetivos conflitantes concorrem entre si, conjuntos denominados pareto-ótimos podem ser definidos, onde uma melhor solução dentro de um dado espaço de busca pode ser encontrada (MIETTINEN, 1999). As características naturais do FPORS, um problema geralmente de grandes proporções e elevado número de restrições a serem satisfeitas, o tornam particularmente atrativo a uma formulação do tipo multiobjetivo. Este fato torna-se ainda mais evidente quando o tratamento de variáveis discretas é adicionado ao modelo,

como será mostrado neste capítulo.

Esta tese propõe a modelagem do FPORS com variáveis discretas como um problema multiobjetivo reformulado pelo método da Soma Ponderada. Optou-se por resolver o modelo mono-objetivo resultante por meio das meta-heurísticas EPSO (MIRANDA; FONSECA, 2002) e DEEPSO (MIRANDA; ALVES, 2013), de forma a contornar a dificuldade encontrada por métodos clássicos na solução ótima de problemas do tipo PNLCD de elevada dimensionalidade (LI et al., 2013; SOLER; ASADA; COSTA, 2013; YANG; FENG, 2015). Além de serem métodos flexíveis e de implementação simples, são auto-adaptáveis, no sentido que superam mínimos locais e exploram de forma eficiente o espaço de busca (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003; ABIDO, 2002). Meta-heurísticas avançadas incorporam estratégias de memória ao longo do processo iterativo, o que as torna computacionalmente atrativas (BLUM; ROLI, 2003).

Para um melhor entendimento, este Capítulo está organizado como segue. Na Seção 4.1 são descritas as estratégias utilizadas neste trabalho para o tratamento de variáveis de controle discretas. A Seção 4.2 discorre sobre otimização via métodos heurísticos. Os algoritmos DEEPSO e EPSO são, então, apresentados. Finalmente, na Seção 4.3 definem-se os modelos propostos nesta tese, a implementação computacional envolvida, técnicas e ferramentas utilizadas.

4.1 Tratamento de variáveis de controle contínuas e discretas e restrições de desigualdade

Em linhas gerais, para a modelagem de variáveis relacionadas a *taps* de transformadores aplica-se uma função auxiliar do tipo senoidal, como proposto em Soler, Asada e Costa (2013), onde variáveis discretas são tratadas como contínuas e incorporadas à função objetivo do problema original por meio de um parâmetro de penalidade. Já para o tratamento de dispositivos *shunt*, utiliza-se uma função polinomial proposta por Gisvold e Moe (1972). Variáveis de controle relacionadas a magnitude de tensão são tratadas por uma função penalidade quadrática (FIACCO; MCCORMICK, 1990).

4.1.1 Função de discretização Senoidal

Considere o seguinte problema de PNLCD:

$$\min \quad f(x) \quad (4.1a)$$

$$sa \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (4.1b)$$

$$h_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (4.1c)$$

$$x_{1_i}^{min} \leq x_{1_i} \leq x_{1_i}^{max} \quad i = 1, \dots, m_1 \quad (4.1d)$$

$$x_{2_i} \in \mathcal{D}_{x_{2_i}} \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (4.1e)$$

em que $x_1 \in \mathbb{R}^{m_1}$ e $x_2 \in \mathcal{D}_{x_2} \subset \mathbb{R}^{m_2}$ são os vetores das variáveis contínuas e o vetor das variáveis discretas, respectivamente, com $x = (x_1, x_2)$ e $x \in \mathbb{R}^n$; $x_1^{min}, x_1^{max} \in \mathbb{R}^{m_1}$ são os vetores dos limites inferior e superior das variáveis contínuas x_1 ; $\mathcal{D}_{x_{2_i}}$ é o conjunto dos valores discretos de cada variável x_{2_i} ; $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$; $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$, com $p < n$; $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^q$.

Segundo Soler, Asada e Costa (2012) e Soler, Asada e Costa (2013), variáveis discretas podem ser manipuladas como contínuas por meio de funções senoidais incorporadas à função objetivo, transformando o problema de PNLCD em um problema de PNL.

Para o tratamento das variáveis discretas x_2 em (4.1), é possível definir uma função $\phi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\phi(y_i) = \left[\text{sen} \left(\frac{y_i}{y_i^{sup} - y_i^{inf}} \pi + \alpha_i \right) \right]^2, \quad (4.2)$$

em que y_i^{sup} é o valor discreto em $\mathcal{D}_{x_{2_i}}$ imediatamente superior a y_i ; y_i^{inf} é o valor discreto em $\mathcal{D}_{x_{2_i}}$ imediatamente inferior a y_i ; e α_i é uma constante definida no intervalo $[0, \pi]$ tal que a função ϕ se anule quando $y_i = x_{2_i} \in \mathcal{D}_{x_{2_i}}$.

A função ϕ assume valores da seguinte forma:

$$\phi(y_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } y_i \in \mathcal{D}_{x_i} \\ \rho > 0 & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (4.3)$$

ou seja, ϕ é nula se, e somente se, y_i assumir valores discretos; e ρ é um número real maior que zero.

Através da incorporação de funções ϕ para cada variável discreta na função objetivo do problema (4.1), obtém-se o seguinte problema modificado, compondo a função objetivo aumentada:

$$\min \quad f(x) + \gamma \sum_{i=1}^{m_2} \phi(x_{2_i}) \quad (4.4a)$$

$$sa \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (4.4b)$$

$$h_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (4.4c)$$

$$x_{1_i}^{min} \leq x_{1_i} \leq x_{1_i}^{max} \quad i = 1, \dots, m_1 \quad (4.4d)$$

$$x_{2_i}^{min} \leq x_{2_i} \leq x_{2_i}^{max} \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (4.4e)$$

em que $\gamma > 0$ é um parâmetro de penalidade que controla da amplitude da função ϕ ; $x_1 \in \mathbb{R}^{m_1}$ e $x_2 \in \mathbb{R}^{m_2}$ são vetores de variáveis contínuas, com $x = (x_1, x_2)$ e $x \in \mathbb{R}^n$ em que $n = m_1 + m_2$; $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$; $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$, com $p < n$; e $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^q$.

No problema modificado (4.4), as funções f , g e h são de classe C^2 e $x_2^{min}, x_2^{max} \in \mathbb{R}^{m_2}$ são os vetores dos limites inferior e superior, respectivamente, das variáveis contínuas x_2 , com $x_2^{min} = \min\{\mathcal{D}_{x_2}\}$ e $x_2^{max} = \max\{\mathcal{D}_{x_2}\}$ para $i = 1, \dots, m_2$.

Como a função senoidal $sen(y)$ é nula somente quando $y = n\pi$, sendo $n \in \mathbb{Z}$, a determinação da constante α na função ϕ , definida em função de $x_2 \in \mathcal{D}_{x_2}$, é da seguinte forma:

$$\frac{x_2}{x_2^{sup} - x_2^{inf}}\pi + \alpha = n\pi \quad \Rightarrow \quad \alpha = \left(n - \frac{x_2}{x_2^{sup} - x_2^{inf}}\right)\pi. \quad (4.5)$$

Portanto, como $\alpha \in [0, \pi]$, n deve ser igual ao inteiro superior mais próximo de:

$$\frac{x_2}{x_2^{sup} - x_2^{inf}}. \quad (4.6)$$

Quando o conjunto de valores discretos $\mathcal{D}_{x_2}$ é formado por elementos igualmente espaçados, α é igual para todos os intervalos de $\mathcal{D}_{x_2}$. Para elementos não igualmente espaçados, α deve ser especificado em função de cada intervalo de $\mathcal{D}_{x_2}$. Nestes casos, a função ϕ passa a ser definida por partes.

O algoritmo da função senoidal consiste na resolução de uma sequência de problemas modificados (4.4) alterando-se o valor de γ até que todas as variáveis associadas às variáveis discretas do problema original assumam valores discretos. O valor inicial do parâmetro γ é fundamental para a solução do problema. Em cada iteração, γ é incrementado da seguinte forma:

$$\gamma^{k+1} = c\gamma^k \quad (4.7)$$

em que c é um fator de ajuste do crescimento, definido no intervalo $(1, 10]$, e k representa a k -ésima iteração do algoritmo. O processo de resoluções sucessivas do problema (4.4) e de ajuste do parâmetro γ segue até que $|x_{2_i}^k - x_{2_i}'|_\infty \leq \xi_1$, em que $x_{2_i}' \in \mathcal{D}_{x_2}$ é o valor discreto mais próximo de $x_{2_i}^k$, para $i = 1, \dots, m_2$, e ξ_1 é a tolerância de discretização.

4.1.2 Função de discretização Polinomial

De acordo com Gisvold e Moe (1972), a função de discretização polinomial $\psi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ para o tratamento das variáveis discretas x_2 , na resolução de problemas como (4.1), assume valores da seguinte forma:

$$\psi(y_i) = \begin{cases} 0 & \text{se } y_i \in D_{x_{2_i}} \\ \mu > 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.8)$$

em que $\psi(y_i)$ é dada por:

$$\psi(y_i) = (4q_i(1 - q_i))^{2\beta_1} \quad (4.9)$$

e

$$q_i = \frac{(y_i - y_i^{inf})}{(y_i^{sup} - y_i^{inf})} \quad (4.10)$$

em que μ é um número real maior que zero; y_i^{sup} é o valor discreto em $\mathcal{D}_{x_{2_i}}$ imediatamente superior a y_i e y_i^{inf} é o valor discreto em $\mathcal{D}_{x_{2_i}}$ imediatamente inferior a y_i .

O valor máximo de cada termo da soma (4.9) é 1.0, e para qualquer $\beta_1 > 1$, a função é contínua na sua primeira derivada em relação ao ponto de diferenciação.

Incorporando a função ψ na função objetivo do problema (4.1), obtém-se um problema modificado, dado como:

$$\min \quad f(x) + \nu \sum_{i=1}^{m_2} \psi(x_{2_i}) \quad (4.11a)$$

$$sa : \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (4.11b)$$

$$h_i(x) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (4.11c)$$

$$x_{1_i}^{min} \leq x_{1_i} \leq x_{1_i}^{max} \quad i = 1, \dots, m_1 \quad (4.11d)$$

$$x_{2_i}^{min} \leq x_{2_i} \leq x_{2_i}^{max} \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (4.11e)$$

em que ν é o parâmetro de penalidade que controla a amplitude da função ψ .

As equações dos problemas modificados (4.4) e (4.11) são semelhantes, porém diferem quanto a função de discretização adotada em cada uma.

O parâmetro β_1 influencia a forma da função ψ , no sentido que, quanto maior seu valor, maior a quantidade de valores próximos a zero na vizinhança dos valores discretos.

A função ψ pode tratar tanto variáveis discretas atualizadas por passos iguais – cujos valores possíveis são igualmente espaçados – quanto variáveis discretas atualizadas por passos diferentes.

Considerando o problema modificado (4.11), o parâmetro de penalidade ν_k (fator de ponderação da função) deve ser inicialmente suficientemente pequeno de forma a permitir a obtenção de uma superfície de resposta unimodal. Isto pode ser alcançado definindo:

$$\nu\psi' \ll F' \quad (4.12)$$

em que

$$\psi' = 4^{\bar{\beta}} \bar{\beta} \frac{(\bar{\beta} - 1)^{(\bar{\beta} - 1)}}{2} (2\bar{\beta} - 1)^{\frac{1}{2} - \bar{\beta}} \quad (4.13)$$

representa uma estimativa do gradiente máximo para a superfície ψ , $\bar{\beta} = 2\beta_1$ e F' é a medida do grau de inclinação da superfície de resposta f , dado por:

$$F' = \sqrt{\frac{\nabla f^T \nabla f}{n}} \quad (4.14)$$

em que ∇f é o gradiente da função objetivo f com relação às variáveis discretas e n é o tamanho de ∇f .

Com base na Equação (4.12), é razoável determinar o valor inicial, ν_0 , pela seguinte expressão:

$$\nu_0 = \delta \cdot \frac{F'(x^0)}{\psi'(\beta_1)} \quad (4.15)$$

com

$$0.001 \leq \delta \leq 0.1.$$

em que x^0 representa os valores iniciais das variáveis contínuas e discretas para o início da busca. Considerações adicionais acerca do parâmetro ν_0 são apresentadas em Gissvold e Moe (1972).

Finalmente, a partir do valor inicial ν_0 , uma série de problemas da forma (4.11) são resolvidos, com ν sendo gradualmente incrementado. O ajuste do crescimento de ν é dado por:

$$\nu^{k+1} = \ell \nu^k \quad (4.16)$$

em que ℓ é um parâmetro de ajuste de ν , definido no intervalo $(1, 10]$, e k representa a k -ésima iteração do processo.

4.1.3 Restrições de desigualdade com penalidade quadrática

A principal motivação do uso de funções penalidades quadráticas é transformar problemas de otimização restritos em problemas irrestritos, por meio da adição ou subtração de um valor na função objetivo baseado na violação das restrições presente em uma determinada solução (FIACCO; MCCORMICK, 1990).

Incorporando a função penalidade na função objetivo do problema (4.1), obtém-se o problema modificado dado por:

$$\min \quad f(x) + r_{1_i} \sum_{i=1}^q F_{1_i}(x) + r_{2_i} \sum_{i=1}^{m_1} F_{2_i}(x_{1_i}) + r_{3_i} \sum_{i=1}^{m_1} F_{3_i}(x_{1_i}) \quad (4.17a)$$

$$sa \quad g_i(x) = 0 \quad i = 1, \dots, p \quad (4.17b)$$

$$x_{2_i} \in D_{x_{2_i}} \quad i = 1, \dots, m_2 \quad (4.17c)$$

$$(4.17d)$$

em que r_{1_i} , r_{2_i} e r_{3_i} são constantes positivas chamadas de *parâmetros de penalidade*; e $F_{1_i}(x)$ e $F_{2_i}(x_{1_i})$ e $F_{3_i}(x_{1_i})$ são funções penalidades para as restrições de desigualdades, definidas por:

$$F_{1_i}(x) = \max(0, h_i(x))^2 \quad (4.18a)$$

$$F_{2_i}(x_{1_i}) = \max(0, -x_{1_i}^{min} - x_{1_i})^2 \quad (4.18b)$$

$$F_{3_i}(x_{1_i}) = \max(0, x_{1_i} - x_{1_i}^{max})^2 \quad (4.18c)$$

4.2 Otimização por meio de Meta-heurísticas

Heurística é uma técnica de otimização que, através de passos bem definidos, busca encontrar soluções de boa qualidade por meio de procedimentos que podem ser aproximados ou não. Estes são limitadas por estagnarem em soluções ótimas locais. Meta-heurísticas podem ser consideradas como uma evolução dos algoritmos heurísticos, adaptadas para problemas de maior complexidade, possuindo melhor evolução em otimização matemática complexa, particularmente apropriadas a problemas multiobjetivos.

Segundo Glover e Kochenberger (2003), meta-heurísticas são métodos de solução que coordenam procedimentos de busca, por exemplo, heurísticas, com estratégias para evitar mínimos locais e realizar uma busca robusta no espaço de soluções do problema. Diferentemente das técnicas de otimização tradicionais, que possuem provas de convergência para as soluções Pareto-ótimas, as soluções são obtidas ao longo de um conjunto de transições através do espaço de soluções (AMORIM, 2006). São métodos conceitualmente simples, de modelagem flexível, fácil implementação e computacionalmente efi-

cientes (ABIDO, 2002), onde é possível controlar e explorar o espaço de busca entre o ótimo local e global, aumentando a capacidade de busca e evitando convergência prematura.

Na presente pesquisa, duas estratégias promissoras dentro deste contexto foram investigadas, as técnicas EPSO (*Evolutionary Particle Swarm Optimization*), ou *Otimização Evolutiva por Enxame de Partículas*, e DEEPSO (*Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization*), ou *Otimização Evolutiva Diferencial por Enxame de Partículas*, baseadas no algoritmo tradicional PSO.

4.2.1 *Evolutionary Particle Swarm Optimization* - EPSO

O algoritmo PSO padrão (KENNEDY; EBERHART, 1995) simula a migração e agregação de bandos de aves à procura de alimentos. Em uma analogia com otimização, o bando representa o conjunto de soluções, sendo cada ave representando uma das p partículas ou soluções candidatas, e o alimento representando a função objetivo.

As partículas percorrem o espaço de busca do problema com uma dada velocidade v , seguindo as melhores posições encontradas até o momento corrente, tanto das próprias partículas quanto pelo bando como um todo. As melhores posições são normalmente designadas como $pbest$ – a melhor posição de uma partícula – e $gbest$, melhor posição do conjunto de partículas. Ao final do processo, a melhor ou as melhores soluções segundo uma dada função de aptidão, são selecionadas como o resultado do problema de otimização.

Uma dificuldade encontrada no algoritmo PSO é a convergência prematura das partículas no espaço de busca, fazendo com que, muitas vezes, o resultado encontrado não seja o esperado. O método EPSO, proposto por Miranda e Fonseca (2002), considera uma diversidade de candidatos à solução, aplicando estratégias evolutivas de replicação, mutação, reprodução, avaliação e seleção ao PSO tradicional.

A regra de movimento é determinada por três parâmetros estratégicos, denominados inércia, memória e cooperação.

Pode-se afirmar que o EPSO busca combinar as principais características das duas estratégias. É, em essência, um algoritmo PSO, pois há troca de informações entre as soluções ao longo do espaço de busca. É também um método de computação evolutiva, pois as características da solução são mudadas e passadas para as gerações seguintes, por meio de um mecanismo de seleção. Em muitos casos, o EPSO é mais robusto que o PSO clássico, devido a sua insensibilidade aos valores iniciais dos parâmetros. Apresenta também resultados promissores quando comparado a outras meta-heurísticas como o *Simulated Annealing* (SA) (MIRANDA; FONSECA, 2002).

O algoritmo EPSO consiste em um processo de seleção e auto adaptação dos

parâmetros do PSO clássico, seguindo basicamente as seguintes etapas:

- **Replicação:** cada partícula é replicada n vezes.
- **Mutação:** cada partícula tem seus pesos w mutados.
- **Reprodução:** cada partícula que sofre mutação gera descendentes, de acordo com a regra de movimento de partículas.
- **Avaliação:** cada descendente tem sua função de aptidão avaliada.
- **Seleção:** segundo um torneio estocástico, as melhores partículas sobrevivem para formar uma nova geração.

O parâmetro velocidade do algoritmo EPSO é calculado pela seguinte expressão:

$$v_p^{k+1} = w_{0_p}^{*k} v_p^k + w_{1_p}^{*k} (pbest_p - x_p^k) + w_{2_p}^{*k} (gbest^{*k} - x_p^k) \quad (4.19)$$

em que $w_{0_p}^*$, $w_{1_p}^*$ e $w_{2_p}^*$ são parâmetros de ponderação designados como *inércia*, *memória* e *cooperação*, respectivamente. A Figura 4 ilustra o conceito do movimento da partícula em função dos parâmetros $w_{0_p}^*$, $w_{1_p}^*$ e $w_{2_p}^*$ (MIRANDA; FONSECA, 2002).

Cada um dos parâmetros sofre um processo de mutação, expresso por:

$$w_{[0,1,2]p}^{*k} = w_{[0,1,2]p}^k + \tau N(0; 1) \quad (4.20)$$

em que:

- $w_{[0,1,2]p}^k = [w_{0_p}^*, w_{1_p}^*, w_{2_p}^*]$;
- $N(0, 1)$ é uma variável aleatória com distribuição Gaussiana com média zero e variância 1 (um);
- e τ é um parâmetro de aprendizagem.

Após o cálculo do parâmetro velocidade v_p^{k+1} , a próxima posição da partícula p é determinada considerando sua posição atual e sua velocidade atual, da seguinte forma:

$$x_p^{k+1} = x_p^k + v_p^{k+1} \quad (4.21)$$

Figura 4 – Ilustração do movimento da partícula x_p^k .

Por fim, o melhor resultado global é distribuído aleatoriamente, como segue:

$$gbest^{*k} = gbest^k + \tau' N(0; 1) \quad (4.22)$$

em que τ e τ' são parâmetros de aprendizagem, podendo serem fixos ou tratados como parâmetro estratégicos também sujeito a mutação.

O processo de otimização por meio do EPSO está sumarizado no Algoritmo 3.

4.2.2 Differential Evolutionary Particle Swarm Optimization - DEEPSO

O algoritmo *Evolução Diferencial por Enxame de Partículas*, ou DEEPSO, proposto por Miranda e Alves (2013), é uma meta-heurística que faz fusão de características distintas dos algoritmos evolutivos EPSO e *Differential Evolution* (DE). Pode ser visto tanto como um método de otimização por enxame de partículas, com propriedades de seleção e autoadaptação, quanto como um que implementa as regras de recombinação aplicadas no PSO.

Algoritmo 3: EPSO

Determine o número de partículas no conjunto P ;
 Determine o número total de iterações $iter_{max}$;
 Inicialize aleatoriamente a posição inicial x de cada partícula p do conjunto P ;
 Inicialize aleatoriamente o parâmetro velocidade v de cada partícula p ;
enquanto $iter^k \leq iter_{max}$ **faça**
 Para cada partícula p do conjunto P , calcule:
 A função de aptidão;
 A melhor posição $pbest$ da partícula até o momento;
 A melhor aptidão $gbest$ de toda a população;
 Calcule o parâmetro peso por (4.20);
 Atualize a velocidade da partícula p utilizando (4.19);
 Atualize a posição da partícula utilizando (4.21);
 $iter^k = iter^k + 1$
fim

Em certo sentido, no algoritmo DE original, efetua-se uma amostra de um gradiente da função objetivo, tomando-se valores aleatórios da população. O mesmo tipo de amostragem é produzida pela equação de movimento (4.21) do PSO, porém tomando-se a posição atual da partícula $pbest$. No DEEPSO, a geração de novos indivíduos é dada por meio da recombinação de soluções correntes e pela seleção das melhores soluções obtidas na população anterior. Isto é feito de modo que a população é melhorada gradualmente por meio da aptidão dos melhores indivíduos a cada geração, até que um determinado critério de parada seja atingido.

Um dos grandes diferenciais do DEEPSO está em uma melhor percepção do processo de otimização por meio da comparação de diferentes soluções. Visando aproveitar ao máximo as informações no espaço de busca, o DEEPSO faz uso de um conjunto de memória, que substitui o conceito original *memória* na equação velocidade, da seguinte forma:

$$v_p^{k+1} = w_{0p}^{k*} v_p^k + w_{1p}^{k*} (X_r^k - x_p^k) + PP(w_{2p}^{k*} (gbest^{k*} - x_p^k)) \quad (4.23)$$

em que PP é uma matriz diagonal contendo variáveis binárias de valores unitários, com probabilidade pp , e valores nulos com probabilidade $(1 - pp)$. O parâmetro X_r é determinado seguindo umas das seguintes estratégias:

- **DEEPSO Sg:** X_r^k é escolhido aleatoriamente utilizando o vetor de partículas (x_p^k) – exceto (x_p^k) – apenas uma vez na iteração atual, sendo usado para o componente da equação velocidade (4.23) para todas as partículas;
- **DEEPSO Sg-rnd:** X_r^k é escolhido aleatoriamente na iteração atual para cada componente da equação velocidade (4.23) de cada partícula, a partir do vetor de partículas (x_p^k) – exceto (x_p^k) .

- **DEEPSO Pb:** X_r^k é escolhido aleatoriamente a partir do vetor que possui a melhor posição de uma partícula ($pbest$), apenas uma vez na iteração atual, ou seja, possuirá o mesmo valor para todas as partículas na iteração atual;
- **DEEPSO Pb-rnd:** X_r^k é escolhido aleatoriamente na iteração atual a partir do vetor $pbest$, para cada componente da equação velocidade (4.23), sendo diferente para cada partícula na iteração atual.

Aplicações da meta-heurística DEEPSO em diferentes problemas de otimização são apresentadas em Miranda e Alves (2014), Carvalho et al. (2015b), Pinto et al. (2015) e Iwata e Fukuyama (2016). As etapas gerais do método estão resumidas no Algoritmo 4.

Algoritmo 4: DEEPSO

Determine o número de partículas no conjunto P ;
Determine o número total de iterações $iter_{max}$;
Inicialize aleatoriamente a posição inicial x de cada partícula p do conjunto P ;
Inicialize aleatoriamente a velocidade v de cada partícula p ;
enquanto $iter^k \leq iter_{max}$ **faça**
 Para cada partícula p do conjunto P calcule:
 A função de aptidão;
 A melhor posição $pbest$ da partícula até o momento;
 A melhor aptidão $gbest$ de toda a população;
 Calcule o parâmetro peso por (4.20);
 Atualize a velocidade da partícula p utilizando (4.23);
 Atualize a posição da partícula utilizando (4.21);
 $iter^k = iter^k + 1$
fim

4.3 FPORS Multiobjetivo

A abordagem proposta insere-se no contexto de FPORS na geração de pontos de operação que buscam manter o sistema em um estado seguro, antes e depois de uma contingência. Como funções objetivo são consideradas a minimização de perdas e do termo que aumenta a margem de reativos. Restrições de igualdade e desigualdade são aplicadas aos estados pré e pós-contingência. Para a efetivação de critérios de segurança, são analisados somente eventos de saídas de circuitos, que são pré-selecionadas segundo um índice de máximo carregamento. As contingências são classificadas em ordem de severidade e três dos cenários mais severos de contingência são analisados. Variáveis discretas são incorporadas segundo as estratégias apresentadas nas Seções 4.1.1 e 4.1.2. Finalmente, as meta-heurísticas EPSO e DEEPSO são aplicadas na resolução do modelo considerado. O conjunto-solução final pode ser escolhido segundo as preferências do decisor.

Para um melhor entendimento, as principais nomenclaturas utilizadas nesta Seção estão listadas a seguir.

Conjuntos

$\mathcal{B}$	Todas as barras do sistema.
$\mathcal{G}$	Barras de geração.
$\mathcal{G}'$	Barras de geração, excluindo a barra <i>slack</i> .
$\mathcal{B}^{sh}$	Barras de controle de reativo <i>shunt</i> .
$\mathcal{C}$	Barras de carga.
$\mathcal{L}$	Linhas de transmissão.
$\mathcal{T}$	Transformadores em-fase com <i>tap</i> variável.
Ω_k	Barras vizinhas à barra k .
0	refere-se ao conjunto pré contingências, ou seja, ao caso base.
$\mathcal{M}$	refere-se ao conjunto de possíveis perturbações investigados.

Parâmetros

β	parâmetro de ponderação dos termos das funções objetivos.
γ	parâmetro de penalidade que controla da amplitude da função senoidal.
ν	parâmetro de penalidade que controla a amplitude da função polinomial.
r_1, r_2, r_3	parâmetros de penalidade quadrática.

Variáveis

V	vetor das magnitudes de fase da tensão nas barras do sistema.
θ	vetor dos ângulos de fase da tensão nas barras do sistema.
t_{km}	vetor dos <i>taps</i> variáveis de transformadores em-fase.
b^{sh}	variável <i>shunt</i> do banco de capacitor.
Q_{g_k}	potência reativa gerada na barra k .
P_k, Q_k	injeções líquidas de potência ativa e reativa na barra k .
Q_k^{sh}	injeção de potência reativa pelo <i>shunt</i> da barra k .
P_{km}, Q_{km}	fluxos de potência ativa e reativa no ramo k - m .
θ_{km}	diferença entre os ângulos de fase da tensão nas barras k e m .
g_{km}	condutância série associada ao elemento de transmissão do ramo k - m .

Limitantes

$Q_{g_k}^{min}$	representa a potência reativa mínima gerada na barra k .
$Q_{g_k}^{max}$	representa a potência reativa máxima gerada na barra k .
V_k^{min}	limite inferior das tensões V_k .
V_k^{max}	limite superior das tensões V_k .
t_{km}^{min}	limite inferior das variáveis <i>taps</i> dos transformadores.
t_{km}^{max}	limite superior das variáveis <i>taps</i> dos transformadores.

Outras funções

ϕ	função senoidal para tratamento das variáveis discretas.
ψ	função polinomial para tratamento das variáveis discretas.
P_{perdas}	função de perdas ativas na transmissão.
MR	função que permite um aumento da margem de reativos total, para os geradores nas barras de geração $k \in \mathcal{G}$.
ΔV_{cl}	vetor de variação máxima de correção relacionado à variável magnitude de tensão.
Δt_{cl}	vetor de variação máxima de correção à variável <i>tap</i> dos transformadores.
Δb_{kcl}^{sh}	vetor de variação máxima de correção à variável <i>shunt</i> do banco de capacitores.

4.3.1 Modelagem Matemática

Neste trabalho, o FPORS é representado como um modelo multiobjetivo (POM), cuja função objetivo unificada é composta por dois termos: a minimização de perdas de potência ativa nas linhas de transmissão e um termo que representa a *margem de reativos* (LOBATO et al., 2001). A segunda componente assegura que uma margem de segurança entre o valor de potência reativa gerada e seus limites máximos e mínimos será mantida. O critério da Soma Ponderada é aplicado para uma adequada ponderação entre os objetivos.

A função objetivo segundo a soma ponderada pode ser expressa como:

$$\min \quad \beta P_{perdas(0)} + (1 - \beta) MR_{(0)} \quad (4.24)$$

em que $P_{perdas(0)}$ é a função perdas referente ao caso base, representada por:

$$P_{perdas(0)} = \sum_{k,m \in \mathcal{L} \cup \mathcal{T}} g_{km(0)} \left(\frac{1}{t_{km(0)}^2} V_{k(0)}^2 + V_{m(0)}^2 - 2 \frac{1}{t_{km(0)}} V_{k(0)} V_{m(0)} \cos \theta_{km(0)} \right) \quad (4.25)$$

e MR representa a margem de reativos, dada por:

$$MR = \sum_{k \in \mathcal{G}} \left(\frac{Q_{gk(0)}}{Q_{gk(0)}^{max}} \right)^2 \quad (4.26)$$

Com a consideração de penalidades referentes aos *taps* dos transformadores, dispositivos *shunt*, magnitudes de tensão e geração de reativos, tem-se a seguinte função objetivo expandida:

$$\min \quad \beta P_{perdas(0)} + (1 - \beta) MR_{(0)} + \quad (4.27a)$$

$$+ \gamma \sum_{k,m \in \mathcal{L} \cup \mathcal{T}} \phi(t_{km(0)}) + \quad (4.27b)$$

$$+ \nu \sum_{k \in \mathcal{B}^{sh}} \psi(b_{k(0)}^{sh}) + \quad (4.27c)$$

$$+ r_{2i} \sum_{m \in \mathcal{V}_k} F_{2i}(V_{k(0)}) + r_{3i} \sum_{m \in \mathcal{V}_k} F_{3i}(V_{k(0)}) + \quad (4.27d)$$

$$+ r_{2i} \sum_{k \in \mathcal{G}} F_{2i}(Q_{gk(0)}) + r_{3i} \sum_{k \in \mathcal{G}} F_{3i}(Q_{gk(0)}) \quad (4.27e)$$

Restrições de igualdade

As restrições de igualdade correspondem às equações de balanço do fluxo de potência ativa e reativa. Assim, tem-se que:

$$P_{k(0)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km(0)}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{G}' \cup \mathcal{C} \quad (4.28a)$$

$$Q_{k(0)} + Q_{k(0)}^{sh}(V_{k(0)}, b_{k(0)}^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km(0)}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{C} \quad (4.28b)$$

Restrições de Desigualdade

Restrições correspondentes aos limites de potência reativa das barras de geração e aos limitantes superior e inferior das variáveis de controle de magnitudes de tensão são dadas a seguir:

$$Q_{g_k}^{min} \leq Q_{g_k}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}, b_{k(0)}^{sh}) \leq Q_{g_k}^{max} \quad \forall k \in \mathcal{G} \quad (4.29a)$$

$$V_k^{min} \leq V_{k(0)} \leq V_k^{max} \quad \forall k \in \mathcal{B} \quad (4.29b)$$

Restrições associadas a variáveis de controle discretas – *shunts* em bancos de capacitores e *taps* de transformadores – tratadas de forma discreta, são dadas por:

$$t_{km(0)} \in \mathcal{D}_{km}^{tap} \quad \forall k, m \in \mathcal{T} \quad (4.30a)$$

$$b_{k(0)}^{sh} \in \mathcal{D}_k^{sh} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh} \quad (4.30b)$$

ou, alternativamente, de forma contínua, por:

$$t_{km}^{min} \leq t_{km(0)} \leq t_{km}^{max} \quad \forall k, m \in \mathcal{T} \quad (4.31a)$$

$$b_k^{shmin} \leq b_{k(0)}^{sh} \leq b_k^{shmax} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh} \quad (4.31b)$$

Restrições de segurança e acoplamento

Restrições de *segurança* são aquelas aplicadas a cada um dos possíveis cenários de contingência analisados, compondo restrições operacionais e as correspondentes restrições de desigualdade:

$$P_{k(i)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_{(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{G}' \cup \mathcal{C}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32a)$$

$$Q_{k(i)} + Q_k^{sh}(V_{k(i)}, b_{k(i)}^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_{(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{C}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32b)$$

$$Q_{g_k}^{min} \leq Q_{g_k}(V_{k(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}, b_{k(i)}^{sh}) \leq Q_{g_k}^{max} \quad \forall k \in \mathcal{G}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32c)$$

$$V_k^{min} \leq V_{k(i)} \leq V_k^{max} \quad \forall k \in \mathcal{B}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32d)$$

$$b_{k(i)}^{sh} \in \mathcal{D}_k^{sh} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32e)$$

$$t_{km(i)} \in \mathcal{D}_{km}^{tap} \quad \forall k, m \in \mathcal{T}; \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.32f)$$

O problema (4.32) não leva em consideração a possibilidade de ações corretivas pós-contingência para eliminar violações de restrições. Estas ações dependem dos

ajustes dos controles no caso base, podendo ser representadas pelas chamadas *restrições de acoplamento*, que limitam a quantidade de ações corretivas das variáveis do problema e servem como uma “ponte” entre FPO “puro” e o FPORS (MONTICELLI; PEREIRA; GRANVILLE, 1987). As restrições de acoplamento são dadas como segue:

$$|V_{(i)} - V_{(0)}| \leq \Delta V_{(i)} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.33a)$$

$$|t_{km(i)} - t_{km(0)}| \leq \Delta t_{km(i)} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.33b)$$

$$|b_{k(i)}^{sh} - b_{k(0)}^{sh}| \leq \Delta b_{k(i)}^{sh} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.33c)$$

O processo de otimização resolve simultaneamente o caso base, dado pelas equações (4.27), (4.28), (4.29), (4.30), e as restrições de contingências, dadas pelas equações (4.32) e (4.33).

4.3.2 Seleção e Ordenação de contingências

A seleção das contingências a serem incorporadas ao modelo é feita essencialmente segundo um critério de proximidade em relação à instabilidade de tensão. Considera-se o traçado de curvas PV e QV para cada contingência, em várias condições de operação (CUTSEM; VOURNAS, 1994) – metodologia recomendada pelo *Western System Coordinating Council* (WSCC) para assegurar que a margem de estabilidade mínima requerida seja atendida, em que curvas PV são utilizadas para a determinação da margem de estabilidade e as curvas QV comumente utilizadas na avaliação das margens de potência reativa e locais para o reforço do sistema (ONS, 2001). Tais curvas são úteis no desenvolvimento de ações preventivas e corretivas para estabilidade de tensão.

Desta forma, neste trabalho aplica-se o chamado método de *Fluxo de Carga Continuada* (FCC), devido a sua eficiência e confiabilidade sobretudo em aplicações de tempo real. Curvas PV são traçadas calculando-se as soluções do FCC e o Ponto de Máximo Carregamento (PMC) para cada cenário contingenciado é então computado (AJJARAPU; CHRISTY, 1992). Uma discussão mais detalhada sobre Estabilidade de Tensão e o FCC é apresentado no Apêndice B.

Em suma, a análise de contingências é processada removendo-se um circuito por vez, executando-se o FCC e classificando cada evento por ordem crescente do parâmetro de carregamento λ (Equação B.2). Quanto menor o valor de λ , mais próximo o caso contingenciado estará da instabilidade de tensão, e, conseqüentemente, maior severidade estará associada à contingência. A incorporação do cenário de contingência ao modelo permite um controle preventivo, visando evitar o colapso de tensão quando na ocorrência da perturbação.

Detalhes do *ranking* de contingências

Neste trabalho, o traçado da curva *PV* foi feito por meio da resolução do FCC através de uma ferramenta do MatLab chamada PSAT (MILANO, 2016) para os sistemas *Institute of Electrical and Electronic Engineers* (IEEE) 14, 30, 57 e 118 barras; e para o sistema IEEE 300 barras foi utilizado a ferramenta MATPOWER (MATPOWER, 2016). Essa mudança foi feita por que a ferramenta PSAT não encontrou um resultado satisfatório para as restrições do sistema IEEE 300 barras.

A classificação do λ em ordem crescente foi o critério usado para listar as contingências, sendo que quanto menor, mais severo. Para todos os sistemas foram consideradas as três primeiras piores contingências para os testes de FPORS.

Para exemplificar a maneira de como o ranking de contingências foi feito, considere o sistema IEEE 14 barras, o qual possui 20 linhas de transmissão e foi retirada uma linha por vez e executado o FCC para cada sistema sem a respectiva linha. Foi armazenado separadamente o valor do λ de cada execução listados em ordem crescente, portanto as contingências que obtiveram o menor λ são as mais severas, como podemos observar na Tabela 1.

Na Tabela 1, temos que: n é o número de linhas; k é a barra de origem; m é a barra destino; e os valores relacionados da coluna de λ_1 são as contingências seguindo a posição das linhas no banco de dados; e a coluna de λ_2 são os valores organizados em ordem crescente, ou seja, em ordem de maior para menor severidade.

4.3.3 Método de Solução

Nesta tese, as meta-heurísticas EPSO e DEEPSO são aplicadas, individualmente, na resolução dos problemas de FPO e FPORS formulados na Seção 4.3. As principais características de implementação são apresentadas no que segue.

População Inicial

Considera-se que cada partícula está representada pelas variáveis de controle do modelo, tanto referente às restrições do caso base quanto dos cenários de contingência incorporados, segundo mostrado na Tabela 2. Os vetores $\mathbf{V}_{(i)p}$, $\mathbf{t}_{(i)p}$ e $\mathbf{b}_{(i)p}^{sh}$ representam, respectivamente, as magnitudes de tensão em barras de geração, posições de *tap* e susceptâncias *shunt* do caso contingenciado i para a partícula p . O índice "0" refere-se ao caso base. A população inicial possui dimensões $(np \times nv) \times (nc + 1)$, sendo np o número de partículas, nv o número de variáveis de controle, nc o número de contingências analisadas, excluindo o caso base.

As variáveis de controle são inicializadas a partir do Fluxo de Carga, de forma que todas elas possuirão valores iniciais factíveis. Durante o processo iterativo, caso alguma

Tabela 1 – Lista dos valores de λ para *ranking* de contingências

14 barras							
n	k	m	λ_1	n	k	m	λ_2
1	1	2	1,3417	1	1	2	1,3417
2	1	5	3,6792	3	2	3	2,2637
3	2	3	2,2637	10	5	6	2,3434
4	2	4	3,3008	15	7	9	2,9442
5	2	5	3,4424	13	6	13	3,2728
6	3	4	3,9637	4	2	4	3,3008
7	4	5	3,9527	20	13	14	3,3218
8	4	7	3,6267	5	2	5	3,4424
9	4	9	3,9642	14	7	8	3,5498
10	5	6	2,3434	11	6	11	3,5832
11	6	11	3,5832	8	4	7	3,6267
12	6	12	4,0004	2	1	5	3,6792
13	6	13	3,2728	17	9	14	3,7018
14	7	8	3,5498	18	10	11	3,7828
15	7	9	2,9442	7	4	5	3,9527
16	9	10	4,0257	6	3	4	3,9637
17	9	14	3,7018	9	4	9	3,9642
18	10	11	3,7828	12	6	12	4,0004
19	12	13	4,0485	16	9	10	4,0257
20	13	14	3,3218	19	12	13	4,0485

variável tenha seu valor atualizado fora dos limites mínimo e máximo, ela será penalizada na função *fitness*.

Tabela 2 – Representação da população: partículas representadas nas linhas, e variáveis por caso contingenciado representadas nas colunas.

	$\mathbf{V}_{(0)}$	$\mathbf{V}_{(1)}$	$\dots$	$\mathbf{V}_{(nc)}$	$\mathbf{t}_{(0)}$	$\mathbf{t}_{(1)}$	$\dots$	$\mathbf{t}_{(nc)}$	$\mathbf{b}_{(0)}^{sh}$	$\mathbf{b}_{(1)}^{sh}$	$\dots$	$\mathbf{b}_{(nc)}^{sh}$
1	$\mathbf{V}_{(0)1}$	$\mathbf{V}_{(1)1}$	$\dots$	$\mathbf{V}_{(nc)1}$	$\mathbf{t}_{(0)1}$	$\mathbf{t}_{(1)1}$	$\dots$	$\mathbf{t}_{(nc)1}$	$\mathbf{b}_{(0)1}^{sh}$	$\mathbf{b}_{(1)1}^{sh}$	$\dots$	$\mathbf{b}_{(nc)1}^{sh}$
2	$\mathbf{V}_{(0)2}$	$\mathbf{V}_{(1)2}$	$\dots$	$\mathbf{V}_{(nc)2}$	$\mathbf{t}_{(0)2}$	$\mathbf{t}_{(1)2}$	$\dots$	$\mathbf{t}_{(nc)2}$	$\mathbf{b}_{(0)2}^{sh}$	$\mathbf{b}_{(1)2}^{sh}$	$\dots$	$\mathbf{b}_{(nc)2}^{sh}$
3	$\mathbf{V}_{(0)3}$	$\mathbf{V}_{(1)3}$	$\dots$	$\mathbf{V}_{(nc)3}$	$\mathbf{t}_{(0)3}$	$\mathbf{t}_{(1)3}$	$\dots$	$\mathbf{t}_{(nc)3}$	$\mathbf{b}_{(0)3}^{sh}$	$\mathbf{b}_{(1)3}^{sh}$	$\dots$	$\mathbf{b}_{(nc)3}^{sh}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
np	$\mathbf{V}_{(0)np}$	$\mathbf{V}_{(1)np}$	$\dots$	$\mathbf{V}_{(nc)np}$	$\mathbf{t}_{(0)np}$	$\mathbf{t}_{(1)np}$	$\dots$	$\mathbf{t}_{(nc)np}$	$\mathbf{b}_{(0)np}^{sh}$	$\mathbf{b}_{(1)np}^{sh}$	$\dots$	$\mathbf{b}_{(nc)np}^{sh}$

Inicialização dos parâmetros de penalidade

Os parâmetros de penalidades β , γ , c , β_1 , ν , ℓ , r_1 , r_2 e r_3 são inicializados e atualizados seguindo as estratégias citadas na Seção 4.1. Para a função senoidal aplica-se a Equação (4.7), e para a polinomial a Equação (4.16).

Inicialização dos parâmetros de ponderação

Os parâmetros de ponderação $w_{[0,1,2]p}$ designados como *inércia*, *memória* e *cooperação* são inicializados aleatoriamente entre seus valores mínimos e máximos, e atualizados segunda a Equação (4.20). O vetor de ponderação possui dimensão $[(np \times nv) \times nc] \times 3 + 1$.

Cálculo da velocidade

O parâmetro velocidade é calculado com base nos parâmetros de ponderação, e é, essencialmente, a principal diferença na implementação entre as duas meta-heurísticas consideradas. Para o EPSO aplica-se a Equação (4.19), e para o DEEPSO a Equação (4.23). O vetor do parâmetro velocidade possui dimensões $(np \times nv) \times (nc + 1)$.

Cálculo da função *fitness*

Após a execução do Fluxo de Carga para reajuste das variáveis de estado, a função *fitness* é calculada considerando o somatório de todos as funções objetivos, funções penalidades senoidais, polinomiais e quadráticas, representada na Equação (4.27). O vetor resultante da função *fitness* possui dimensão $(np \times 1)$.

Cálculo do *pbest* e *gbest*

São comparados os resultados das funções *fitness* da iteração atual com a iteração anterior, sendo que apenas os melhores valores são considerados para o vetor *pbest*, de dimensão $(np \times 1)$. O melhor valor do *pbest* – a partícula *gbest* – é atualizada segunda a Equação (4.22).

Atualização das partículas

As partículas são atualizadas com a adição do parâmetro velocidade. Este cálculo é dado pela Equação (4.21).

Atualização dos parâmetros de penalidades

Os parâmetros de penalidades devem ser atualizados utilizando as funções 4.7 para a função senoidal e 4.16 para a função polinomial.

Os principais passos para a resolução do problema de FPORS multiobjetivo considerado via EPSO/DEEPSO estão ilustrados no Fluxograma da Figura 5.

Figura 5 – Fluxograma do método.

4.4 Resumo dos modelos investigados

Um resumo dos modelos de FPO apresentados, a serem analisados no Capítulo 5, é mostrado nesta Seção. O equacionamento completo da Seção 4.3.1 – denominado doravante de modelo *FPORS multiobjetivo* (*FPORS mult.*) – é reapresentado a seguir de forma expandida.

$$\min \quad \beta P_{perdas(0)} + (1 - \beta) \text{MR}_{(0)} + \quad (4.34a)$$

$$+ \gamma \sum_{k,m \in \mathcal{L} \cup \mathcal{T}} \phi(t_{km(0)}) + \quad (4.34b)$$

$$+ \nu \sum_{k \in \mathcal{B}^{sh}} \psi(b_{k(0)}^{sh}) + \quad (4.34c)$$

$$+ r_{2i} \sum_{m \in \mathcal{V}_k} F_{2i}(V_{k(0)}) + r_{3i} \sum_{m \in \mathcal{V}_k} F_{3i}(V_{k(0)}) + \quad (4.34d)$$

$$+ r_{2i} \sum_{k \in \mathcal{G}} F_{2i}(Q_{g_k(0)}) + r_{3i} \sum_{k \in \mathcal{G}} F_{3i}(Q_{g_k(0)}) \quad (4.34e)$$

$$sa \quad P_{k(0)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km(0)}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{G}' \cup \mathcal{C} \quad (4.34f)$$

$$Q_{k(0)} + Q_{k(0)}^{sh}(V_{k(0)}, b_{k(0)}^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km(0)}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{C} \quad (4.34g)$$

$$Q_{g_k}^{min} \leq Q_{g_k}(V_{(0)}, \theta_{(0)}, t_{(0)}, b_{k(0)}^{sh}) \leq Q_{g_k}^{max} \quad \forall k \in \mathcal{G} \quad (4.34h)$$

$$V_k^{min} \leq V_{k(0)} \leq V_k^{max} \quad \forall k \in \mathcal{B} \quad (4.34i)$$

$$b_{k(0)}^{sh} \in \mathcal{D}_k^{sh} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh} \quad (4.34j)$$

$$t_{km(0)} \in \mathcal{D}_{km}^{tap} \quad \forall k, m \in \mathcal{T} \quad (4.34k)$$

$$P_{k(i)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_{(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{G}' \cup \mathcal{C}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34l)$$

$$Q_{k(i)} + Q_{k(i)}^{sh}(V_{k(i)}, b_{k(i)}^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_{(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{C}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34m)$$

$$Q_{g_k}^{min} \leq Q_{g_k}(V_{k(i)}, \theta_{(i)}, t_{(i)}, b_{k(i)}^{sh}) \leq Q_{g_k}^{max} \quad \forall k \in \mathcal{G}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34n)$$

$$V_k^{min} \leq V_{k(i)} \leq V_k^{max} \quad \forall k \in \mathcal{B}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34o)$$

$$b_{k(i)}^{sh} \in \mathcal{D}_k^{sh} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh}, \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34p)$$

$$t_{km(i)} \in \mathcal{D}_{km}^{tap} \quad \forall k, m \in \mathcal{T}; \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34q)$$

$$|V_{(i)} - V_{(0)}| \leq \Delta V_{(i)} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34r)$$

$$|t_{km(i)} - t_{km(0)}| \leq \Delta t_{km(i)} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34s)$$

$$|b_{k(i)}^{sh} - b_{k(0)}^{sh}| \leq \Delta b_{k(i)}^{sh} \quad i = 1, \dots, \mathcal{M} \quad (4.34t)$$

Para análises simplificadas, o problema de FPO **sem restrições de segurança**, ou, simplesmente, modelo *FPO multiobjetivo* (Eq. 4.24 a 4.31), será definido como:

$$\min \quad \beta P_{perdas}(V, \theta, t, sh) + (1 - \beta) MR \quad (4.35a)$$

$$sa \quad P_k - \sum_{m \in \mathcal{V}_k} P_{km}(V, \theta, t) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{G} \cup \mathcal{C} \quad (4.35b)$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k, b_k^{sh}) - \sum_{m \in \mathcal{V}_k} Q_{km}(V, \theta, t) = 0 \quad \forall k \in \mathcal{C} \quad (4.35c)$$

$$Q_{g_k}^{min} \leq Q_{g_k}(V, \theta, t) \leq Q_{g_k}^{max} \quad \forall k \in \mathcal{G} \quad (4.35d)$$

$$V_k^{min} \leq V_k \leq V_k^{max} \quad \forall k \in \mathcal{B} \quad (4.35e)$$

$$(4.35f)$$

Caso elementos *shunt* e *taps* de transformadores sejam incorporados como grandezas fixas, o modelo será referenciado como *FPO mult. fixo*. Caso sejam tratados como variáveis discretas (*FPO mult. discreto*), eles serão modelados segundo a Eq. (4.36):

$$t_{km} \in \mathcal{D}_{km}^{tap} \quad \forall k, m \in \mathcal{T} \quad (4.36a)$$

$$b_k^{sh} \in \mathcal{D}_k^{sh} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh} \quad (4.36b)$$

ou, como variáveis contínuas (*FPO mult. contínuo*), segundo a Eq. 4.37:

$$t_{km}^{min} \leq t_{km} \leq t_{km}^{max} \quad \forall k, m \in \mathcal{T} \quad (4.37a)$$

$$b_k^{sh^{min}} \leq b_k^{sh} \leq b_k^{sh^{max}} \quad \forall k \in \mathcal{B}^{sh} \quad (4.37b)$$

Capítulo 5

Resultados Numéricos

Neste capítulo são apresentadas simulações computacionais para validação da metodologia proposta. Foram realizados testes nos sistemas elétricos IEEE 14, 30, 57, 118 e 300 barras (UWEE, 1999).

Todos os algoritmos foram implementados no *MatLab* versão R2013a, em um microcomputador Intel Core i7 com 8GB de memória RAM. Para a resolução do Fluxo de Carga, utilizou-se o *toolbox PSAT Power System Analysis Toolbox*, sendo aplicado o método de Newton-Raphson. Para a resolução do Fluxo de Carga Continuado utilizou-se o PSAT (MILANO, 2016), para os sistemas IEEE 14, 30, 57 e 118 barras, e o *toolbox MATPOWER* (MATPOWER, 2016), para o sistema IEEE 300 barras. Ambos aplicam métodos do tipo preditor-corretor, que envolve a previsão do ponto de solução e posterior correção, visando a obtenção do ponto de máximo carregamento.

5.1 Configurações e parâmetros utilizados

Para todos os testes realizados, considerou-se que *taps* de transformadores possuem limites mínimo e máximo em 0.88 *p.u.* e 1.12 *p.u.*, respectivamente. Quando incorporados como variáveis discretas, foram assumidos passos de 0.0075 *p.u.* entre os limites máximo e mínimo, totalizando 33 posições. Magnitudes de tensão foram consideradas restritas aos limites 0.9 *p.u.* e 1.1 *p.u.*.

A configuração dos parâmetros da função senoidal foi definida em: $\beta = 1$, $\gamma_0 = 10^{-6}$, $c = 10$ e $\xi_1 = 10^{-3}$. Para a função polinomial, estipulou-se: $\beta_1 = 1$, $\nu_0 = 10^{-6}$, $\ell = 10$. Para os parâmetros penalidade da função quadrática, considerou-se que iniciam em $r_1 = r_2 = r_3 = 10$ e aumentam gradualmente a cada 10 iterações, até alcançarem o valor 10.000.

Nos algoritmos EPSO e DEEPSO, os parâmetros de ponderação *inércia*, *memória* e *cooperação* foram inicializados da seguinte forma: $w_{[0,1,2]p} = [0; 0.35]$, para magnitudes de tensão; $w_{[0,1,2]p} = [0; 0.2]$, para *taps* dos transformadores; $w_{[0,1,2]p} = [0; 0.35]$, para

capacitores e reatores *shunt*. Tanto para o *máximo número de iterações* quanto para o *número de partículas utilizada*, adotou-se o valor 100, em todos os testes de todos os sistemas.

Para cada sistema, primeiramente são apresentados os resultados para os modelos *FPO multiobjetivo*, e em seguida o modelo FPORS completo, com contingências selecionadas do tipo saída de circuitos. A robustez das meta-heurísticas EPSO (Seção 4.2.1) e DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd (Seção 4.2.2) é avaliada em termos de valores dominantes, valores finais das funções objetivo, atendimento aos limites operacionais do sistema e tempo computacional observado.

O chamado *ponto ideal* (Seção 3.2.2) foi utilizado como referência em alguns testes, sendo seus resultados apresentados em destaque. Vale ressaltar que o ponto ideal não é o 'ideal' em termos de ótimo global, mas apenas uma boa referência custo-benefício para o problema POM. Os modelos são avaliados também com relação à variação do parâmetro β , sendo apresentadas as fronteiras de Pareto Ótimo de cada meta-heurística, para cada modelo estudado. São apresentados também os resultados finais das variáveis de controle e discretas, para verificação do atendimentos de suas limitações.

Para uma visão geral da complexidade dos modelos a serem investigados neste Capítulo, listam-se nas Tabelas 3 e 4 as quantidades de restrições de igualdade, variáveis contínuas e variáveis discretas associadas aos casos base e contingenciados, respectivamente, para cada sistema-teste a ser analisado.

Tabela 3 – Características dos sistemas testes para o caso base

Sistema Elétrico	Restrições de Igualdade	Variáveis Contínuas	Variáveis Discretas
14	22	27	4
30	53	59	6
57	106	113	18
118	181	235	23
300	530	599	121

Tabela 4 – Características dos sistemas testes para os casos com restrições de segurança

Sistema Elétrico	Restrições de Igualdade	Variáveis Contínuas	Variáveis Discretas
14	66	81	12
30	159	177	18
57	318	339	54
118	543	705	69
300	1590	1797	363

5.2 Sistema IEEE 14 barras

O sistema elétrico IEEE de 14 barras possui as seguintes características: 1 barra de geração (*slack*); 4 barras com controle de geração de reativos; 9 barras de carga; 1 elemento *shunt*; 20 linhas de transmissão; e 3 transformadores com *tap* variável.

Assume-se a variável b_k^{sh} com limites inferior e superior ajustados em 0.0 p.u. e 0.39 p.u, para relaxação contínua. Para o caso discreto, os seguintes valores são utilizados: $\{0, 0.19, 0.34, 0.39\}$.

A seguir são apresentados os resultados dos testes referentes ao modelo *FPO mult. fixo* considerando as meta-heurísticas discutidas na Seção 4.2 segundo diferentes modelos do FPO.

FPO mult. fixo

Na Tabela 5 são listados os resultados obtidos da MR e Perdas para vários valores de β . Cada ajuste do parâmetro demanda uma correspondente solução do problema POM, resolvido via método da Soma Ponderada. Conforme os valores de β aumentam, o modelo de otimização passa a priorizar a função P_{perdas} em detrimento da função MR, que, conseqüentemente, terá seu valor incrementado. A função MR ao ser minimizada aumenta a margem de potência reativa.

Tabela 5 – Sistema IEEE 14: diferentes valores de β e Ponto ideal (em negrito) – *FPO mult. fixo*.

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.01	0.02	0.08	0.17	0.28	0.46	0.60	0.80	1.00	1.07	1.33
Perdas [MW]	14.76	14.44	14.10	13.77	13.48	13.22	13.03	12.85	12.73	12.71	12.69
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.17	0.18	0.18	0.22	0.36	0.53	0.64	0.86	0.99	1.18	1.61
Perdas [MW]	14.23	13.99	13.99	13.80	13.42	13.13	13.00	12.82	12.74	12.69	12.65
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.02	0.03	0.09	0.20	0.34	0.49	0.65	0.84	0.99	1.05	1.25
Perdas [MW]	14.70	14.60	14.19	13.58	13.47	13.18	12.99	12.83	12.73	12.72	12.70
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.06	0.06	0.08	0.10	0.24	0.43	0.55	0.85	1.00	1.00	1.10
Perdas [MW]	15.20	14.56	14.30	14.08	13.58	13.21	13.05	12.82	12.73	12.70	12.68
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.02	0.07	0.11	0.27	0.34	0.44	0.62	0.82	1.02	1.08	1.27
Perdas [MW]	14.77	14.12	13.84	13.67	13.46	13.27	13.02	12.84	12.72	12.70	12.68

Com base nos resultados apresentados na Tabela 5, apresenta-se na Figura 6 a relação entre perdas ativas e margem de reativos. Cada um dos 55 pontos na curva traçada corresponde a uma solução com relação a Perdas ativas e Margem de reativos.

Figura 6 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. fixo*.

Comparando-se as soluções encontradas por cada meta-heurística, nota-se que, ao remover as soluções dominadas (Definição 1, Seção 3.2.1), não existe predominância de uma meta-heurística sobre as demais – a meta-heurística EPSO e DEEPSO Pb foram dominantes em 2 pontos cada, e o DEEPSO Sg, DEEPSO Pb-rnd DEEPSO Sg-rnd foram dominantes em 1 ponto cada.

A Fronteira de Pareto do problema multiobjetivo pode ser observada na Fig. 7. Analisando a Figura, percebem-se algumas lacunas entre uma solução e outra, principalmente no intervalo $[0, 7; \dots; 1, 0]$. A Fronteira de Pareto pode ser melhor observada com o acréscimo de mais pontos dentro do correspondente intervalo de β .

Na Figura 8 são apresentadas as magnitudes finais de tensão (V_k) referentes às barras PV do caso base. Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados.

Figura 7 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. fixo*.

Figura 8 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. fixo*.

Na Tabela 6 são listados os tempos de computacionais demandados por cada meta-heurística. Verifica-se que a meta-heurística DEEPSO Pb-rnd foi executada em um menor tempo, totalizando em 4,15 segundos por iteração. Todavia, para o propósito desta pesquisa, todas as soluções são “boas o suficiente”, visto que convergem em tempos com-

putacionais de mesma ordem de grandeza.

Tabela 6 – Sistema IEEE 14: Tempo de CPU de cada meta-heurística - *FPO Mult. fixo*.

Tempo(s) de CPU	
EPSO	4.90
DEEPSO Sg	4.40
DEEPSO Sg-rnd	4.33
DEEPSO Pb	4.57
DEEPSO Pb-rnd	4.15

Ao comparar o processo de convergência da função perdas ao longo do processo iterativo para cada meta-heurística (com $\beta = 1$), nota-se que todas elas apresentam comportamentos similares – convergência para um ótimo local antes de 10 iterações. Após 90 iterações, a meta-heurística DEEPSO Sg obteve uma pequena redução adicional das perdas. Esse efeito pode ser visto na Figura 9.

Figura 9 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. fixo*.

FPO mult. contínuo

O modelo *FPO Mult. contínuo* considera *taps* de transformadores $t_{(km)}$ e elementos *shunt* b_k^{sh} como variáveis contínuas. Na Tabela 7 são listados os valores convergidos das funções objetivo para várias configurações de β , para cada meta-heurística. É possível observar que, conforme o valor do parâmetro β aumenta, as perdas ativas são minimizadas, e menor é a margem de reativos gerada no sistema. Em **negrito** estão destacados os valores do Ponto Ideal, para cada meta-heurística. Com esse ponto de referência, as variáveis de controle relacionadas as magnitudes de tensão (V_k), *tap* dos transformadores $t_{(km)}$ e banco de capacitores b_k^{sh} são verificadas.

Tabela 7 – Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. contínuo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.001	0.01	0.02	0.03	0.04	0.08	0.15	0.29	0.49	0.64	1.36
Perdas [MW]	13.32	13.32	13.16	13.08	13.07	12.96	12.88	12.76	12.66	12.63	12.53
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.007	0.01	0.04	0.08	0.10	0.11	0.25	0.24	0.43	0.63	1.65
Perdas [MW]	14.06	13.48	13.30	13.09	13.00	12.93	12.79	12.80	12.68	12.63	12.53
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.003	0.02	0.04	0.08	0.12	0.11	0.19	0.43	0.46	0.67	1.64
Perdas [MW]	14.25	13.77	13.40	13.05	12.98	13.02	12.87	12.70	12.69	12.61	12.53
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.12	0.16	0.18	0.20	0.20	0.25	0.32	0.36	0.49	0.90	1.54
Perdas [MW]	13.35	13.19	13.26	12.99	12.98	12.96	12.84	12.82	12.74	12.65	12.58
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.03	0.01	0.05	0.08	0.09	0.11	0.15	0.27	0.48	0.58	2.14
Perdas [MW]	13.48	13.60	13.43	13.13	13.05	12.95	12.88	12.78	12.67	12.66	12.55

Na Figura 10 ilustra-se a distribuição dos valores de Perdas ativas vs. MR para várias meta-heurísticas. A fronteira de Pareto formada possui 55 pontos, cada um correspondendo a uma solução com relação a Perdas ativas e Margem de reativos. Comparando os resultados de cada meta-heurística para o *FPO Mult. contínuo*, nota-se que ao remover as soluções dominadas (Definição 1), não existirá predominância de uma meta-heurística sobre as demais. Constata-se que a meta-heurística EPSO foi dominante em 4 pontos, enquanto que a DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd foram dominantes em 2 pontos cada, como observa-se na Figura 11.

Figura 10 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 11 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. contínuo*.

As lacunas observadas com relação às soluções não dominadas, especialmente no intervalo $\beta = [0,9; 1,0]$, podem ser preenchidas com o acréscimo de mais pontos (soluções).

Na Figura 12 apresenta-se o comportamento das magnitudes de tensão (V_k) das barras *PV* para cada meta-heurística. Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram atendidos.

Figura 12 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. contínuo*.

No modelo considerado nos últimos parágrafos (*FPO Mult. contínuo*), além das variáveis de controle relacionadas a tensões em barras PV há também variáveis associadas a *taps* e bancos de capacitores *shunts*. Torna-se, portanto, não trivial uma análise direta que correlacione níveis de tensão e funções objetivo. Mesmo assim, foi possível observar nesse caso níveis de tensão no EPSO maiores que nas demais meta-heurísticas (para as barras 2, 3 e 6), o que está em concordância as baixas perdas ativas encontradas (i.e., perdas de 12,66 MW para $\beta = 8$, Tabela 7). Seguindo esta lógica, as menores tensões nas barras 2 e 6 do método DEEPSO Sg-rnd culminaram em maiores valores de perdas (i.e., perdas 12,87 MW para $\beta = 0,6$ da Tabela 7).

A solução final obtida para os *taps*, segundo o *FPO Mult. contínuo*, é apresentada na Figura 13 em forma de gráfico de colunas. Verificou-se que os limites superior e inferior também foram respeitados.

Figura 13 – Sistema IEEE 14: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. contínuo*.

Com relação às variáveis de controle do tipo b_k^{sh} , listam-se na Tabela 8 os valores finais convergidos e tempos computacionais obtidos pelo modelo *FPO Mult. contínuo*. Observa-se que os limites superior e inferior impostos $[0,88;1,12]$ foram respeitados com relação à única variável de controle b_9^{sh} . Verificou-se também que a meta-heurística DEEPSO Pb-rnd obteve o menor tempo de CPU – 5.03 segundos para cada iteração.

Tabela 8 – Sistema IEEE 14: Resultado final da variável de controle b_9^{sh} e tempo médio de CPU de cada meta-heurística – *FPO Mult. contínuo*.

	EPSO	DEEPSO	DEEPSO	DEEPSO	DEEPSO
		Sg	Sg-rnd	Pb	Pb-rnd
b_9^{sh}	0.39	0.33	0.39	0.39	0.39
Tempo (s)	5.16	5.29	5.06	5.39	5.03

Ao analisar o comportamento da função perdas ao longo do processo iterativo para cada meta-heurística, para $\beta = 1$, nota-se que todas convergiram para um ótimo local antes de atingirem a décima iteração. As meta-heurísticas com menores valores de perdas ativas foram EPSO, DEEPSO Sg e DEEPSO Sg-rnd, como mostrado na Figura 14.

Figura 14 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. contínuo*.

FPO mult. discreto

A seguir apresentam-se resultados obtidos considerando o modelo *FPO Mult. discreto*, em que *taps* ($t_{(km)}$) e *shunts* (b_k^{sh}) são tratados como variáveis discretas, incorporados conforme discutido na Seção 4.1 – aplicando-se a função senoidal para *taps* e uma função polinomial para elementos *shunts*.

Na Tabela 9 listam-se os valores finais das funções objetivo para diferentes ajustes de β . Os valores de referência estão destacados em **negrito**.

Observa-se que a discretização dos *taps* e dos capacitores *shunts* introduziram maiores restrições para a minimização da função objetivo. Nesse caso, os valores finais das perdas ativas e MR foram maiores que os observados no caso contínuo, como pode ser constatado pela comparação das Tabelas 9 e 7. Como exemplo, seja considerado o caso da meta-heurística EPSO para $\beta = 0,8$ – ajuste que prioriza perdas em detrimento da MR: no modelo *FPO Mult. contínuo*, as perdas foram de 12,66kW, enquanto que no *FPO Mult. discreto* foram de 12,70kW.

Tabela 9 – Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. discreto* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.001	0.004	0.01	0.02	0.08	0.12	0.17	0.28	0.41	0.60	1.86
Perdas [MW]	13.30	13.30	13.16	13.13	12.99	12.91	12.86	12.76	12.70	12.64	12.55
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.007	0.02	0.05	0.08	0.10	0.13	0.25	0.29	0.43	0.63	1.65
Perdas [MW]	14.06	13.48	13.22	13.09	13.00	12.89	12.79	12.77	12.69	12.63	12.53
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.001	0.03	0.04	0.09	0.06	0.11	0.16	0.44	0.51	0.67	1.64
Perdas [MW]	13.83	13.77	13.40	13.05	13.16	13.02	12.91	12.70	12.68	12.61	12.53
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.12	0.16	0.18	0.20	0.20	0.20	0.32	0.38	0.49	0.91	1.90
Perdas [MW]	13.35	13.19	13.26	12.99	12.99	12.99	12.84	12.81	12.74	12.65	12.58
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.004	0.08	0.05	0.08	0.07	0.15	0.14	0.20	0.43	0.49	1.57
Perdas [MW]	13.99	13.27	13.43	13.19	13.03	12.88	12.88	12.83	12.69	12.68	12.55

Ao solucionarmos o POM para diferentes valores de β , é possível obter o gráfico Perdas vs. MR para o FPO mult. discreto, ilustrado na Figura 15.

Figura 15 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. discreto*.

Comparando os resultados com os observados no caso discreto (Figura 10), observou-se que, ao remover-se as soluções dominadas (Definição 1), o EPSO obteve o maior número de soluções (4 soluções). O gráfico da Figura ilustra 16 este fato. As meta-heurísticas DEEPSO Sg e DEEPSO Sg-rnd obtiveram 3 soluções cada. DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd não possuíram soluções dominantes.

Figura 16 – Sistema IEEE 14:Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. discreto*

O resultado final das variáveis de controle V_k para as barras PV são apresentados na Figura 17 por meio de um gráfico de barras. Já o comportamento das variáveis discretas t_{km} é representado na Figura 18. Observa-se que os limites superior e inferior de V_k não foram extrapolados, e que as variáveis foram discretizadas adequadamente pela função senoidal.

Adicionalmente, segundo os resultados listados na Tabela 10, verificou-se que as variáveis discretas b_k^{sh} foram adequadamente discretizadas pela função polinomial. A meta-heurística que executou em menor tempo de CPU foi a DEEPSO Sg-rnd, com 5.19 segundos por iteração.

Figura 17 – Sistema IEEE 14: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. discreto*.

Figura 18 – Sistema IEEE 14: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. discreto*.

Finalmente, observa-se que o comportamento da função perdas ao longo do processo iterativo (com $\beta = 1$) é também bastante similar para todas as meta-heurísticas,

Tabela 10 – Sistema IEEE 14: Resultado final da variável de controle b_9^{sh} e tempo médio de CPU de cada meta-heurística – *FPO Mult. discreto*.

	EPSO	DEEPSO Sg	DEEPSO Sg-rnd	DEEPSO Pb	DEEPSO Pb-rnd
b_9^{sh}	0.39	0.19	0.39	0.34	0.34
Tempo (s)	5.23	6.31	5.19	5.76	5.40

como ilustra-se na Figura 19. Ao final do processo, as meta-heurísticas com menores valores para a função perdas foram EPSO, DEEPSO Sg e DEEPSO Sg-rnd.

Figura 19 – Sistema IEEE 14: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. discreto*.

FPORS mult.

A seguir são apresentados os resultados para o modelo *FPORS Mult.*, descrito na Seção 4.3.1. Como já discutido, para resolução do POM é utilizado o método da soma ponderada (Seção 3.3.1) e para o tratamento das variáveis de controle e discretas utilizam-se as estratégias citadas na Seção 4.1. Os testes feitos foram realizados considerando as 3 primeiras contingências mais severas para o sistema de acordo com Seção 4.3.2, que neste caso, foram as saídas das linhas (de-para) (1-2), (2-3) e (5-6).

São apresentados na Tabela 11 os valores finais das perdas e margem de reativos para diferentes valores de β , utilizando a meta-heurística EPSO. Destaca-se em negrito o Ponto ideal dado para $\beta = 0.6$, sendo este o valor de referência usado para análise dos resultados.

Tabela 11 – Sistema IEEE 14: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPORS Mult.* (Ponto Ideal em negrito).

β	MR [MVar/MVar]	Perdas [MW]
0.0	0.05	14.01
0.1	0.14	13.89
0.2	0.23	13.57
0.3	0.18	13.55
0.4	0.30	13.22
0.5	0.42	13.00
0.6	0.41	12.93
0.7	0.58	12.81
0.8	0.84	12.73
0.9	0.97	12.72
1.0	2.58	12.55

Na Figura 20 é apresentada a fronteira de Pareto do problema perdas ativas vs. margem de reativos. Na cor vermelha está destacado o ponto ideal. A lacuna entre os resultados no intervalo $\beta = 0,9$ a $\beta = 1,0$ pode ser preenchida com o uso de mais pontos-solução.

Figura 20 – Sistema IEEE 14: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPORS mult.*

Na Tabela 12 são apresentados os resultados finais das variáveis de controle e discretas do caso base. Nota-se que as magnitudes de tensão se mantiveram dentro dos limites estabelecidos pelo sistema, e que as variáveis discretas relacionadas a *taps* de transformadores e capacitores *shunt* foram satisfatoriamente discretizadas.

Tabela 12 – Sistema IEEE 14: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (t_{km} e b_k^{sh}) referentes ao caso base – *FPORS mult.*

Caso Base	
Controles	
V_1	1.09
V_2	1.06
V_3	1.01
V_6	1.10
V_8	1.09
t_{4-7}	0.9550
t_{4-9}	0.9475
t_{5-6}	0.9175
b_9^{sh}	0.39

Na Tabela 13 são listados os valores finais das Perdas ativas, Margem de reativos e tempos de execução, para o caso base e contingências, com $\beta = 0.6$. Observa-se que as perdas ativas obtidas nos casos contingenciados foram maiores que as do caso base, sendo as perdas da Linha (1-2) (mais severa) as mais elevadas. Verificou-se que os valores finais da MR foram também, em geral, maiores, ficando a Linha (1-2) associada à MR mais elevada.

Tabela 13 – Sistema IEEE 14: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – *FPORS mult.*

	Caso Base	Linha (1-2)	Linha (2-3)	Linha (5-6)
Perdas [MW]	12.93	259.46	38.21	15.51
MR [MVar/MVar]	0.41	2.37	0.61	0.41
Tempo [s]	61.92			

Na Figura 21 são mostradas as variações percentuais das magnitudes de tensão dos casos de contingências tendo como referência o caso base. Observa-se que as maiores quedas de tensão associadas às contingências (1-2), (2-3) e (5-6) foram, respectivamente, 12.27% (barra 2), 5.52% (barra 3); 6.83% (barra 6). Nenhum limite foi violado.

Figura 21 – Sistema IEEE 14: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.

Ressalta-se que as variáveis de controle e discretas utilizadas nos casos contingenciados são as mesmas utilizadas no caso base (pré-contingência). Espera-se que ao serem

implementadas no sistema, os controles calculados para o caso base sejam capazes de satisfazer as restrições operativas do mesmo, além de satisfazer as restrições para cada configuração de contingência. Nota-se que não houve variação significativa dos valores finais das variáveis discretas para as contingências, ou seja, os valores encontrados foram similares aos do caso base.

5.3 Sistema IEEE 30 barras

O sistema IEEE 30 barras possui as seguintes características: 1 barra de geração, 5 barras com controle de geração de reativos, 24 barras de carga, 2 bancos de capacitores, 41 linhas de transmissão e 4 transformadores com *tap* variável.

Considera-se que a variável associada ao banco de capacitores da barra 10 (b_{10}^{sh}) possui limites mínimo e máximo de 0.0 p.u. e 0.39 p.u., respectivamente. No modelo discreto são considerados os seguintes valores discretos: $\{0, 0.19, 0.34, 0.39\}$. Já a variável b_{14}^{sh} possui limites mínimo e máximo de 0.0 p.u. e 0.09 p.u., para relaxação contínua, e o seguinte conjunto de valores para o modelo discreto: $\{0, 0.05, 0.09\}$.

FPO mult. fixo

Na Tabela 14 são apresentados os valores da função perdas e MR após a convergência do modelo *FPO mult. fixo*, para diferentes meta-heurísticas e distintos valores de β . A solução referente à métrica *ponto ideal* é apresentada em negrito. O correspondente gráfico *perdas ativas* vs. MR é ilustrado na Figura 22.

Comparando as soluções encontradas, observa-se que ao remover as soluções dominadas, a meta-heurística EPSO possui 7 pontos dominantes; DEEPSO Sg 5 pontos; DEEPSO Sg-rnd 7 pontos; DEEPSO Pb 6 pontos e DEEPSO Pb-rnd 10 pontos. As soluções não dominadas estão apresentadas no gráfico da Figura 23.

Tabela 14 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. fixo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.21	0.22	0.28	0.42	0.56	0.75	1.01	1.37	1.88	2.57	3.12
Perdas [MW]	22.33	21.95	21.04	19.96	19.30	18.63	18.04	17.50	17.03	16.70	16.64
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.48	0.47	0.47	0.60	0.68	0.78	0.99	1.20	1.73	2.43	3.04
Perdas [MW]	19.92	20.24	20.24	19.26	19.05	18.59	18.08	17.73	17.14	16.74	16.64
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.20	0.19	0.25	0.34	0.48	0.62	0.91	1.22	1.74	2.40	3.10
Perdas [MW]	22.32	22.32	21.33	20.48	19.57	19.05	18.24	17.69	17.12	16.75	16.64
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.20	0.28	0.29	0.39	0.49	0.67	0.92	1.28	1.78	2.40	3.09
Perdas [MW]	21.88	21.03	21.03	20.21	19.64	18.86	18.21	17.60	17.09	16.75	16.64
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.23	0.19	0.25	0.34	0.47	0.61	0.86	1.24	1.76	2.45	3.14
Perdas [MW]	21.89	22.18	21.23	20.36	19.62	19.05	18.36	17.67	17.11	16.73	16.64

Figura 22 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. fixo*.

Figura 23 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. fixo*.

Analisando a Figura 23, percebem-se algumas lacunas entre uma solução e outra, principalmente no intervalo $[0, 7; \dots; 1, 0]$. A Fronteira de Pareto pode ser melhor observada com o acréscimo de mais pontos dentro do correspondente intervalo de β .

Na Figura 24 é apresentado o resultado final das magnitudes de tensão (V_k) das barras PV . Verifica-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo sistema para as variáveis de controle foram respeitados.

Figura 24 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. fixo*.

Na Tabela 15 listam-se os tempos de execução de cada meta-heurística, onde nota-se que convergiram em tempos semelhantes. Analisando o processo de convergência da função perdas para $\beta = 1$, como mostrado na Fig. 25, é possível observar que as meta-heurísticas apresentaram comportamentos similares, convergindo para um valor final de perdas em torno de 16,64 MW.

Tabela 15 – Sistema IEEE 30: tempos médios por iteração – *FPO Mult. fixo*.

Tempo(s) de CPU	
EPSO	5.40
DEEPSO Sg	5.89
DEEPSO Sg-rnd	5.32
DEEPSO Pb	5.28
DEEPSO Pb-rnd	5.59

Figura 25 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. fixo*.

FPO mult. contínuo

Na Tabela 16 são apresentados os valores das perdas ativas e margem de reativos obtidos com o modelo *FPO Mult. contínuo*, para distintos ajustes de β . É interessante observar que as perdas obtidas foram menores em relação ao modelo fixo (redução de 16,64 MW para o mínimo 16,49 MW, no caso $\beta = 1$, por exemplo).

Na Figura 26 ilustram-se as curvas das perdas vs. margem de reativos obtidas considerando o modelo *FPO Mult. contínuo*. Ressalta-se que cada um dos 55 pontos corresponde a uma solução específica de uma dada meta-heurística para um dado valor de β .

Tabela 16 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. contínuo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.05	0.10	0.07	0.20	0.23	0.33	0.64	0.81	1.28	1.80	3.18
Perdas [MW]	18.94	18.83	18.60	18.02	17.88	17.86	17.29	17.14	16.86	16.66	16.50
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.18	0.27	0.24	0.32	0.45	0.44	0.48	0.64	0.99	1.09	3.05
Perdas [MW]	18.57	18.38	18.28	18.05	17.68	17.68	17.64	17.33	17.12	17.01	16.55
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.01	0.02	0.03	0.10	0.21	0.32	0.32	0.41	0.68	1.60	3.11
Perdas [MW]	19.88	19.23	19.08	18.45	18.04	17.76	17.74	17.43	17.15	16.67	16.49
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.04	0.10	0.15	0.19	0.27	0.37	0.40	0.64	1.00	1.48	2.90
Perdas [MW]	19.42	18.74	18.45	18.17	17.94	17.65	17.61	17.31	16.99	16.73	16.50
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.04	0.06	0.06	0.11	0.26	0.29	0.42	0.50	0.77	1.75	3.24
Perdas [MW]	19.68	19.22	19.07	18.76	17.89	17.74	17.46	17.44	17.03	16.64	16.49

Figura 26 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. contínuo*.

Comparando as soluções encontradas por cada meta-heurística, verifica-se que, ao remover as soluções dominadas, não houve predominância de uma meta-heurística sobre as demais, como observado na Fig. 27. O algoritmo DEEPSO Sg-rnd apresentou 7 pontos dominantes; o DEEPSO Pb-rnd 4 pontos; o EPSO 3 pontos; o DEEPSO Pb 1 ponto e o DEEPSO Sg nenhum.

Figura 27 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. contínuo*.

Finalmente, os valores das variáveis de controle V_k obtidos ao solucionar o POM estão representados na Figura 28. É possível observar que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados. Nota-se ainda que o algoritmo EPSO resultou em valores de tensão maiores para todas as barras PV, o que está em concordância com os baixos valores de perdas encontrados (16,86 MW, para $\beta = 8$), como já mostrado na Tabela 16). Por sua vez, níveis reduzidos de tensões nas meta-heurísticas DEEPSO Sg e DEEPSO Pb culminaram em valores maiores para as perdas ativas (17,33 MW e 17,31 MW, respectivamente).

Figura 28 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. contínuo*.

A solução final obtida para as variáveis de controle t_{km} utilizando o modelo *FPO Mult. contínuo* é apresentada na Figura 29, onde nota-se também que os limitantes foram respeitados.

Figura 29 – Sistema IEEE 30: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. contínuo*.

Os valores convergidos para a variável de controle b_k^{sh} e os tempos de CPU de cada meta-heurística são mostrados na Tabela 17. Observa-se que os limites superior e inferior impostos pelo sistema foram respeitados com relação as variáveis b_{10}^{sh} e b_{24}^{sh} . Com relação ao tempo computacional, o algoritmo EPSO obteve o menor tempo de CPU, com 5.60 segundos para cada iteração.

Já o desempenho da função perdas ao longo do processo iterativo é ilustrado na Fig. 30. Novamente, todas as meta-heurísticas convergiram para um ótimo local em torno da décima iteração. Os algoritmos com menores valores para a função perdas foram, em ordem crescente, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb-rnd, EPSO, DEEPSO Pb-rnd e DEEPSO Sg, porém todas as meta-heurísticas convergiram para valores próximos.

Tabela 17 – Sistema IEEE 30: Resultados finais das variáveis de controle *shunt* e tempos médios por iteração – *FPO Mult. contínuo*.

	EPSO	DEEPSO Sg	DEEPSO Sg-rnd	DEEPSO Pb	DEEPSO Pb-rnd
b_{10}^{sh}	0.33	0.33	0.39	0.38	0.39
b_{24}^{sh}	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09
Tempo(s)	5.60	5.85	6.38	6.26	6.37

Figura 30 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. contínuo*.

FPO mult. discreto

No que segue são apresentados os resultados obtidos pelo modelo *FPO Mult. discreto*, em que *taps* $t_{(km)}$ e *shunts* são considerados como variáveis discretos e modelados pelas funções senoidal e polinomial.

Na Tabela 18 são destacados os valores convergidos da função perdas e MR para diferentes ajustes de β . Em **negrito** estão listados os resultados do ponto ideal. Observa-se que o processo de discretização introduziu restrições adicionais na minimização da função objetivo. Assim, nota-se que os resultados finais foram ligeiramente superiores em relação ao modelo contínuo (Tabela 16). Como exemplo, para $\beta = 0,8$ – onde perdas são priorizadas em detrimento da MR –, o algoritmo EPSO resultou em perdas ativas de 16,86 kW no caso contínuo, e 17,18 kW no modelo discreto.

Tabela 18 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. discreto* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.03	0.06	0.10	0.11	0.17	0.23	0.30	0.63	0.76	1.26	3.23
Perdas [MW]	18.89	19.63	18.71	18.36	18.14	17.89	17.98	17.33	17.18	16.85	16.49
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.18	0.27	0.24	0.32	0.45	0.44	0.48	0.64	0.99	1.09	3.05
Perdas [MW]	18.57	18.38	18.28	18.05	17.68	17.68	17.64	17.33	17.12	17.00	16.55
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.01	0.01	0.03	0.09	0.21	0.32	0.32	0.45	0.68	1.60	3.23
Perdas [MW]	19.75	19.33	19.08	18.71	18.04	17.76	17.74	17.48	17.15	16.67	16.49
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.02	0.14	0.17	0.22	0.27	0.39	0.41	0.64	1.01	1.48	2.8
Perdas [MW]	19.29	18.66	18.31	18.06	17.94	17.63	17.60	17.31	16.98	16.73	16.50
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.01	0.02	0.14	0.22	0.25	0.29	0.35	0.52	0.88	1.39	3.25
Perdas [MW]	19.94	19.30	18.61	18.24	17.89	17.75	17.61	17.31	16.97	16.74	16.49

Nas Figuras 31 e 32 estão representadas as Curvas de Pareto e a Fronteira de Pareto resultantes. Nota-se que, na modelagem considerando variáveis de controle discretas, a meta-heurística EPSO obteve um maior número de soluções não-dominadas (4, no total). Já o DEEPSO Sg e DEEPSO Sg-rnd obtiveram, respectivamente, 3 soluções. As meta-heurísticas DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd não apresentaram soluções dominantes.

Figura 31 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. discreto*.

Figura 32 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. discreto*.

Já nas Figuras 33 e 34 são apresentados os valores convergidos das variáveis de controle de magnitude de tensão (V_k) e de *taps* (t_{km}). Nota-se que os limites superiores e inferiores foram atendidos, e que as variáveis (t_{km}) foram adequadamente discretizadas.

Figura 33 – Sistema IEEE 30: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. discreto*.

Figura 34 – Sistema IEEE 30: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. discreto*.

As variáveis discretas do tipo b_k^{sh} foram também satisfatoriamente discretizadas pelo modelo, conforme mostrado na Tabela 19, onde também são apresentados os tem-

pos médios por iteração de cada meta-heurística. Observa-se que o algoritmo EPSO foi processado em um menor tempo computacional (5.68s por iteração).

Tabela 19 – Sistema IEEE 30: Resultados finais das variáveis de controle *shunt* e tempos médios por iteração – *FPO Mult. discreto*.

	EPSO	DEEPSO Sg	DEEPSO Sg-rnd	DEEPSO Pb	DEEPSO Pb-rnd
b_{10}^{sh}	0.33	0.33	0.39	0.38	0.39
b_{24}^{sh}	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09
Média do Tempo (s)	5.68	5.82	6.42	6.12	6.28

Com relação à convergência da função perdas para $\beta = 1$ (Fig. 35.), é possível observar que, ao final do processamento, as meta-heurísticas com menores valores para a função perdas foram, em ordem crescente: EPSO, DEEPSO Pb, DEEPSO Pb-rnd e DEEPSO Sg-rnd.

Figura 35 – Sistema IEEE 30: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. discreto*.

FPORS mult.

A seguir são apresentados os resultados do problema multiobjetivo considerando o modelo *FPORS Mult.*. Ressalta-se que para o tratamento das variáveis de controle

discretas foram utilizadas as estratégias citadas na Seção 4.1. Três cenários de contingência foram considerados, associados às 3 saídas mais severas: circuitos (de-para) (28-27), (27-30) e (2-5).

São apresentados na Tabela 20 os valores convergidos da função perdas e MR para diferentes ajustes de β . São listados somente os resultados da meta-heurística EPSO. Os valores da métrica Ponto ideal estão destacados ($\beta = 0.9$), sendo utilizados como referência nas análises. Na Figura 36 ilustra-se a correspondente Fronteira de Pareto, relacionando perdas ativas e MR, estando o ponto ideal destacado na cor vermelha.

Tabela 20 – Sistema IEEE 30: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPORS Mult.* (Ponto Ideal em negrito).

β	MR [MVar/MVar]	Perdas [MW]
0.0	0.64	18.25
0.1	0.45	18.51
0.2	0.67	18.21
0.3	0.50	18.52
0.4	0.73	17.78
0.5	0.81	17.61
0.6	0.99	17.28
0.7	1.16	17.08
0.8	1.11	17.10
0.9	1.68	16.77
1.0	3.57	16.51

Na Tabela 21 são apresentados os resultados finais das variáveis de controle (V_k) e discretas (t_{km}) e (b_k^{sh}). Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados e as variáveis discretas foram adequadamente discretizadas.

Tabela 21 – Sistema IEEE 30: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (t_{km} e b_k^{sh}) referentes ao caso base – *FPORS Mult.*

Caso Base	
Controles	
V_1	1.09
V_2	1.06
V_5	1.02
V_8	1.09
V_{11}	1.09
V_{13}	1.08
t_{6-9}	0.9700
t_{6-10}	0.9625
t_{4-12}	0.9700
t_{28-27}	0.9700
b_{10}^{sh}	0.34
b_{24}^{sh}	0.09

Já na Tabela 22 são mostrados os valores finais das Perdas ativas e MR para os casos base e contingenciados, para $\beta = 0.9$.

Figura 36 – Sistema IEEE 30: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPORS Mult.* Ponto ideal em vermelho.

Observa-se que os resultados obtidos para as perdas ativas nas contingências são maiores com relação ao caso base, sendo o maior valor para o evento mais severo. Observa-se também que os valores da Margem de reativos para as Contingências das Linhas (27-30) e (2-5) são menores, significando que a margem de reativos nesses casos é superior aos casos base e contingenciados.

Tabela 22 – Sistema IEEE 30: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – *FPORS mult.*

	Caso Base	Linha (28-27)	Linha (27-30)	Linha (2-5)
Perdas [MW]	16.77	234.00	18.71	18.26
MR [MVar/MVar]	1.68	2.37	0.61	0.41
Tempo [s]		72.18		

Por fim, na Figura 37 são mostradas as variações percentuais das magnitudes de tensão dos casos contingenciados em relação ao caso base, para todas as barras do sistema. As maiores variações de tensão observadas foram: 21.98% na barra 8; 12.60% na barra 30; e 5.22% na barra 30, nas contingências da Linha (28-27), (27-30) e (2-5), respectivamente. Na contingência da Linha (28-27), os limites inferiores foram respeitados apenas nas barras 1 e 11. Já para as demais contingências todas as barras se mantiveram dentro dos limites estabelecidos.

Figura 37 – Sistema IEEE 30: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.

Verificou-se que as variáveis de controle discretas relacionadas a *taps* foram corretamente discretizadas e não houveram variações significativas nos valores finais encontrados nos casos de contingência com relação ao caso base. As variáveis associadas a *shunts* foram igualmente discretizadas satisfatoriamente, sendo que as variações finais dos valores encontrados nos casos de contingência em relação ao caso base foram: -44% na barra 10, contingência (28-27); e -44% na barra 24, contingências (28-27) e Linha (27-30). Estes valores se mantiveram dentro dos limites e foram discretizados adequadamente.

5.4 Sistema IEEE 57 barras

O sistema IEEE de 57 barras conta com 6 barras com controle de geração de reativos, 50 barras de carga, 3 bancos de capacitores, 80 linhas de transmissão e 15 transformadores com *tap* variável. Os valores discretizados permitidos e os limites inferiores e superiores para *shunts*, adotados nas simulações, são apresentados na Tabela 23.

Tabela 23 – Valores mínimo, máximo e discretos das susceptâncias e reatores *shunts*.

Variáveis b_k^{sh}	Barra	Limite Min (p.u.)	Limite Max (p.u.)	Conjunto de Valores Discretos de b_k^{sh}
1	18	0.000	0.220	{0, 0.12, 0.22}
2	25	0.000	0.090	{0, 0.04, 0.07, 0.09}
3	53	0.000	0.165	{0, 0.10, 0.165}

FPO mult. fixo

Na Tabela 24 são apresentados os valores da função perdas e MR após a convergência do modelo *FPO mult. fixo*, para diferentes valores de β . A solução referente à métrica ponto ideal é apresentado em negrito. A figura 38 ilustra o correspondente gráfico perdas ativas vs. MR.

Comparando as soluções encontradas, observa-se que, ao remover as soluções dominadas, a meta-heurística DEEPSO Sg-rnd obteve 10 pontos dominantes; a EPSO, 3 pontos; a DEEPSO Sg, 2 pontos; e os algoritmos DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd 1 ponto cada. As soluções dominadas estão apresentadas na Figura 39.

Já na Figura 40 são apresentadas as magnitudes finais de tensão (V_k) referentes às barras *PV*. Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados. Observa-se também que a meta-heurística DEEPSO Sg resultou em tensões de barras *PV* superiores às demais, logo as perdas são as mínimas encontradas (25,17 MW para $\beta = 0.6$ na Tabela 24). No DEEPSO Pb, as tensões estão ligeiramente inferiores ou semelhantes às demais, logo as perdas são as máximas encontradas (25,54 MW para $\beta = 0.5$ na Tabela 24).

Tabela 24 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. fixo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.11	0.13	0.18	0.18	0.19	0.19	0.19	0.22	0.23	0.38	1.41
Perdas [MW]	32.46	29.10	25.78	25.46	25.51	25.49	25.46	25.44	25.35	25.52	25.17
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.18	0.22	0.20	0.27	0.27	0.48	0.41	0.42	0.46	0.67	0.70
Perdas [MW]	29.15	26.73	28.21	26.67	26.63	25.39	25.17	25.15	25.33	25.24	25.25
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.09	0.10	0.09	0.13	0.20	0.23	0.23	0.28	0.30	0.41	1.44
Perdas [MW]	27.88	26.97	26.71	25.95	25.41	25.38	25.38	25.32	25.30	25.22	25.25
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.09	0.12	0.24	0.22	0.25	0.25	0.25	0.24	0.27	0.39	1.40
Perdas [MW]	32.00	29.26	26.26	25.67	25.65	25.54	25.74	25.68	25.52	25.52	25.40
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.11	0.11	0.23	0.23	0.25	0.25	0.34	0.29	0.33	0.45	1.44
Perdas [MW]	31.37	27.76	25.86	25.83	25.62	25.61	25.51	25.57	25.50	25.36	25.56

Figura 38 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. fixo*.

Figura 39 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. fixo*

Figura 40 – Sistema IEEE 57: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras *PV* – *FPO Mult. fixo*.

Na Tabela 25 listam-se os tempos de execução de cada meta-heurística e nota-se que convergiram em tempos semelhantes. Analisando o processo de convergência da função perdas para $\beta = 1$, é possível observar que o comportamento de cada meta-heurística é similar até a décima iteração. Os algoritmos que resultaram nos menores valores de foram, em ordem crescente: EPSO, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Sg, DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd, conforme observado na Figura 41.

Tabela 25 – Sistema IEEE 57: tempos médios por iteração - *FPO Mult. fixo*.

Tempo(s) de CPU	
EPSO	5.88
DEEPSO Sg	5.38
DEEPSO Sg-rnd	5.09
DEEPSO Pb	5.20
DEEPSO Pb-rnd	5.28

Figura 41 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ - *FPO mult. fixo*.

FPO mult. contínuo

Na Tabela 26 são listados os valores das perdas ativas e MR obtidas com o modelo *FPO mult. contínuo*, para diferentes valores de β . Observa-se que as perdas foram menores em relação ao modelo fixo (redução de 25,35 MW para o mínimo 24,29 MW, no caso $\beta = 0,8$ do EPSO, por exemplo). A correspondente relação entre perdas ativas e margem de reativos resultante está representada na Fig. 42.

Já as soluções não dominadas de cada meta-heurística estão representadas na Figura 43, onde é possível observar que: a meta-heurística DEEPSO Sg-rnd apresentou 7 pontos dominantes; DEEPSO Pb-rnd 5 pontos; EPSO e DEEPSO Sg 1 ponto; e DEEPSO Sg-rnd nenhum.

Na Figura apresentam-se 44 os valores convergidos das variáveis de controle do tipo (V_k) para cada meta-heurística. Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados

Tabela 26 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. contínuo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.02	0.10	0.16	0.21	0.22	0.28	0.30	0.31	0.41	1.59	2.68
Perdas [MW]	32.56	28.48	26.07	24.93	24.88	24.51	24.43	24.51	24.29	23.69	23.56
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.22	0.23	0.23	0.27	0.35	0.35	0.35	0.36	1.27	1.57	3.17
Perdas [MW]	26.82	26.67	26.67	25.41	24.57	24.57	24.57	24.52	23.86	23.54	23.24
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.06	0.09	0.12	0.16	0.18	0.19	0.26	0.28	0.41	1.47	2.82
Perdas [MW]	27.86	25.81	25.24	25.32	24.86	24.84	25.01	24.49	24.39	23.42	23.21
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.072	0.08	0.13	0.16	0.19	0.29	0.29	0.36	0.36	0.57	2.24
Perdas [MW]	32.80	30.05	27.33	25.93	25.52	24.88	25.18	24.90	24.78	24.60	23.75
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.04	0.10	0.15	0.21	0.24	0.29	0.29	0.33	0.38	1.61	2.52
Perdas [MW]	30.69	28.52	26.45	25.28	24.50	24.35	24.47	24.46	24.31	23.49	23.35

Figura 42 – Sistemas IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – *FPO mult. contínuo*

Figura 43 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO mult. contínuo*.

Figura 44 – Sistema IEEE 57: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. contínuo*.

A solução final obtida das variáveis de controle t_{km} da resolução no modelo *FPO Mult. contínuo* é apresentada na Figura 45. Novamente, verifica-se que os limites superior e inferior foram respeitados.

Figura 45 – Sistema IEEE 57: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. contínuo*.

Já os valores finais das variáveis de controle do tipo b_k^{sh} e o tempo de CPU de cada meta-heurística podem ser consultados na Tabela 27. Nesse caso, a meta-heurística DEEPSO Sg-rnd obteve o menor tempo de CPU: 5,56 segundos por iteração.

Na Figura 46, analisa-se a convergência da função perdas para $\beta = 1$. Todas as meta-heurísticas convergiram para valores próximos a ótimo locais em torno da décima iteração. Os algoritmos com menores valores para função perdas foram, em ordem crescente: DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Sg, DEEPSO Pb-rnd, EPSO e DEEPSO Pb, segundo observado na Figura 46.

Tabela 27 – Sistema IEEE 57: Resultados finais das variáveis de controle shunt e tempos médios por iteração - *FPO mult. contínuo*.

	EPSO	DEEPSO Sg	DEEPSO Sg-rnd	DEEPSO Pb	DEEPSO Pb-rnd
b_{18}^{sh}	0.15	0.17	0.13	0.16	0.12
b_{25}^{sh}	0.10	0.09	0.08	0.09	0.09
b_{53}^{sh}	0.10	0.11	0.11	0.09	0.10
Tempo (s)	6.51	5.87	5.56	5.65	5.62

Figura 46 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ - *FPO mult. contínuo*.

FPO mult. discreto

A seguir, são apresentados os resultados obtidos do *FPO Mult. discreto*, modelo em que tap de transformadores ($t_{(km)}$) e banco de capacitores (b_k^{sh}) são tratados como variáveis discretas pelas funções senoidal e polinomial.

Na Tabela 28 e são listados os valores convergidos da função perdas e MR para diferentes valores de β . Em **negrito** destacam-se os resultados do ponto ideal. Observa-se que o processo de discretização novamente introduziu restrições adicionais ao modelo. Em geral, os valores finais das funções objetivo foram ligeiramente maiores que no modelo contínuo (comparar com a Tab.26).

Tabela 28 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. discreto* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	0.02	0.10	0.13	0.21	0.24	0.28	0.31	0.34	0.41	0.52	2.69
Perdas [MW]	32.50	28.62	25.98	25.07	24.56	24.57	24.38	24.52	24.30	24.36	23.57
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	0.22	0.22	0.22	0.22	0.22	0.23	0.23	0.23	0.23	0.27	3.32
Perdas [MW]	26.82	26.82	26.82	26.82	26.82	26.66	26.67	26.67	26.67	25.42	23.27
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.07	0.06	0.06	0.06	0.07	0.08	0.08	0.08	0.11	0.12	2.59
Perdas [MW]	28.61	28.26	27.89	27.89	27.75	26.27	27.51	26.31	25.50	25.45	23.20
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	0.07	0.07	0.07	0.05	0.07	0.07	0.06	0.09	0.13	0.18	1.68
Perdas [MW]	32.67	32.67	32.29	32.25	31.62	31.57	30.68	28.57	27.56	25.97	23.67
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	0.04	0.05	0.04	0.05	0.08	0.10	0.07	0.10	0.15	0.22	2.59
Perdas [MW]	30.32	30.24	30.27	29.69	29.46	29.09	29.01	28.35	26.76	24.96	23.37

Nas Figuras 47 e 48 são apresentadas as curvas das perdas ativas vs. margem de reativos e Fronteira de Pareto resultantes, respectivamente. Nota-se que a meta-heurística DEEPSO Sg-rnd obteve um número maior de soluções não dominadas (9, no total). Já as meta-heurísticas EPSO, DEEPSO Pb-rnd e DEEPSO Sg/ Pb obtiveram, respectivamente, 4, 3 e uma solução.

Figura 47 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. discreto*.

Figura 48 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. discreto*.

O resultado final das variáveis de controle V_k e das variáveis discretas t_{km} são apresentados nas Figuras 49 e 50, respectivamente. Observa-se que os limites superior e

inferior não foram extrapolados e que as variáveis foram discretizadas adequadamente.

Figura 49 – Sistema IEEE 57 barras: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV –FPO Mult. discreto.

Figura 50 – Sistema IEEE 57 barras: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – FPO Mult. discreto.

As variáveis discretas b_k^{sh} foram adequadamente discretizadas pela função polinomial, conforme mostrado na Tabela 29, onde também são apresentados os tempos médios por iteração de cada meta-heurística. Observa-se que a meta-heurística que executou em menor tempo foi a EPSO com 5,68 segundos por iteração.

Tabela 29 – Sistema IEEE 57: Resultados finais das variáveis discretas shunt e tempos médios por iteração – *FPO mult. discreto*.

	EPSO	DEEPSO Sg	DEEPSO Sg-rnd	DEEPSO Pb	DEEPSO Pb-rnd
b_{18}^{sh}	0.12	0.22	0.22	0.12	0.12
b_{25}^{sh}	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09
b_{53}^{sh}	0.165	0.165	0.165	0.0	0.10
Tempo (s)	5.68	5.82	6.42	6.12	6.28

Finalmente, ao analisar a convergência da função perdas em cada meta-heurística, para $\beta = 1$, é possível observar que o comportamento de cada uma é similar, em que todas convergem próximas a um ótimo local próximo à quinta iteração (Fig. 51). As meta-heurísticas com menores valores para a função perdas foram, em ordem crescente: DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Sg, DEEPSO Pb-rnd, EPSO e DEEPSO Pb.

Figura 51 – Sistema IEEE 57: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. discreto*.

FPORS mult.

A seguir são apresentados os resultados do problema multiobjetivo para o modelo *FPORS Mult.*, que considera restrições de segurança. Ressalta-se que, para o tratamento das variáveis de controle e discretas, utilizou-se as estratégias citadas na Seção 4.1. São considerados três cenários de contingências, associados às 3 saídas de circuito mais severas: circuitos (de-para) (35-36), (25-30) e (34-35).

São apresentados na Tabela 30 os valores convergidos da função perdas e MR para diferentes valores de β . São listados somente resultados da meta-heurística EPSO. O Ponto ideal é dado pelo $\beta = 0.6$, e esse o valor de referência é usado para análise dos resultados. Na Figura 52 é apresentada a fronteira de Pareto das Perdas ativas vs. margem de reativos. O Ponto ideal está destacado em vermelho.

Por sua vez, na Tabela 31 são listados os resultados finais das variáveis de controle e discretas relacionadas aos *shunts* do Caso Base. Observa-se que as variáveis de controle referentes a magnitudes de tensão (V_k) se mantiveram dentro dos limites estabelecidos; e as variáveis discretas relacionadas aos capacitores *shunts* foram discretizadas.

Tabela 30 – Sistema IEEE 57: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPORS Mult.* (Ponto Ideal em negrito).

β	MR [MVar/MVar]	Perdas [MW]
0.0	0.38	24.46
0.1	0.438	24.35
0.2	0.37	24.44
0.3	0.46	24.28
0.4	0.46	24.28
0.5	0.57	24.23
0.6	0.42	23.94
0.7	0.50	24.08
0.8	1.51	23.17
0.9	1.88	23.08
1.0	3.45	22.88

Figura 52 – Sistema IEEE 57: Perdas ativas vs. margem de reativos: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPORS mult.* Ponto ideal em vermelho.

Tabela 31 – Sistema IEEE 57: Resultado final das variáveis de controle (V_k) e discretas (b_k^{sh}) – *FPORS Mult.*

Caso Base	
Controles	
V_1	1.10
V_2	1.08
V_3	1.07
V_6	1.04
V_8	1.06
V_9	1.03
V_{12}	1.05
b_{10}^{sh}	0.12
b_{24}^{sh}	0.09
b_{24}^{sh}	0.1

Na Figura 53 são apresentados os valores das variáveis de controle discretas (t_{km}) após a convergência do método. Observa-se que os limites superiores e inferiores foram atendidos, e o processo de discretização foi bem sucedido.

Tabela 32 – Sistema IEEE 57: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – *FPORS mult.*

	Caso Base	Linha (35-36)	Linha (25-30)	Linha (34-35)
Perdas [MW]	23.94	257.78	69.92	94.02
MR [MVar/MVar]	0.42	1.39	1.40	0.42
Tempo [s]		130.55

Figura 53 – Sistema IEEE 57: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPORS Mult.*

Na Tabela 32 são mostrados os valores finais das Perdas ativas e Margem de reativos para os casos base e contingenciados, bem como o tempo de execução médio por iteração. As perdas ativas em situações de contingência foram superiores às do caso base, sendo o maior valor para a contingencia mais severa. O tempo de execução desse processo foi em média 130.55 segundos por iteração.

Por fim, na Figura 54 são mostradas as variações em porcentagem das magnitudes de tensão dos casos contingenciados em relação ao caso base.

As maiores quedas de tensão foram de 33,87% na barra 35, 21,49% na barra 30, e 20,25% na barra 34, para as contingências (35-36), (25-30) e (34-35), respectivamente, sendo que as mesmas violaram os limites inferiores. Observa-se que houve uma variação de tensão de -4.35% na barra 25 para a contingencia (25-30), tendo esta tensão ultrapassado seu limite superior.

Já as demais se mantiveram dentro dos limites estabelecidos. O tempo de execução desse processo foi de 130,55 segundos por iteração.

Figura 54 – Sistema IEEE 57: Variação percentual das magnitudes de tensão para cada contingência.

Observou-se que não houve variação significativa dos resultados obtidos para as variáveis de controle discretas relacionadas *taps* para as contingências das linhas (35-36), (25-30) e (34-35). Para as variáveis discretas relacionadas a *shunts*, a variação foi de 22% na barra 25, para a contingência da linha (35-36), e -29% na barra 25, para a contingência da linha (25-30), porém esses valores estão discretizados adequadamente e se mantiveram dentro dos limites estabelecidos.

5.5 Sistema IEEE 118 barras

O sistema IEEE-118 é formado por 53 barras com controle de geração de reativos e 64 barras de carga, além da barra de referência. Possui 14 bancos de capacitores, 2 reatores, 172 linhas de transmissão e 9 transformadores de *tap* variável. A Tabela 33 apresenta os limites operacionais e conjunto possível de valores discretos adotados para os elementos *shunt*.

Tabela 33 – Valores mínimo, máximo e discretos das susceptâncias e elementos *shunt*.

Variáveis b_k^{sh}	Barra	Limite Min (p.u.)	Limite Max (p.u.)	Conjunto de Valores Discretos de b_k^{sh}
1	5	-0.400	0.000	$\{-0.4, 0.0\}$
2	34	0.000	0.210	$\{0.0, 0.14, 0.20, 0.21\}$
3	37	-0.250	0.000	$\{-0.25, 0.0\}$
4	44	0.000	0.100	$\{0.0, 0.10\}$
5	45	0.000	0.100	$\{0.0, 0.10\}$
6	46	0.000	0.100	$\{0.0, 0.10\}$
7	48	0.000	0.150	$\{0.0, 0.15\}$
8	74	0.000	0.200	$\{0.0, 0.12, 0.20\}$
9	79	0.000	0.200	$\{0.0, 0.10, 0.20\}$
10	82	0.000	0.200	$\{0.0, 0.10, 0.20\}$
11	83	0.000	0.200	$\{0.0, 0.10, 0.20\}$
12	105	0.000	0.200	$\{0.0, 0.10, 0.20\}$
13	107	0.000	0.210	$\{0.0, 0.14, 0.20, 0.21\}$
14	110	0.000	0.210	$\{0.0, 0.14, 0.20, 0.21\}$

FPO mult. fixo

Apresentam-se a seguir os resultados da aplicação do modelo *FPO mult.fixo* ao sistema IEEE-118. Nesse caso, *taps* e *shunts* não são consideradas variáveis de controle.

Na Tabela 34 são listados os valores finais da função perdas e MR para vários ajustes de β e diferentes meta-heurísticas. A solução do ponto ideal é apresentado em negrito. A Figura 55 ilustra o relacionamento entre perdas ativas e MR para os parâmetros considerados.

Desconsiderando-se as soluções encontradas, as meta-heurísticas DEEPSO Pb e DEEPSO Sg-rnd foram dominantes em 2 pontos cada, e DEEPSO Sg e DEEPSO Pb-rnd em 1 ponto cada, como observado na Fig. 56. A meta-heurística EPSO não obteve nenhuma solução dominante.

Tabela 34 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. fixo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	3.11	3.11	3.24	3.17	3.20	3.58	3.50	3.53	3.88	3.96	4.81
Perdas [MW]	129.44	128.79	128.47	128.03	128.32	118.50	118.42	117.80	118.77	118.93	118.48
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	3.21	3.73	3.80	3.80	3.76	3.75	4.57	4.41	5.32	5.31	12.09
Perdas [MW]	130.52	131.36	126.87	126.87	126.45	126.54	120.12	119.69	115.88	115.56	112.02
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	3.08	3.33	3.72	3.74	3.86	3.81	3.37	3.49	3.82	3.34	5.20
Perdas [MW]	129.16	128.69	119.01	118.62	117.78	116.81	117.08	116.96	116.79	116.23	114.48
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	3.04	2.87	2.90	2.99	3.38	3.63	3.57	3.84	3.95	4.04	4.28
Perdas [MW]	133.12	134.06	134.59	130.59	117.82	120.42	118.20	116.76	116.76	116.43	117.13
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	3.21	3.26	3.12	3.30	3.35	3.32	3.57	3.65	3.13	3.85	4.64
Perdas [MW]	129.63	129.02	128.73	128.68	128.84	128.61	117.79	118.16	118.31	116.73	117.88

Figura 55 – Sistemas IEEE 118 barras: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. fixo*.

Figura 56 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. fixo*.

Na Figura 57 são apresentadas as magnitudes finais de tensão (V_k) referentes ao número de barras PV . Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados.

Figura 57 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. fixo*.

Na Tabela 35 são listados os tempos médios por iteração de cada meta-heurística. Nota-se que todas convergiram em instantes de tempo aproximados. Por fim, analisando o processo de convergência da função perdas para $\beta = 1$, como mostra a Figura 58, observa-se que as meta-heurísticas que obtiveram as menores perdas foram, em ordem crescente: DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb, DEEPSO Pb-rnd e EPSO.

Tabela 35 – Sistema IEEE 118: tempos médios por iteração – *FPO mult. fixo*.

Média de tempo (s) de CPU	
EPSO	8.11
DEEPSO Sg	7.51
DEEPSO Sg-rnd	7.28
DEEPSO Pb	7.18
DEEPSO Pb-rnd	7.10

Figura 58 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – FPO mult. fixo.

FPO mult. contínuo

Os resultados do FPO multiobjetivo para o sistema IEEE-118 considerando *taps* e *shunts* como variáveis de controle contínuas são apresentados a seguir. A Tabela 36 representa a variação da função perdas e MR para diferentes β , para cada meta-heurística. A Fig. 59 mostra a correspondente curva *Perdas* vs. *Margem de reativos* obtida no POM.

Avaliando o desempenho de cada meta-heurística, observa-se que ao remover as soluções dominadas não existe predominância de uma meta-heurística sobre as demais, como visto na Fig. 60: o EPSO foi dominante em 4 pontos, enquanto que o DEEPSO Sg e DEEPSO Sg-rnd foram dominantes em 2 pontos, respectivamente.

Tabela 36 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. contínuo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	3.13	3.13	3.12	3.08	3.55	3.36	3.38	3.59	3.62	3.71	6.46
Perdas [MW]	131.70	129.63	130.38	129.20	124.76	123.02	122.74	118.21	117.88	118.88	117.71
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	4.00	4.00	4.00	4.00	4.46	4.77	4.77	4.26	4.81	5.35	12.92
Perdas [MW]	131.18	131.18	131.18	131.18	115.71	115.06	115.06	122.00	117.69	115.86	111.40
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	2.88	3.17	3.17	3.17	3.63	3.97	3.88	3.88	3.58	4.16	4.12
Perdas [MW]	130.95	131.13	131.13	131.13	117.33	117.66	116.21	116.21	117.83	115.71	113.71
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	3.25	3.22	3.14	3.16	3.65	3.49	3.41	3.70	3.98	4.33	7.59
Perdas [MW]	141.68	135.98	139.46	138.44	125.41	126.67	131.36	117.86	116.47	116.57	114.66
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	3.25	3.16	3.19	3.23	3.33	3.32	3.68	3.69	3.73	3.73	7.25
Perdas [MW]	132.91	131.70	129.76	129.32	129.06	128.51	119.17	118.24	116.96	115.94	114.53

Figura 59 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 60 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO mult. contínuo*.

Na Figura 61 são apresentadas as magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV . Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados.

Verifica-se que os níveis de tensão no DEEPSO Sg-rnd são maiores que nas demais meta-heurísticas na maioria das barras, o que está em concordância com o fato dos resultados das perdas terem sido os menores encontrados (i.e., perdas de 115,06 MW para $\beta = 5$ da Tabela 36). Já a meta-heurística EPSO resultou em maiores valores de perdas (i.e., perdas 117,88 MW para $\beta = 0,8$ da Tabela 36).

Figura 61 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. contínuo*.

As soluções finais obtidas para as variáveis de controle t_{km} e b_k^{sh} da resolução do POM relacionado ao *FPO Mult. contínuo* são apresentadas nas Figuras 62 e 63, respectivamente. É observado que esses valores respeitam os limites superiores e inferiores.

Figura 62 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 63 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos *shunts* b_k^{sh} – *FPO Mult. contínuo*.

Na Tabela 37 é mostrado o tempo computacional de cada meta-heurística, sendo verificado que o algoritmo DEEPSO Pb-rnd obteve o menor tempo de CPU (5.03 segundos por iteração), e a EPSO obteve o maior tempo, (8,99 segundos).

O desempenho da função perdas ao longo do processo iterativo de cada meta-heurística com $\beta = 1$ é apresentada na Figura 64. As meta-heurísticas que obtiveram as menores perdas, em ordem crescente foram: DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb-rnd, DEEPSO Pb e EPSO.

Tabela 37 – Sistema IEEE 118: Tempos médios por iteração – *FPO mult contínuo*.

Média de tempo (s) de CPU	
EPSO	8.99
DEEPSO Sg	8.31
DEEPSO Sg-rnd	8.89
DEEPSO Pb	8.15
DEEPSO Pb-rnd	7.99

Figura 64 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. contínuo*.

FPO mult. discreto

A seguir, são apresentados os resultados obtidos para o sistema IEEE 118 barras com o modelo *FPO Mult. discreto*. Nesse caso, *taps* e *shunts* são discretizados pelas estratégias citadas na Seção 4.1. Os valores finais das perdas e MR estão listados na Tabela 38, para diferentes ajustes de β , sendo destacados em **negrito** o ponto ideal.

Tabela 38 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. discreto* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	2.81	3.14	3.10	3.08	3.54	3.40	3.50	3.57	3.61	3.72	5.90
Perdas [MW]	130.90	129.98	130.77	129.13	125.65	125.09	120.86	118.91	117.84	118.87	117.72
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	3.58	3.58	3.58	3.58	3.58	3.58	3.58	3.58	3.58	4.77	12.58
Perdas [MW]	130.34	130.34	130.34	130.34	130.34	130.34	130.34	130.34	130.34	115.12	111.46
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	2.88	3.06	3.06	3.06	3.17	3.17	3.17	3.17	3.60	3.88	5.40
Perdas [MW]	130.95	130.31	130.31	130.31	131.13	131.13	131.13	131.13	117.36	116.21	114.23
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	3.25	3.25	3.26	3.26	3.04	3.04	3.40	3.16	3.54	3.42	5.27
Perdas [MW]	141.68	141.68	141.31	141.31	136.54	136.54	139.81	138.44	126.54	131.72	114.86
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	2.97	3.00	3.05	3.04	3.09	3.12	3.22	3.25	3.27	3.52	8.89
Perdas [MW]	134.60	133.54	133.79	133.73	131.40	131.43	129.28	128.80	128.85	119.09	114.35

Nas Figuras 65 e 66 são apresentadas as curvas das perdas ativas vs. margem de reativos e a Fronteira de Pareto resultantes, respectivamente. Nota-se que, na modelagem considerando variáveis discretas, a meta-heurística DEEPSO Sg-rnd obteve 3 soluções dominantes, enquanto DEEPSO Sg e EPSO obtiveram 1 solução. As meta-heurísticas DEEPSO Pb e DEEPSO Pb-rnd não possuíram soluções dominantes.

Figura 65 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. discreto*.

Figura 66 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. discreto*.

Nas Figuras 67, 68 e 69 são apresentados os valores finais das variáveis de controle V_k e discretas $t_{(km)}$ e b_k^{sh} , respectivamente. Observa-se que as variáveis obedeceram os limites estabelecidos e as variáveis discretas foram discretizadas adequadamente.

Figura 67 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. discreto*.

Figura 68 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. discreto*.

Figura 69 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos *shunt* b_k^{sh} – *FPO Mult. discreto*.

Finalmente, na Tabela 39 são apresentados os tempo de execução médios por iteração, de cada meta-heurística. No caso do modelo *FPO Mult. discreto*, o algoritmo DEEPSO Pb-rnd foi processado no menor tempo médio, com 8,01 segundos por iteração.

Tabela 39 – Sistema IEEE 118: Média de tempo de CPU - modelo *FPO Mult. discreto*.

Tempo (s) de CPU	
EPSO	9.15
DEEPSO Sg	8.36
DEEPSO Sg-rnd	8.87
DEEPSO Pb	8.37
DEEPSO Pb-rnd	8.01

Ao se analisar a convergência da função perdas para $\beta = 1$ (Fig. 70), nota-se que as meta-heurísticas com menores perdas, em ordem crescente, foram: DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb-rnd, DEEPSO Pb e EPSO.

Figura 70 – Sistema IEEE 118: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. contínuo*.

FPORS mult.

A seguir são apresentados os resultados das simulações para o modelo *FPORS Mult.*. Reitera-se que na solução do POM foi utilizado o método da soma ponderada (Seção 3.3.1), e para o tratamento de variáveis de controle e discretas utilizou-se as estratégias citadas na Seção 4.1. Os testes foram executados considerando também as 3 contingências mais severas para o sistema segundo o índice λ , que são as saídas de operação dos circuitos (de-para) (8-5), (38-65) e (38-37).

São apresentados na Tabela 40 as perdas ativas finais e MR obtidos utilizando a meta-heurística EPSO com diferentes ajustes de β . Destaca-se em **negrito** o Ponto ideal ($\beta = 0.9$), sendo este o valor de referência para o Sistema IEEE 118, associado a um nível de margem de reativos de 5.07 MVar/MVar e perdas ativas de 117.55 MW.

Tabela 40 – Sistema IEEE 118: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPORS Mult.* (Ponto Ideal em negrito).

β	MR [MVar/MVar]	Perdas [MW]
0.0	4.11	127.19
0.1	4.56	120.94
0.2	4.53	125.27
0.3	4.42	125.49
0.4	4.34	125.30
0.5	4.40	125.49
0.6	4.64	119.84
0.7	4.77	119.18
0.8	4.66	118.56
0.9	5.07	117.55
1.0	9.13	118.63

Na Figura 71 é apresentada a fronteira de Pareto da função objetivo composta das perdas ativas e margem de reativos. Na cor vermelha está marcado o ponto ideal.

Figura 71 – Sistema IEEE 118: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPORS Mult.* Ponto ideal em vermelho.

Nas Figuras 72, 73 e 74 são apresentados os valores finais das variáveis de controle e discretas V_k , t_{km} e b_k^{sh} , respectivamente, do caso base. Observa-se que os limites foram respeitados e as variáveis discretas foram discretizadas adequadamente.

Figura 72 – Sistema IEEE 118: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente à todas as barras – *FPORS Multi*.

Figura 73 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} referente ao caso base – *FPORS Multi*.

Figura 74 – Sistema IEEE 118: Resultado final dos *shunt* b_k^{sh} – *FPORS Multi*.

Na Tabela 41 são mostradas as Perdas ativas e Margem de reativos para o Caso base, as perdas e MR para as Contingências das linhas (8-5), (38-65) e (38-37), considerando $\beta = 0.9$, e o tempo de execução do problema FPORS. Nota-se que os valores das perdas ativas das situações de contingência são maiores que os do caso base, sendo as perdas da contingência (8-5) as mais elevadas, visto tratar-se do evento mais severo.

Observa-se que os valores encontrados da MR para as contingência das linhas (8-5) e (38-65) são maiores que os encontrados no Caso Base. Logo, nessas situações, a margem de reativos gerada é menor. O valor de MR para a contingência da linha (38-37) foi semelhante ao obtido para o caso base, sendo a maior margem final dentre as contingencias. O tempo de execução foi em média 72.68 segundos por iteração.

Tabela 41 – Sistema IEEE 118: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – *FPORS mult.*

	Caso Base	Linha (8-5)	Linha (38-65)	Linha (38-37)
Perdas [MW]	117.55	199.40	185.87	156.07
MR [MVar/MVar]	5.07	8.38	8.04	5.07
Tempo [s]	72.68			

Na Figura 75 são mostradas as variações em porcentagem das magnitudes de tensão dos casos de contingências tendo como referência o caso base. Observa-se que as

maiores quedas de tensão foram de 3.23% na barra 16 (conting. (8-5)), 1.98% na barra 38 (conting. (38-65)) e 8.22% na barra 37 (conting. (38-37)). Observa-se ainda que houve uma variação de tensão de -13,47% na barra 116 (contingência (8-5)), -13,64% na barra 116 (contingência (38-65)), e -6,09 na barra 38 (contingência (38-37)), porém nenhuma barra extrapolou seus limites superiores e inferiores.

Figura 75 – Sistema IEEE 118: Variação da magnitude de tensão (V_k) – *FPORS Mult.*

Com relação aos resultados finais das variáveis discretas relacionadas aos *taps*, foram observadas: variações de -3%, -1% e -3% na variável $t_{(63-59)}$, para as contingências (8-5), (38-65) e (38-37), respectivamente, e variações de 5% na variável $t_{(64-61)}$ para a primeira e última contingência. Para as variáveis do tipo b_k^{sh} , seus valores não sofreram variações significativas em relação aos encontrados no caso base. Todas as variáveis foram discretizadas adequadamente.

5.6 Sistema IEEE 300 barras

O sistema IEEE de 300 barras possui as seguintes características: 1 barra (*slack*); 68 barras com controle de geração de reativos; 231 barras de carga; 14 bancos de capacitores; 6 reatores; 409 linhas de transmissão; e 62 transformadores com *tap* variável. Os limites operacionais e possíveis valores discretos dos elementos *shunt* usados no sistema estão listados na Tabela 42.

Tabela 42 – Valores mínimo, máximo e discretos permitidos para elementos *shunts*.

Variáveis b_k^{sh}	Barra	Limite Min (p.u.)	Limite Max (p.u.)	Conjunto de Valores Discretos de b_k^{sh}
1	117	0.000	4.500	{0.0, 2, 3.5, 4.5}
2	120	0.000	0.590	{0.0, 0.25, 0.44, 0.59}
3	154	0.000	0.390	{0.0, 0.19, 0.34, 0.39}
4	164	-4.500	0.000	{-4.5, 0.0}
5	166	-4.500	0.000	{-4.5, 0.0}
6	173	0.000	0.590	{0.0, 0.25, 0.44, 0.59}
7	179	0.000	0.590	{0.0, 0.25, 0.44, 0.59}
8	190	-2.500	0.000	{-2.5, 0.0}
9	231	-4.500	0.000	{-4.5, 0.0}
10	238	-4.500	0.000	{-4.5, 0.0}
11	240	-1.500	0.000	{-1.5, 0.0}
12	248	0.000	0.590	{0.0, 0.25, 0.44, 0.59}
13	9003	0.000	0.150	{0.0, 0.15}
14	9034	0.000	0.150	{0.0, 0.15}

FPO mult. fixo

Na Tabela 43 são listados os valores de MR e Perdas obtidas para o sistema IEEE-300 para vários ajustes de β , considerando o modelo com *taps* e *shunts* fixos. Cada ajuste demanda uma correspondente solução do problema POM, resolvido via método da Soma Ponderada. Encontram-se em negritos os valores que correspondem ao Ponto Ideal.

Na Figura 76 ilustra-se a relação Perdas ativas vs. margem de reativos para os ajustes considerados, e na Fig. 77 a correspondente Fronteira de Pareto. Nota-se que, ao remover as soluções dominadas, a meta-heurística EPSO foi dominante em 6 pontos, e o DEEPSO Sg-rnd em 1 ponto. As demais meta-heurísticas não possuíram pontos dominantes.

Tabela 43 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. fixo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	21.82	21.93	23.76	22.52	22.19	22.35	23.53	24.28	26.06	25.84	31.19
Perdas [MW]	387.67	387.05	380.47	380.01	377.41	376.88	375.74	375.65	374.64	374.89	372.96
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	22.14	22.42	23.70	23.70	23.70	23.71	23.70	24.47	25.98	26.53	26.53
Perdas [MW]	388.72	394.37	383.15	383.15	383.15	383.15	383.14	382.58	381.86	380.96	380.96
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	22.46	21.95	21.90	21.85	21.92	23.37	23.56	25.65	26.44	28.90	29.51
Perdas [MW]	386.07	386.84	386.84	385.50	385.91	383.70	382.00	380.30	377.93	376.29	376.84
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	23.57	24.32	23.80	23.76	23.67	25.83	26.44	26.57	26.93	26.93	27.77
Perdas [MW]	387.60	379.55	380.07	379.57	379.83	380.86	379.05	378.35	378.19	378.50	377.01
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	22.71	22.27	22.54	22.40	22.70	22.86	24.21	25.42	26.82	25.74	28.92
Perdas [MW]	388.75	385.01	385.44	383.93	384.45	383.28	378.92	377.72	374.84	376.92	375.58

Figura 76 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. fixo*.

Figura 77 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. fixo*.

Analisando a Figura 77, percebem-se algumas lacunas entre uma solução e outra, principalmente nos intervalos $[0, 0; \dots; 0, 5]$ e $[0, 7; \dots; 1, 0]$. A Fronteira de Pareto pode ser melhor observada com o acréscimo de mais pontos dentro do correspondente intervalo de β .

Na Figura 78 são apresentadas as magnitudes finais de tensão (V_k) referentes às barras PV. Observa-se que os limites superiores e inferiores impostos pelo modelo foram respeitados.

Figura 78 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPO Mult. fixo*.

Na Tabela 44 são listados os tempos de computacionais demandados por cada meta-heurística. Verifica-se que o DEEPSO Pb foi executado em um menor tempo, totalizando 11,06 segundos por iteração.

Tabela 44 – Sistema IEEE 300: média tempo de CPU – *FPO Mult. fixo*.

Tempo(s) de CPU	
EPSO	12.60
DEEPSO Sg	11.22
DEEPSO Sg-rnd	12.32
DEEPSO Pb	11.06
DEEPSO Pb-rnd	11.16

Ao comparar o processo de convergência da função perdas ao longo do processo iterativo para cada meta-heurística para $\beta = 1$ (Fig. 79), nota-se que os menores valores para perdas encontrados foram, em ordem crescente, nas meta-heurísticas EPSO, DEEPSO Pb-rnd, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb e DEEPSO Sg.

Figura 79 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. fixo*.

FPO mult. contínuo

Na Tabela 45 são listados os valores convergidos das funções objetivo para várias configurações de β dentro do modelo *FPO mult. contínuo*. Em **negrito** estão destacados os valores do Ponto Ideal, para cada meta-heurística.

Já a Figura 80 ilustra a relação Perdas vs. MR para várias meta-heurísticas, e na Fig. 81 a Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas). Constata-se que a meta-heurística EPSO foi dominante em 4 pontos, enquanto que DEEPSO Sg, DEEPSO Sg-rnd foram dominantes em 2 pontos cada.

Tabela 45 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. contínuo* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	21.66	22.81	22.19	21.44	22.12	22.37	22.00	24.41	24.68	25.60	30.78
Perdas [MW]	385.41	386.25	381.02	379.37	378.19	377.81	377.16	374.44	373.39	373.11	372.97
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	22.44	22.04	22.29	22.29	22.16	22.32	22.32	22.33	26.41	25.35	31.42
Perdas [MW]	397.38	396.66	388.40	388.40	383.88	383.84	383.84	383.83	380.02	379.68	378.94
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	21.58	21.63	21.30	21.88	22.44	23.13	23.33	22.74	24.30	26.03	29.66
Perdas [MW]	387.56	383.57	383.51	385.31	384.88	381.53	379.10	377.34	378.67	379.37	374.60
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	23.03	23.13	23.13	24.28	25.09	26.05	26.48	24.73	27.01	29.10	32.37
Perdas [MW]	389.77	387.05	386.75	386.13	381.61	378.50	379.65	378.06	377.72	376.11	373.16
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	22.39	22.42	22.02	22.59	21.88	22.51	23.11	24.16	24.33	25.63	33.63
Perdas [MW]	393.04	384.53	380.88	381.13	381.48	381.09	376.77	377.73	376.04	375.05	375.37

Figura 80 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 81 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. contínuo*.

Na Figura 82 apresentam-se os valores finais das magnitudes de tensão (V_k) das barras *PV* para cada meta-heurística, e nas Figuras 83 e 84 os valores finais dos *taps* e elementos b_k^{sh} , respectivamente. Todos os limites operacionais foram respeitados.

Figura 82 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras *PV* – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 83 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} – *FPO Mult. contínuo*.

Figura 84 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos *shunts* b_k^{sh} – *FPO Mult. contínuo*.

Com relação aos tempos de processamento de cada meta-heurística, informados na Tabela 46, o algoritmo DEEPSO Pb-rnd foi o que obteve o melhor desempenho: 5.03 segundos para cada iteração.

Tabela 46 – Sistema IEEE 300: Média de tempo de CPU – *FPO Mult contínuo*.

Tempo (s) de CPU	
EPSO	15.71
DEEPSO Sg	14.46
DEEPSO Sg-rnd	13.69
DEEPSO Pb	14.32
DEEPSO Pb-rnd	14.38

Na Figura 85 ilustra-se o processo de convergência da função perdas para cada meta-heurística ($\beta = 1$). Nota-se que as meta-heurísticas com menor valor de perdas ativas foram, em ordem crescente, EPSO, DEEPSO Pb, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb-rnd e DEEPSO Sg.

Figura 85 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. contínuo*.

FPO mult. discreto

A seguir apresentam-se resultados obtidos considerando o modelo *FPO Mult. discreto*, em que *taps* ($t_{(km)}$) e *shunts* (b_k^{sh}) são tratados como variáveis discretas, incorporados conforme discutido na Seção 4.1 – aplicando-se a função senoidal para *taps* e uma função polinomial para elementos *shunts*.

Na Tabela 47 listam-se os valores finais das funções objetivo para diferentes ajustes de β . Os valores de referência estão destacados em **negrito**.

Na Figura 86 apresenta-se a relação Perdas vs. MR obtidas no modelo discreto para várias meta-heurísticas. Na figura 87 é apresentada a Fronteira de Pareto do POM. A meta-heurística EPSO obteve 3 soluções dominantes e DEEPSO Sg-rnd 1 solução.

Tabela 47 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPO Mult. discreto* (Ponto Ideal em negrito).

β	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
EPSO											
MR [MVar/MVar]	21.53	22.08	21.93	22.29	21.44	22.12	22.21	22.04	23.20	26.56	32.42
Perdas [MW]	384.67	388.71	382.13	378.64	379.08	378.16	377.59	377.59	374.55	373.03	373.39
DEEPSO Sg											
MR [MVar/MVar]	22.44	22.44	22.44	22.29	22.29	22.29	22.29	22.29	22.14	21.30	25.76
Perdas [MW]	397.38	397.38	397.38	397.30	397.30	397.30	397.30	397.30	396.46	391.16	384.51
DEEPSO Sg-rnd											
MR [MVar/MVar]	21.25	21.39	21.61	21.61	21.79	21.65	21.92	22.31	22.14	22.03	32.76
Perdas [MW]	386.53	388.12	387.68	387.68	390.37	387.26	387.35	386.11	384.59	389.05	379.77
DEEPSO Pb											
MR [MVar/MVar]	23.03	23.06	23.24	23.49	23.58	23.73	23.71	23.78	24.05	24.77	32.72
Perdas [MW]	389.77	388.68	386.99	388.56	388.46	391.48	387.71	392.93	386.86	388.85	382.64
DEEPSO Pb-rnd											
MR [MVar/MVar]	22.42	22.46	22.37	22.43	21.97	22.15	22.07	22.50	22.11	22.99	27.17
Perdas [MW]	393.08	393.28	393.09	394.63	387.53	388.14	387.58	384.23	384.24	390.05	379.70

Figura 86 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR – *FPO Mult. discreto*.

Figura 87 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPO Mult. discreto*.

O resultado final das variáveis de controle V_k para as barras PV são apresentados na Figura 88. Os valores das variáveis discretas t_{km} e b_k^{sh} são mostrados nas Figuras 89 e 90. Observa-se que os limites superior e inferior das variáveis de controle e discretas não foram extrapolados e que as variáveis t_{km} e b_k^{sh} foram discretizadas adequadamente.

Figura 88 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – FPO Mult. discreto.

Figura 89 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos taps dos transformadores t_{km} – FPO Mult. discreto.

Figura 90 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos *shunts* b_k^{sh} – *FPO Mult. discreto*.

Na Figura 91 ilustra-se o processo de convergência da função perdas (para $\beta = 1$) para todas as meta-heurísticas. Os algoritmos com menores perdas foram: EPSO, DEEPSO Pb-rnd, DEEPSO Sg-rnd, DEEPSO Pb e DEEPSO Sg.

Figura 91 – Sistema IEEE 300: Função perdas ao longo do processo iterativo com $\beta = 1$ – *FPO mult. discreto*.

Na Tabela 48 são apresentadas as médias de tempo de processamento de cada meta-heurística. Verificou-se que, neste critério, o algoritmo DEEPSO Sg-rnd obteve o melhor desempenho, com 13,78 segundos por iteração.

Tabela 48 – Sistema IEEE 300: Tempo de CPU – *FPO Mult. discreto*.

Tempo (s) de CPU	
EPSO	15.92
DEEPSO Sg	14.32
DEEPSO Sg-rnd	13.78
DEEPSO Pb	14.54
DEEPSO Pb-rnd	14.05

FPORS mult.

Por fim, nesta Seção são apresentados os resultados do POM para o IEEE-300 com o modelo *FPORS Mult.*. As contingências mais severas segundo o critério do índice λ estão associadas às saídas dos circuitos (barra de-para): 140-182, 178-180, e 160-166.

São apresentados na Tabela 49 os valores finais das perdas e margem de reativos para diferentes valores de β , utilizando a meta-heurística EPSO. Destaca-se em negrito o Ponto ideal dado para $\beta = 0,9$, sendo esse o valor de referência usado para análise dos resultados.

Tabela 49 – Sistema IEEE 300: Perdas e MR para diferentes valores de β – *FPORS Mult.* (Ponto Ideal em negrito).

β	MR [MVar/MVar]	Perdas [MW]
0.0	24.85	392.64
0.1	24.21	383.48
0.2	24.48	384.57
0.3	24.81	384.40
0.4	24.93	384.89
0.5	24.45	383.39
0.6	24.69	383.93
0.7	25.80	382.48
0.8	25.61	382.08
0.9	25.28	381.5
1.0	29.68	379.09

Na Figura 92 é apresentada a fronteira de Pareto do POM Perdas vs. MR. Na cor vermelha está destacado o ponto ideal. Nota-se que o intervalo de resultados entre $\beta = 0,9$ e $\beta = 1,0$ pode ser melhor observado com mais pontos-solução.

Figura 92 – Sistema IEEE 300: Perdas ativas vs. MR: Fronteira de Pareto (somente soluções não dominadas) – *FPORS mult.*.

Na Figura 93 são apresentados os resultados finais das variáveis de controle V_k para o Caso base. Nota-se que as magnitudes de tensão se mantiveram dentro dos limites estabelecidos pelo modelo.

Figura 93 – Sistema IEEE 300: Resultado final das magnitudes de tensão (V_k) referente às barras PV – *FPORS mult.*.

Nas Figuras 94 e 95 são apresentados os valores finais das variáveis discretas $t_{(km)}$ e b_k^{sh} do caso base, respectivamente. Nota-se que as variáveis discretas foram discretizadas adequadamente.

Figura 94 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos *taps* dos transformadores t_{km} referente ao caso base – *FPORS mult.*

Figura 95 – Sistema IEEE 300: Resultado final dos *shunts* b_k^{sh} – *FPORS mult.*

Na Fig. 96 são mostradas as variações percentuais das magnitudes de tensão dos casos de contingências em relação ao caso base. As maiores quedas de tensão foram de 7,78% na barra 142 (conting.(140-182)); 0,85% na barra 181 (conting. (178-180)); e 0,42% na barra 154 (conting. (160-166)). As maiores variações de tensão foram: -0,89% (barra 9051), -0,52% (barra 9034) e -0,94% (barra 9051), referentes às contingências (140-182), (178-180) e (160-166), respectivamente. Nenhum limite foi violado.

Finalmente, na tabela 50 são mostrados os valores das perdas e MR obtidas para os casos base e contingenciados. Observa-se que os valores obtidos nestes últimos foram maiores que os do caso base, principalmente na contingência (140-182), a mais severa. Os valores de MR foram superiores somente na contingência (140-182). Nesse caso, a margem de reativos foi menor. Comportamento oposto foi observado na contingencia (160-166).

Com relação aos resultados finais das variáveis discretas dos casos de contingência, observou-se que não houve variação significativa em relação ao caso base, foram discretizadas adequadamente e se mantiveram dentro dos limites estabelecidos.

Figura 96 – Sistema IEEE 300: Variação percentual das magnitudes de tensão em cada contingência.

Tabela 50 – Sistema IEEE 300: Perdas, MR e tempo de execução para o caso base e contingências – *FPORS mult.*

	Caso Base	Linha (140-182)	Linha (178-180)	Linha (160-166)
Perdas [MW]	381.50	442.19	408.76	389.22
MR [MVar/MVar]	25.28	26.87	25.28	25.03
Tempo [s]	121.50			

5.7 Considerações finais

Ao comparar os resultados obtidos utilizando os modelos simplificados de FPO para diferentes meta-heurísticas, observou-se que não houve diferenças significativas nos valores finais da função objetivo. No modelo completo FPORS, valores elevados de perdas obtidos em casos de contingências severas foram aceitáveis, e se mantiveram dentro das margens impostas. Em relação à MR, observou-se que os valores dos cenários contingenciados foram iguais ou próximos aos encontrados no caso base – indicativo de margem de reativos segura para operação.

Um aumento da função perdas e da MR observado após a ocorrência de uma contingência é condizente com o estado de sistema seguro. Em outras palavras, geralmente há um maior nível de perdas e menor margem de reativos em um sistema operado com restrições de segurança. A inclusão de variáveis e restrições adicionais para a representação de um sistema elétrico contingenciado – à medida que ações preventivas e corretivas são adotadas – aumenta a complexidade computacional do problema, o que justifica tempos de processamento elevados observados em alguns testes.

Com relação às meta-heurísticas analisadas, o algoritmo EPSO obteve melhor desempenho na maioria das simulações, nos quesitos perdas, número de soluções dominantes e convergência. Foi especialmente robusto quando restrições de segurança e variáveis de controle discretas foram incluídas. Já no quesito tempo de processamento, não foram observadas variações significativas entre os algoritmos. Todos convergiram para valores próximos dentro do máximo número de iterações preestabelecido.

As meta-heurísticas também se mostraram adequadas em modelos que aplicam discretização de *taps* e *shunts* utilizando função senoidal e polinomial. Verificou-se que tais variáveis de controle foram ajustadas corretamente ao longo do processo para valores discretos, e que os valores finais das variáveis de controle (V_k) e as variáveis discretas (t_{km} e b_k^{sh}) ficaram dentro dos limites estabelecidos.

Importa reiterar que, para a solução do problema multiobjetivo, foi utilizado o método da soma ponderada, visando um maior controle sobre o parâmetro de ponderação β . Esta abordagem mostrou-se eficiente na busca de soluções factíveis para todos os sistemas, tantos nos modelos com variáveis de controle contínuas quanto discretas.

Capítulo 6

Conclusão

O Fluxo de Potencia Ótimo com Restrições de Segurança (FPORS) é uma ferramenta de planejamento operacional essencial que visa minimizar uma determinada função objetivo assegurando ao mesmo tempo que a operação do sistema seja segura em relação a um conjunto de contingências pré-definidas. Este problema revela-se desafiador por questões como elevada dimensionalidade e complexidade computacional, associados à necessidade de se lidar com diversas estratégias de controle corretivo nos estados de pós-contingência.

Neste contexto, este trabalho apresenta uma proposta de modelagem do FPORS como um problema multiobjetivo resolvido via meta-heurísticas, que objetiva simultaneamente a minimização de perdas de potencia ativa e maximização da margem de reativos do sistema. Controles associados a *taps* de transformadores e elementos *shunt* podem ser, opcionalmente, tratados como valores constantes, ou variáveis contínuas e discretas. Neste último caso, funções auxiliares de discretização são aplicadas.

As meta-heurísticas EPSO e DEEPSO foram empregadas na resolução do modelo de otimização proposto – formulado segundo o método da soma ponderada –, sendo validado nos sistemas elétricos IEEE de 14, 30, 57, 118 e 300 barras. Nas redes analisadas, ambos os algoritmos implementados obtiveram soluções factíveis para o problema, tendo o EPSO apresentado desempenho levemente superior em sistemas de maior porte com restrições de segurança, onde não foram observadas violações.

Em suma, as principais contribuições do trabalho ao campo de estudo são citadas a seguir:

- Uma metodologia para a resolução do FPORS multiobjetivo com variáveis discretas via meta-heurísticas;
- Modelo onde variáveis de controle são discretizadas por função penalidade senoidal;

- Estratégia para solução de um problema multiobjetivo de grande porte altamente não linear e não convexo;
- Ferramenta de implementação simples e boa característica de convergência, que não envolve passos baseados em derivadas (otimização clássica);

A partir dos resultados obtidos, foi possível demonstrar o potencial do modelo multiobjetivo estudado neste trabalho como ferramenta auxiliar ao processo de tomada de decisão em Análise de Segurança de redes elétricas, maximizando as possibilidades de ação do operador para alterar o estado operacional do sistema, visando a redução de emergências pós-contingência.

Como atividades futuras dentro do modelo investigado, propõem-se:

- Adicionar mais objetivos como por exemplo minimização do custo da geração e que incorporem outras margens de segurança para o *ranking* das contingências;
- Implementação do NSGA2 e SPEA2, pois esses métodos buscam encontrar múltiplas soluções de Pareto Ótimo por meio de programação evolutiva, de forma a encontrar as melhores soluções não dominadas.
- Testar o modelo sob contingências múltiplas de circuitos ou saída de geração.

Referências

- ABIDO, M. Optimal power flow using particle swarm optimization. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, v. 24, n. 7, p. 563 – 571, 2002. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061501000679>>. Citado 3 vezes nas páginas 30, 56 e 62.
- AJJARAPU, V.; CHRISTY, C. The continuation power flow: a tool for steady state voltage stability analysis. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 7, n. 1, p. 416–423, Feb 1992. ISSN 0885-8950. Citado na página 71.
- ALSAC, O.; STOTT, B. Optimal load flow with steady-state security. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-93, n. 3, p. 745–751, May 1974. ISSN 0018-9510. Citado na página 36.
- AMORIM, E. D. A. *Fluxo de Potência Ótimo em Sistemas Multimercados Através de um Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA, DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA, PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Ilha Solteira/SP, 2006. Citado na página 61.
- AZEVEDO, A. T. et al. Security constrained optimal active power flow via network model and interior point method. In: *SBA: Controle e Automação Sociedade Brasileira de Automática*. [S.l.: s.n.], 2009. p. v.20 n.2. Citado na página 37.
- BLUM, C.; ROLI, A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Comput. Surv.*, ACM, New York, NY, USA, v. 35, n. 3, p. 268–308, set. 2003. ISSN 0360-0300. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/937503.937505>>. Citado na página 56.
- CAPITANESCU, F. Critical review of recent advances and further developments needed in ac optimal power flow. *Electric Power Systems Research*, v. 136, p. 57 – 68, 2016. ISSN 0378-7796. Citado 5 vezes nas páginas 29, 34, 35, 38 e 55.
- CAPITANESCU, F. et al. State-of-the-art, challenges, and future trends in security constrained optimal power flow. *Electric Power Systems Research*, v. 81, n. 8, p. 1731 – 1741, 2011. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779611000885>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 37.
- CAPITANESCU, F.; WEHENKEL, L. An ac opf-based heuristic algorithm for optimal transmission switching. In: *2014 Power Systems Computation Conference*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–6. Citado na página 38.

CARVALHO, L. M. et al. Statistical tuning of deepso soft constraints in the security constrained optimal power flow problem. In: *2015 18th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–7. Citado na página 30.

CARVALHO, L. M. et al. Statistical tuning of deepso soft constraints in the security constrained optimal power flow problem. In: *2015 18th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP)*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–7. Citado na página 66.

CHANKONG, V.; HAIMES, Y. Y. *Multiobjective Decision Making: Theory and Methodology*. Mineola, New York: Dover Publications, Inc., 1983. v. 8. ISBN 978-0-486-46289-9. Citado na página 51.

CHIANG, H.-D. et al. Cpflow: a practical tool for tracing power system steady-state stationary behavior due to load and generation variations. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 10, n. 2, p. 623–634, May 1995. ISSN 0885-8950. Citado na página 187.

CUTSEM, T. V. A method to compute reactive power margins with respect to voltage collapse. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 6, n. 1, p. 145–156, Feb 1991. ISSN 0885-8950. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 41.

CUTSEM, V. T.; VOURNAS, C. *Power System Voltage Stability*. [S.l.]: Mcgraw-Hill, 1994. ISBN 978-0070631847. Citado na página 71.

CUTSEM, V. T.; VOURNAS, C. *Voltage Stability of Electric Power Systems*. 4. ed. [S.l.]: Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2003. ISBN 0792381394. Citado na página 185.

DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, n. 2, p. 182–197, Apr 2002. ISSN 1089-778X. Citado na página 53.

DOBSON, I.; LU, L. Voltage collapse precipitated by the immediate change in stability when generator reactive power limits are encountered. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, v. 39, n. 9, p. 762–766, Sep 1992. ISSN 1057-7122. Citado na página 186.

DOMMEL, H. W.; TINNEY, W. F. Optimal power flow solutions. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-87, n. 10, p. 1866–1876, Oct 1968. ISSN 0018-9510. Citado na página 36.

EDGEWORTH, F. Y. *Mathematical physics*. London, England: P. Keagan, 1881. Citado na página 43.

EHRGOTT, M. *Multicriteria Optimization*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2005. ISBN 3-540-21398-8. Citado na página 47.

FIACCO, A. V.; MCCORMICK, G. P. *Nonlinear Programming - Sequential Unconstrained Minimization Techniques*. 3600, University City Science Center, Philadelphia: SIAM - Society for Industrial and Applied Mathematics, 1990. (T57.8.F54). ISBN 0-89871-254-8. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 61.

FONSECA, C. M.; FLEMING, P. J. *Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization*. 1993. Citado na página 54.

GISVOLD, K. M.; MOE, J. A method for nonlinear mixed-integer programming and its application to design problems. *Journal of Engineering for Industry*, p. 353 – 364, 1972. Citado 3 vezes nas páginas 56, 59 e 60.

GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. A. *Hand Book of Metaheuristics*. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 2003. ISBN 1-4020-7263-5. Citado 3 vezes nas páginas 30, 56 e 61.

HUNEAULT, M.; GALIANA, F. D. A survey of the optimal power flow literature. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 6, n. 2, p. 762–770, May 1991. ISSN 0885-8950. Citado na página 36.

HWANG, C.; MASUD, A. S. M. *Multiple Objective Decision Making - Methods and Applications. A State-of-the-Art Survey*. [S.l.]: Springer Berlin - Heidelberg, 1979. (Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems). ISBN 978-3-642-45511-7. Citado na página 46.

IWATA, S.; FUKUYAMA, Y. Dependability verification of parallel differential evolutionary particle swarm optimization based voltage and reactive power control. In: *2016 IEEE International Conference on Power System Technology (POWERCON)*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–6. Citado na página 66.

JAVADI, M. et al. A study of reactive power margins in power system following severe generation imbalance. In: *2015 IEEE Power Energy Society General Meeting*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5. ISSN 1932-5517. Citado na página 39.

KABOURIS, J. et al. Voltage security considerations in an open power market. In: *DRPT2000. International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Proceedings (Cat. No.00EX382)*. [S.l.: s.n.], 2000. p. 278–283. Citado na página 55.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1995. v. 4, p. 1942–1948 vol.4. Citado na página 62.

KERMANSHAHI, B.; TAKAHASHI, K.; ZHOU, Y. Optimal operation and allocation of reactive power resource considering static voltage stability. In: *Power System Technology, 1998. Proceedings. POWERCON '98. 1998 International Conference on*. [S.l.: s.n.], 1998. v. 2, p. 1473–1477 vol.2. Citado na página 39.

KIM, J.-H. et al. A method of inclusion of security constraints with distributed optimal power flow. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, v. 23, n. 3, p. 189 – 194, 2001. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061500000545>>. Citado na página 36.

KUBOKAWA, J. et al. Application of optimal power flow for voltage stability problem. In: *PowerTech Budapest 99. Abstract Records. (Cat. No.99EX376)*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 35–. Citado na página 40.

KUNDUR, P. et al. Definition and classification of power system stability iee/cigre joint task force on stability terms and definitions. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 19, n. 3, p. 1387–1401, Aug 2004. ISSN 0885-8950. Citado 3 vezes nas páginas 185, 186 e 187.

LAGE, G. G. *O fluxo de potência ótimo reativo com variáveis de controle discretas e restrições de atuação de dispositivos de controle de tensão*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, 2013. Citado na página 29.

LI, H. et al. On-line voltage security assessment and control. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, v. 24, n. 11, p. 1618–1631, 2014. ISSN 2050-7038. ETEP-13-0503.R1. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/etep.1904>>. Citado 2 vezes nas páginas 186 e 187.

LI, X. et al. *Benchmark functions for the cec'2013 special session and competition on large-scale global optimization*. [S.l.], 2013. Citado na página 56.

LOBATO, E. et al. An lp-based optimal power flow for transmission losses and generator reactive margins minimization. In: *2001 IEEE Porto Power Tech Proceedings (Cat. No.01EX502)*. [S.l.: s.n.], 2001. v. 3, p. 5 pp. vol.3—. Citado 3 vezes nas páginas 29, 40 e 69.

MANSOUR, M. R. *Método Rápido para Análise de Contingências e Seleção de Controles Preventivos no Contexto de Estabilidade de Tensão*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 186.

MATPOWER. *Matpower 6.0 User's Manual*. 2016. Disponível em: <<http://www.pserc.cornell.edu/matpower/>>. Citado 2 vezes nas páginas 72 e 79.

MAZZINI, A. P. *Desenvolvimento de estratégias de otimização contínua e discreta para problemas de Fluxo de Potência Ótimo*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 46.

MIETTINEN, K. *Nonlinear Multiobjective Optimization*. US: Springer, 1999. (International Series in Operations Research and Management Science). ISBN 9781461375449/9781461555636. Citado na página 55.

MILANO, F. *Psat 2.1.2 User's Manual*. 2016. Disponível em: <<http://faraday1.ucd.ie/index.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 72 e 79.

MILANO, F.; CAÑIZARES, C. A.; INVERNIZZI, M. Voltage stability constrained opf market models considering contingency criteria. *Electric Power Systems Research*, v. 74, n. 1, p. 27 – 36, 2005. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779604002081>>. Citado na página 37.

MIRANDA, V.; ALVES, R. Differential evolutionary particle swarm optimization (deepso): A successful hybrid. In: *2013 BRICS Congress on Computational Intelligence and 11th Brazilian Congress on Computational Intelligence*. [S.l.: s.n.], 2013. p. 368–374. ISSN 2377-0589. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 64.

- MIRANDA, V.; ALVES, R. Par/pst location and sizing in power grids with wind power uncertainty. In: *2014 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–6. Citado na página 66.
- MIRANDA, V.; FONSECA, N. Epso-evolutionary particle swarm optimization, a new algorithm with applications in power systems. In: *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 2, p. 745–750 vol.2. Citado 3 vezes nas páginas 56, 62 e 63.
- MIRANDA, V.; MARTINS, J. da H.; PALMA, V. Optimizing large scale problems with metaheuristics in a reduced space mapped by autoencoders 2014. application to the wind hydro coordination. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 29, n. 6, p. 3078–3085, Nov 2014. ISSN 0885-8950. Citado na página 30.
- MOMOH, J. A.; ZHU, J. A new approach to var pricing and control in the competitive environment. In: *Proceedings of the Thirty-First Hawaii International Conference on System Sciences*. [S.l.: s.n.], 1998. v. 3, p. 104–111 vol.3. Citado na página 39.
- MONTICELLI, A.; PEREIRA, M. V. F.; GRANVILLE, S. Security-constrained optimal power flow with post-contingency corrective rescheduling. *IEEE Power Engineering Review*, PER-7, n. 2, p. 43–44, Feb 1987. ISSN 0272-1724. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 71.
- MONTICELLI, A. J. *Fluxo de carga em redes de energia elétrica*. [S.l.]: Edgard Blucher, 1983. Citado na página 179.
- ONS. On's network procedures-guidelines and criteria to electrical studies. In: . [S.l.: s.n.], 2001. Citado na página 71.
- OSYCHKA, A. *Multicriterion optimization in engineering with FORTRAN programs*. Chichester: Ellis Horwood, 1984. Citado na página 44.
- PARETO, V. *Cours d' economie politique, volume i and ii*. Lausanne: F Rouge, 1896. Citado na página 43.
- PINTO, R. et al. Coping with wind power uncertainty in unit commitment: A robust approach using the new hybrid metaheuristic deepso. In: *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–6. Citado na página 66.
- RODRIGUES, M.; SAAVEDRA, O. R.; MONTICELLI, A. Asynchronous programming model for the concurrent solution of the security constrained optimal power flow problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 9, n. 4, p. 2021–2027, Nov 1994. ISSN 0885-8950. Citado na página 36.
- SHARIFZADEH, H.; AMJADY, N.; ZAREIPOUR, H. Multi-period stochastic security-constrained opf considering the uncertainty sources of wind power, load demand and equipment unavailability. *Electric Power Systems Research*, v. 146, p. 33 – 42, 2017. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779617300202>>. Citado na página 38.
- SINGH, S.; DAVID, A. Optimal dispatch in dynamic security constrained open power market. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, v. 24, n. 5, p. 363 – 369, 2002. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014206150100045X>>. Citado na página 36.

SOLER, E. M.; ASADA, E. N.; COSTA, G. R. M. da. A modified primal-dual logarithmic-barrier method for solving the optimal power flow problem with discrete and continuous control variables. *European Journal of Operational Research*, v. 222, n. 3, p. 616–622, 2012. ISSN 0377-2217. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 57.

SOLER, E. M.; ASADA, E. N.; COSTA, G. R. M. da. Penalty-based nonlinear solver for optimal reactive power dispatch with discrete controls. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 28, n. 3, p. 2174–2182, Aug 2013. ISSN 0885-8950. Citado 4 vezes nas páginas 29, 37, 56 e 57.

SOMASUNDARAM, P.; KUPPUSAMY, K.; DEVI, R. K. Evolutionary programming based security constrained optimal power flow. *Electric Power Systems Research*, v. 72, n. 2, p. 137 – 145, 2004. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779604000926>>. Citado na página 37.

STOTT, B.; ALSAC, O. Optimal power flow – basic requirements for real-life problems and their solutions (white paper). In: *SEPOPE XII Symposium, Rio de Janeiro, Brazil*. [S.l.: s.n.], 2012. Citado na página 30.

STOTT, B.; ALSAC, O.; MONTICELLI, A. J. Security analysis and optimization. *Proceedings of the IEEE*, v. 75, n. 12, p. 1623–1644, Dec 1987. ISSN 0018-9219. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 34.

TEEPARTHI, K.; KUMAR, D. V. Multi-objective hybrid pso-apo algorithm based security constrained optimal power flow with wind and thermal generators. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, v. 20, n. 2, p. 411 – 426, 2017. ISSN 2215-0986. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215098616313805>>. Citado na página 38.

TERRA, L. D. B.; SHORT, M. J. Security-constrained reactive power dispatch. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 6, n. 1, p. 109–117, Feb 1991. ISSN 0885-8950. Citado na página 36.

TYAGI, A.; VERMA, A.; BIJWE, P. R. Reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for cost minimization. In: *TENCON 2017 IEEE Region 10 Conference*. [S.l.: s.n.], 2017. p. 2188–2192. Citado na página 30.

UWEE. *Power Systems Test Case Archive, University of Washington, Department of Electrical Engineering*. 1999. Disponível em: <<http://www.ee.washington.edu/research/pstca>>. Citado na página 79.

VENKATESH, B.; SADASIVAM, G.; KHAN, M. A. A new optimal reactive power scheduling method for loss minimization and voltage stability margin maximization using successive multi-objective fuzzy lp technique. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 15, n. 2, p. 844–851, May 2000. ISSN 0885-8950. Citado na página 40.

VYJAYANTHI, C.; THUKARAM, D. Evaluation and improvement of generators reactive power margins in interconnected power systems. *IET Generation, Transmission Distribution*, v. 5, n. 4, p. 504–518, April 2011. ISSN 1751-8687. Citado 2 vezes nas páginas 39 e 41.

- XU, Y. et al. A contingency partitioning approach for preventive-corrective security-constrained optimal power flow computation. *Electric Power Systems Research*, v. 132, p. 132 – 140, 2016. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779615003454>>. Citado na página 38.
- YANG, Y.; FENG, Y. Large-scale preventive security constrained optimal power flow based on compensation method. In: *2015 IEEE Power Energy Society General Meeting*. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5. ISSN 1932-5517. Citado na página 56.
- YOSHIDA, H. et al. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment. In: *2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)*. [S.l.: s.n.], 2001. v. 2, p. 498 vol.2–. Citado na página 30.
- YU, X.; GEN, M. *Introdution to Evolutionary Algorithms*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2010. Citado na página 52.
- ZHAO, J. et al. Distributed continuation power flow method for integrated transmission and active distribution network. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, v. 3, n. 4, p. 573–582, 2015. ISSN 2196-5420. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1007/s40565-015-0167-2>>. Citado na página 186.
- ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm. *TIK-Report*, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Institut für Technische Informatik und Kommunikationsnetze (TIK), v. 103, 2001. Citado na página 52.
- ZITZLER, E.; TEICH, J.; BHATTACHARYYA, S. S. Evolutionary algorithm based exploration of software schedules for digital signal processors. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'99)*, v. 2, p. 1762–1769, 1999. Disponível em: <<https://www.research-collection.ethz.ch/bitstream/handle/20.500.11850/145900/eth-24834-01.pdf>>. Citado na página 52.

Apêndices

APÊNDICE A

Conceitos de Fluxo de Carga

O problema de Fluxo de Carga (FC) é um problema não linear, o qual determina o estado de uma rede elétrica – da distribuição dos fluxos e de algumas outras grandezas de interesse. A modelagem do sistema nesse tipo de problema é estática, ou seja, o problema é representado matematicamente por um conjunto de equações e inequações algébricas, sendo esta utilizada em situações nas quais as variações com o tempo são suficientemente lentas para que possa ignorar os efeitos transitórios (MONTICELLI, 1983). O cálculo do FC é realizado por meio de métodos computacionais para resolução do sistema de equações algébricas, os quais apresentam matrizes altamente esparsas. Um sistema de energia elétrica possui componentes que podem ser classificados em dois grupos: barras (ou barras), que compõem geradores, cargas, reatores e capacitores; e circuitos, que são elementos de interligação das barras, como por exemplo, linhas de transmissão, transformadores e defasadores.

Para cada barra na formulação básica do problema, são associadas quatro variáveis, sendo que duas são fornecidas e duas são tratadas como incógnitas, que são:

- V_k é a magnitude de tensão na k -ésima barra;
- θ_k é o ângulo da tensão na k -ésima barra;
- P_k é a injeção de potência ativa na k -ésima barra;
- Q_k é a injeção de potência reativa na k -ésima;

Os tipos de barras são definidos a depender de quais das variáveis nodais correspondentes são consideradas conhecidas e quais delas são incógnitas, segundo listado na Tabela ???. Barras de carga ou (PQ) representam as subestações de energia nas quais estão conectadas as cargas do sistema elétrico. As barras de geração PV ou de carga com tensão controlada representam as instalações que possuem geradores que podem realizar o controle da sua tensão por meio da injeção de potência ativa. A barra de referência ou

barra de folga (*slack*) é importante e única para a formulação do problema por fornecer um ângulo de referência – geralmente de valor zero – e fechar o balanço de potência do sistema, pois as perdas na transmissão não são conhecidas antes da solução do problema.

Tabela 51 – Classificação dos tipos de barras do FC convencional

Tipo de Barra	Dados	Incógnitas	Notação
Barras de carga	P_k e Q_k	V_k e θ_k	PQ
Barras de geração	P_k e V_k	Q_k e θ_k	PV
Referência-Folga	V_k e θ_k	P_k e Q_k	$V\theta$

O conjunto das equações do problema de fluxo de carga é formado por duas equações para cada barra, de forma que potências ativas e reativas injetadas em uma barra sejam iguais à soma dos fluxos de potência que deixam a mesma. As equações de potência ativa e reativa para uma dada barra k são deduzidas pela aplicação das leis de Kirchhoff, sendo dadas por:

$$P_k^{cal} = \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_{km}, t_{km}) \quad (\text{A.1a})$$

$$Q_k^{cal} + Q_k^{sh}(V_k) = \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_{km}, t_{km}) \quad (\text{A.1b})$$

em que:

- $k = 1, \dots, NB$ sendo NB o número de barras do sistema;
- Ω_k é o conjunto das barras m vizinhas à barra k , incluindo a própria barra k ;
- $\theta_{km} = \theta_k - \theta_m$, sendo que o ângulo θ da barra de referência é igual a zero;
- t_{km} são os *taps* de transformadores variáveis da linha k - m ;
- $Q_k^{sh}(V_k)$ é a injeção de potência reativa devida ao elemento *shunt* da barra k ;
- $Q_k^{sh} = b_k^{sh}(V_k)$, em que b_k^{sh} é a susceptância *shunt* ligada à barra k .

A.1 Modelagem das linhas de transmissão

Considere a corrente I_{km} em uma linha de transmissão, da barra k à barra m . Aplicando-se a primeira lei de Kirchhoff, obtemos a injeção líquida de corrente na barra k , dada por:

$$I_k + I_k^{sh} = \sum_{m \in \omega_k} I_{km} \quad ; \quad k = 1, \dots, nb \quad (\text{A.2})$$

em que a corrente I_{km} é dada por:

$$I_{km} = Y_{km}(E_k - E_m) + jb_{km}^{sh} E_k \quad (\text{A.3})$$

onde Y_{km} é o elemento k - m da matriz admitância nodal e $E_m = V_m e^{j\theta_m}$ é a tensão complexa na barra m .

A Equação A.3 pode ser expressa da seguinte forma matricial:

$$I = Y \cdot E \quad (\text{A.4})$$

em que I é o vetor de correntes injetadas nas k barras do sistema, para $k = 1, \dots, NB$; E é o vetor de tensões nodais nas barras, sendo $E = V_i e^{j\theta_i}$; e $Y = G + jB$ é a matriz de admitância nodal, geralmente com elevado grau de esparsidade, onde G e B são as matrizes de condutância e de susceptância, respectivamente.

Os elementos da matriz Y são representados da seguinte forma:

$$Y_{km} = -t_{km} y_{km} \quad (\text{A.5a})$$

$$Y_{kk} = jb_k^{sh} \sum_{m \in \omega_k} (t_{km}^2 y_{km} + jb_{km}^{sh}) \quad (\text{A.5b})$$

em que:

- b_k^{sh} é a susceptância *shunt* de equipamentos reativos conectados à barra k ;
- b_{km}^{sh} é a susceptância *shunt* do circuito conectado as barras k e m ;
- y_{km} é a admitância existente entre as barras k e m , sendo definida como:

$$y_{km} = g_{km} + jb_{km} \quad (\text{A.6})$$

com

$$g_{km} = \frac{r_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} \quad \text{e} \quad b_{km} = \frac{x_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} \quad (\text{A.7})$$

em que r_{km} é a resistência série e x_{km} é a reatância série existentes entre a barra k e m .

Uma linha de transmissão entre as barras k - m será representada na matriz admitância nodal por $Y_{km} = -y_{km}$, um transformador em fase por $Y_{km} = t_{km}y_{km}$, e um defasador puro por $Y_{km} = -e^{-j\varphi_{km}}y_{km}$ onde φ é o ângulo defasador.

O fluxo de potência complexo que sai da barra k para a barra m , é expresso por:

$$S_{km}^* = P_{km} - jQ_{km} = E_k^* I_{km} \quad (\text{A.8})$$

sendo as expressões para o calculo de P_{km} e Q_{km} dadas por:

$$P_{km} = (t_{km}V_k)^2 g_{km} - t_{km}V_kV_m(g_{km}\cos\theta_{km} + b_{km}\sin\theta_{km}) \quad (\text{A.9a})$$

$$Q_{km} = -V_k^2(t_{km}^2 b_{km} + b_{km}^{sh}) + t_{km}V_kV_m(b_{km}\cos\theta_{km} - g_{km}\sin\theta_{km}). \quad (\text{A.9b})$$

Analogamente, as expressões para o calculo de P_{mk} e Q_{mk} são dadas por:

$$P_{mk} = V_m^2 g_{km} - t_{km}V_kV_m(g_{km}\cos\theta_{km} + b_{km}\sin\theta_{km}) \quad (\text{A.10a})$$

$$Q_{mk} = -V_m^2(b_{km} + b_{km}^{sh}) + t_{km}V_kV_m(b_{km}\cos\theta_{km} - g_{km}\sin\theta_{km}) \quad (\text{A.10b})$$

A.2 Formulação convencional do problema de Fluxo de Carga

Assume-se que são fornecidos P_k e Q_k para as barras PQ , P_k e V_k para barras PV , e V_k e θ_k para a barra de referência. O conjunto de equações não lineares do problema de FC é dado por:

$$\Delta P_k = 0 \quad k = 1, \dots, NPQ + NPV, \quad (\text{A.11a})$$

$$\Delta Q_k = 0 \quad k = 1, \dots, NPQ, \quad (\text{A.11b})$$

onde

$$\Delta P_k = P_k^{esp} - P_k^{cal}(V, \theta), \quad k = 1, \dots, NPQ + NPV, \quad (\text{A.12})$$

$$\Delta Q_k = Q_k^{esp} - Q_k^{cal}(V, \theta), \quad k = 1, \dots, NPQ, \quad (\text{A.13})$$

em que

- NPQ é o número de barras do tipo PQ ;
- NPV é o número de barras do tipo PV ;
- P_k^{esp} é a potência ativa especificada para a k -ésima barra;
- Q_k^{esp} é a potência reativa especificada para a k -ésima barra;

Os balanços de potência ativa e reativa em cada barra k são representados por $\Delta P_k = 0$ e $\Delta Q_k = 0$, respectivamente. Como se pretende calcular V_k e θ_k nas barras do tipo PQ e θ_k nas barras do tipo PV , tem-se um sistema de equações algébricas não lineares com o mesmo número de incógnitas, dado por $(2NPQ + NPV)$.

A solução do FC consiste de duas fases: a primeira é a solução do sistema de equações (A.12) e (A.13) por um processo iterativo, com o objetivo de determinar o estado (V, θ) para todas as barras requeridas; e a segunda é, a partir dos valores obtidos de (V, θ) , determinar P e Q na barra de referencia e Q nas barras de geração. Portanto, neste caso, o sistema possui $NPV + 2$ equações algébricas não lineares e o mesmo número de incógnitas, sendo o processo de resolução direto.

O conjunto adicional de inequações do problema de FC é formado pelas restrições de limites para injeção de potência reativa para barras PV ; limites de tensões para barras PQ e limites dos *taps* dos transformadores, respectivamente representadas por:

$$Q_k^{min} \leq Q_k^{ger} \leq Q_k^{max} \quad k = 1, \dots, NPV \quad (\text{A.14a})$$

$$V_k^{min} \leq V_k \leq V_k^{max} \quad k = 1, \dots, NB \quad (\text{A.14b})$$

$$t_k^{min} \leq t_k \leq t_k^{max} \quad k = 1, \dots, NT \quad (\text{A.14c})$$

em que a geração de potência reativa total é dada por $Q_k^{ger} = Q_k^{carga} + Q_k^{cal}$ e não deve extrapolar os limites máximos e mínimos estipulados, sendo NT é o número de *taps* de transformadores variáveis do sistema.

APÊNDICE B

Estabilidade de Tensão

A estabilidade de tensão é definida por Kundur et al. (2004) como a habilidade de um SEP de manter a regularidade nos valores de tensão em todas as barras do sistema, tanto antes ou depois de uma perturbação. A ocorrência de instabilidade é caracterizada por uma queda das tensões em parte ou na totalidade do sistema ou aumento progressivo das mesmas, que podem levar à desconexão de linhas, geradores e até à perda de carga. Em casos mais severos, o sistema passa a estar sujeito a tensões muito baixas (subtensões), acarretando sucessivos desligamentos de equipamentos e, conseqüentemente a ocorrência de apagões. Isso caracteriza o que é conhecido como colapso de tensão

Uma análise estática de estabilidade de tensão pode ser entendida como a investigação dos possíveis pontos de equilíbrio do sistema dinâmico não linear que modela o SEP, no instante em que ocorre aumento de carga. Pontos de equilíbrio instáveis ou mesmo inexistentes podem estar associados a determinados níveis de carregamento. O máximo nível de carga no qual existe um ponto de equilíbrio estável é conhecido como *Ponto de Máximo Carregamento* (PMC) (CUTSEM; VOURNAS, 2003).

Segundo os autores citados anteriormente, um sistema elétrico de potência pode ser descrito como um sistema dinâmico não linear de equações algébrico-diferenciais, como segue:

$$x^* = h(x, y) \quad (\text{B.1a})$$

$$0 = g(x, y) \quad (\text{B.1b})$$

em que x é o vetor das variáveis de estado e y de variáveis algébricas.

Em análise estática de estabilidade de tensão é necessário verificar a existência do ponto de equilíbrio para uma dada carga do sistema, ou seja, deve-se encontrar uma solução x_e da Equação B.1 quando x^* é igual a zero. Se existe solução, é importante também avaliar se o ponto de equilíbrio encontrado é estável.

Uma simplificação frequentemente utilizada em estudos de estabilidade estática é

desconsiderar os modelos dinâmicos dos geradores e empregar como equações de equilíbrio somente a formulação do fluxo de potência tradicional (KUNDUR et al., 2004); (ZHAO et al., 2015); (MANSOUR, 2016), ou seja, os pontos de equilíbrio são as soluções das equações de fluxo de carga para diferentes valores de carregamento do sistema e a característica de estabilidade de cada ponto é estabelecida pela Jacobiana dessas equações. O fluxo de carga é muito utilizado na análise do ponto de equilíbrio de sistemas de potência, tornando a análise de estabilidade estática bastante difundida na sua prática.

Assumindo um nível de carregamento variável, as equações de fluxo de potência podem ser reescritas como segue:

$$0 = f(V, \theta) + \lambda b \quad (\text{B.2})$$

em que V e θ são os vetores que contém o módulo e o ângulo das tensões do sistema, respectivamente, com dimensão igual ao número de barras NB . O λ é o parâmetro da carga, de forma que quanto maior seu valor maior será a carga do sistema. O vetor b determina a direção de crescimento das cargas e ele indica quais barras aumentarão a carga e em que proporção isso acontece. Sua dimensão é igual a duas vezes o número total de barras do sistema, contendo um elemento para potência ativa e outro para a potência reativa consumida em cada barra. Variando-se λ e resolvendo as equações não lineares em (B.2), obtêm-se o diagrama de equilíbrio conhecido como curva PV ou curva nariz. Essa curva, ilustrada na Figura 97, descreve a variação da tensão de uma barra do sistema conforme a carga cresce na direção escolhida.

Figura 97 – Representação gráfica da curva PV . Fonte: Adaptado de (MANSOUR, 2016)

Na parte superior da curva PV , os pontos de equilíbrio são estáveis, enquanto na parte inferior são instáveis. (LI et al., 2014); (DOBSON; LU, 1992); (CHIANG et al.,

1995). O nariz da curva corresponde ao ponto de máximo carregamento, de forma que, caso a carga for maior do que o valor nesse ponto, não há ponto de equilíbrio possível, o que resulta em operação instável. O PMC está diretamente relacionado com a capacidade máxima de transferência de potência das linhas de transmissão e também com a capacidade dos geradores de suprir a potência reativa exigida pelas cargas e linhas. Caso as cargas demandem potência maior que esse limite, as tensões do sistema entram em processo de instabilidade de tensão. (LI et al., 2014) (KUNDUR et al., 2004).

A distância entre a carga corrente em uma rede elétrica e o PMC, de certa forma, expressa a margem de segurança para lidar com aumentos de carga ou contingências. Quanto mais próximo a carga se encontrar do PMC, mais provável será a ocorrência de fenômenos de instabilidade de tensão.