



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PIAUÍ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

MAURO ANTONIO GUIMARÃES CLARK

**APLICAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS PARA RECONFIGURAÇÃO DE REDES
DE DISTRIBUIÇÃO, VISANDO BALANCEAMENTO DE ALIMENTADORES E
MINIMIZAÇÃO DE PERDA DE POTÊNCIA**

TERESINA

2019

MAURO ANTONIO GUIMARÃES CLARK

APLICAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS PARA RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE
DISTRIBUIÇÃO, VISANDO BALANCEAMENTO DE ALIMENTADORES E
MINIMIZAÇÃO DE PERDA DE POTÊNCIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Piauí, como requisito final à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Aldir Silva Sousa.

TERESINA

2019

FICHA CATALOGRÁFICA
Universidade Federal do Piauí
Biblioteca Comunitária Jornalista Carlos Castello Branco
Serviço de Processamento Técnico

C592a Clark, Mauro Antonio Guimarães.
Aplicação de metaheurísticas para reconfiguração de redes de distribuição, visando balanceamento de alimentadores e minimização de perda de potência / Mauro Antonio Guimarães Clark. – 2019.
139 f.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) –
Universidade Federal do Piauí, Teresina, 2019.
“Orientador: Prof. Dr. Aldir Silva Sousa”.

1. Comparação de Objetivos de Balanceamento.
2. Metaheurísticas Evolutivas. 3. Minimização de Perda de Potência. 4. Procedimento de Factibilização. 5. Reconfiguração de Rede de Distribuição. I. Título.

CDD 621.3

MAURO ANTONIO GUIMARÃES CLARK

APLICAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS PARA RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE
DISTRIBUIÇÃO, VISANDO BALANCEAMENTO DE ALIMENTADORES E
MINIMIZAÇÃO DE PERDA DE POTÊNCIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Piauí, como requisito final à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica.

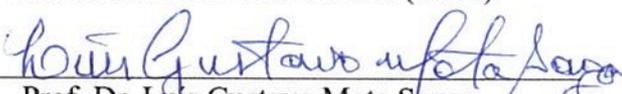
Aprovada em: 30/09/2019.

BANCA EXAMINADORA

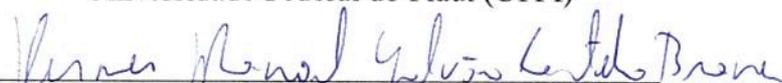


Prof. Dr. Aldir Silva Sousa (Orientador)
Universidade Federal do Piauí (UFPI)

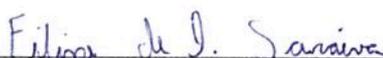
Prof. Dr. Ricardo de Andrade Lira Rabelo
Universidade Federal do Piauí (UFPI)



Prof. Dr. Luis Gustavo Mota Souza
Universidade Federal do Piauí (UFPI)



Prof. Dr. Hermes Manoel Galvão Castelo Branco
Universidade Federal do Piauí (UFPI)



Prof. Dr. Filipe de Oliveira Saraiva
Universidade Federal do Pará (UFPA)

À Deus.

Aos meus pais, Mauro e Socorro.

À minha namorada e parceira de mestrado,

Iulle Guerra.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por toda força e sabedoria que ele me concedeu e por me permitir alcançar mais esta conquista.

Ao amor e companheirismo incondicional dado por meus pais: Mauro Clark, meu amado pai, meu amigo, meu herói, meu maior exemplo e referência como homem, e a minha querida mãe, Maria do Socorro, sempre preocupada, prestativa, atenciosa, uma excelente mãe.

À tia Simone pelo incentivo constante e por todo café que fez para mim. Agradeço à minha namorada e companheira de mestrado, Iulle Guerra, por ter dividido comigo tantas dificuldades e aflições, mas também as alegrias durante o mestrado. Agradeço ao meu excepcional irmão Marcus (meu gordo), ao meu melhor amigo Carlos (Carinha), às minhas amigas Mariana, Steffanny e Carol por toda a força, momentos de descontração e brincadeiras que me desestressaram tantas vezes.

Aos meus tios e tias: Tio Clark, Tio Marcondes, Tio Pierot e Tia Nileide pelo incentivo aos estudos e apoio. A todos os meus mentores, por despertarem em mim a paixão pela Engenharia Elétrica.

Aos meus amigos do mestrado e do laboratório de controle: Francisco Victor, Luno Gomes e Neto Santos pela amizade e risadas que me proporcionaram. Ao amigo Jônatas, por sua ajuda na programação.

Ao meu orientador, Dr. Aldir Silva Sousa, pela ótima orientação, por sempre estar disponível para reuniões e pelas ideias pontuais que muitas vezes fizeram os algoritmos funcionarem. A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, em especial, aos membros da banca: Professor Dr. Hermes Manoel, que me acompanha desde a graduação, sempre ajudando, Professor Dr. Luís Gustavo pelas minuciosas sugestões estruturais ao trabalho, Professor Dr. Ricardo de Andrade Lira Rabelo e Professor Dr. Filipe de Oliveira Saraiva, que prontamente se dispuseram a participar da banca. Gostaria de agradecer também ao extremamente solícito professor Dr. Marcos Zurita, pela enorme ajuda ao apresentar nosso artigo na França. Agradeço a Universidade Federal do Piauí por ter me proporcionado essa oportunidade de pós-graduação.

Por fim, agradeço à ajuda financeira fornecida pela CAPES/FAPEPI, essencial para a conclusão da pesquisa.

“O sonho das pessoas nunca tem fim.”

Marshall D. Teach

RESUMO

Neste trabalho apresentam-se duas metaheurísticas evolutivas eficientes para abordar o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia de maneira mono-objetiva e multiobjetiva, sendo elas: Algoritmo Genético com procedimento de factibilização e *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* com procedimento de factibilização e de diversificação, respectivamente. Os algoritmos foram aplicados visando otimizar dois objetivos de enorme importância para o setor de distribuição de energia: minimização da perda técnica de potência ativa e a minimização do desbalanceamento entre alimentadores. Os dois objetivos são tratados isolados entre si na fase mono-objetiva e só são atendidos e otimizados simultaneamente na fase multiobjetiva do trabalho. No estudo mono-objetivo, o algoritmo genético foi aplicado primeiramente para otimização das perdas do sistema, obtendo resultados condizentes com os melhores valores encontrados em diversos trabalhos com esse tema. Logo após, o AG foi aplicado para a redução do desbalanceamento de alimentadores, alcançando resultados iguais ou até mesmo superiores em comparação a outros trabalhos da literatura especializada. Foram abordados três objetivos com foco na minimização do desbalanceamento: balanceamento por carga, por fluxo e por impedância. Foram realizadas análises e comparações para cada objetivo, com o intuito de determinar a melhor forma de balancear sistemas de distribuição. No estudo multiobjetivo, o *NSGA-II* foi aplicado visando a otimização da perda de potência e do desbalanceamento de melhor desempenho encontrado pelo AG. O desempenho das configurações balanceadas foi medido a partir de um índice de balanceamento proposto nesta pesquisa, que leva em consideração todos os objetivos de balanceamentos abordados do trabalho, assim como o valor da perda de potência. Os testes foram realizados nos sistemas de 16, 84 e 136 barras, tais sistemas são bem conhecidos e já foram utilizados em diversos trabalhos relacionados à reconfiguração de redes de distribuição.

Palavras-chave: Reconfiguração de Rede de Distribuição, Metaheurísticas Evolutivas, Redução de Desbalanceamento de Alimentadores, Minimização de Perda de Potência, Comparação de Objetivos de Balanceamento, Procedimento de Factibilização.

ABSTRACT

This work presents two efficient evolutionary metaheuristics to solve the problem of reconfiguration of energy distribution systems in a mono-objective and multi-objective way, being: Genetic Algorithm with feasibility procedure and Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II with procedure of feasibility and diversification, respectively. The algorithms were applied in order to optimize two objectives of enormous importance for the energy distribution sector: minimization of the active power technical loss and the minimization of the imbalance between feeders. The two objectives are treated in isolation from each other in the mono-objective phase and are only met and optimized simultaneously in the multiobjective phase of the work. In the mono-objective study, the genetic algorithm was first applied to optimize system losses, obtaining results consistent with the best values found in several studies on this topic. Soon after, GA was applied to reduce feeder unbalance, achieving equal or even superior results compared to other studies in the specialized literature. Three objectives were addressed focusing on minimizing unbalance: load, flow, and impedance balancing. These were analyzed and compared among each other, in order to determine the best way to balance distribution systems. In the multi-objective study, the NSGA-II was applied in order to optimize the loss of power and the imbalance of better performance found by GA. The performance of the balanced configurations was measured from a balancing index proposed in this research, which takes into consideration all balancing objectives addressed in the work, as well as the value of power loss. The tests were performed in 16, 84 and 136 bars systems, such systems are well known and have already been used in several works related to the reconfiguration of distribution networks.

Keywords: Distribution Network Reconfiguration, Evolutionary Metaheuristics, Feeders Unbalance Reduction, Power Loss Minimization, Balancing Objectives Comparison, Feasibility Procedure.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação do Sistema Elétrico de Potência.	15
Figura 2 - Sistema de distribuição de energia elétrica.	17
Figura 3 - Metodologia proposta.	30
Figura 4 - Codificação binária.	37
Figura 5 - Codificação inteira.	38
Figura 6 - Seleção por torneio.	40
Figura 7 - Seleção por roleta.	40
Figura 8 - Seleção uniforme.	41
Figura 9 - Seleção por ranqueamento.	41
Figura 10 - Cruzamento de 1 pontos	42
Figura 11 - Cruzamento de 2 pontos	43
Figura 12 – Mutação.	44
Figura 13 - Fluxograma do algoritmo genético aplicado ao problema.	45
Figura 14 - Dominância de Pareto no espaço objetivo.	50
Figura 15 - Ordenação por não-dominância.	52
Figura 16 - Cálculo da distância de aglomeração.	54
Figura 17 - Procedimento do método NSGA-II.	56
Figura 18 - Fluxograma do NSGA-II	58
Figura 19 - Distribuição da energia na rede elétrica.	67
Figura 20 - Sistema base de teste desbalanceado.	70
Figura 21 - Sistema base de teste balanceado.	71
Figura 22 - Execução do algoritmo de Kruskal.	75
Figura 23 - Execução do algoritmo de Exclusão Reversa.	75
Figura 24 - Execução do algoritmo de Prim.	76
Figura 25 - Execução do algoritmo de Borůvka.	76
Figura 26 - Sistema 16 barras na configuração padrão	81
Figura 27 - Sistema 84 barras na configuração padrão	82
Figura 28 - Sistema 136 barras na configuração padrão	83
Figura 29 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 16 barras.	85
Figura 30 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 84 barras.	87
Figura 31 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 136 barras.	89
Figura 32 - Diferentes sistemas de 16 barras encontrados na literatura.	91
Figura 33 - Perfil de tensão do balanceamento de carga.	92
Figura 34 - Perfil de tensão do balanceamento de fluxo.	94
Figura 35 - Perfil de tensão do balanceamento de impedância.	97
Figura 36 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 16 barras.	99
Figura 37 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 84 barras.	101
Figura 38 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 136 barras.	103
Figura 39 - Fronteira Pareto encontrada para sistema de 84 barras.	110
Figura 40 - Fronteira Pareto encontrada para sistema de 136 barras.	112

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação dos níveis de tensão para sistemas de distribuição.	19
Tabela 2 - Parâmetros adotados no AG.	47
Tabela 3 - Parâmetros adotados no NSGA-II.	55
Tabela 4 - Relação dos parâmetros com as barras.	62
Tabela 5 - Características dos sistemas do IEEE.	65
Tabela 6 - Comparativo de perdas técnicas para as redes do IEEE: Matpower x literatura.	66
Tabela 7 - Minimização de perda de potência para sistema de 16 barras.	84
Tabela 8 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 16 barras.	86
Tabela 9 - Minimização de perda de potência para sistema de 84 barras.	86
Tabela 10 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 84 barras.	87
Tabela 11 - Minimização de perda de potência para sistema de 136 barras.	88
Tabela 12 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 136 barras.	90
Tabela 13 - Comparação de algoritmos para balanceamento de fluxo.	91
Tabela 14 - Principais valores da tensão do balanceamento de carga.	93
Tabela 15 - Comparação de algoritmos para balanceamento de fluxo.	93
Tabela 16 - Principais valores da tensão do balanceamento de fluxo.	94
Tabela 17 - Balanceamento por impedância para sistema de 16 barras.	95
Tabela 18 - Comparação de algoritmos para balanceamento de impedância.	96
Tabela 19 - Principais valores da tensão do balanceamento de impedância.	97
Tabela 20 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 16 barras.	98
Tabela 21 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 16 barras.	99
Tabela 22 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 84 barras.	100
Tabela 23 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 84 barras.	101
Tabela 24 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 136 barras.	102
Tabela 25 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 136 barras.	103
Tabela 26 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 16 barras.	106
Tabela 27 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 84 barras.	106
Tabela 28 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 136 barras.	106
Tabela 29 - Indivíduos não-dominados para sistema de 16 barras.	108
Tabela 30 - Indivíduos não-dominados para sistema de 84 barras.	109
Tabela 31 - Indivíduos não-dominados para sistema de 136 barras.	110
Tabela 32 - Perda e desbalanceamentos para conjunto Pareto do sistema de 136 barras.	125
Tabela 33 - Aplicação do IDB nos indivíduos não-dominados para sistema de 136 barras.	126

LISTA DE ABREVIATURAS

AGM	Árvore Geradora Mínima
AG	Algoritmo Genético
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CCO	<i>Crowded Comparison Operator</i>
CD	<i>Crowding Distance</i>
DFS	<i>Depth First Search</i>
FNS	<i>Fast Nondominated Sorting</i>
GD	Geração Distribuída
IDB	Índice De Balanceamento
LBI	<i>Load-Balancing Index</i>
MCSOIM	Modelo Convexo de Segunda Ordem Inteiro Misto
MOOP	<i>Multi-Objective Optimization Problem</i>
NA	Normalmente Aberta
NF	Normalmente Fechada
NSGA-II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
PLIM	Programação Linear Inteiro Misto
PNLIM	Programação Não Linear Inteira Mista
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PRSDE	Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
RDA	<i>Reverse-Delete Algorithm</i>
SDEE	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica
SEPs	Sistemas Elétricos de Potência

LISTA DE SÍMBOLOS

f_b	Função objetivo b
N_{obj}	Número de objetivo a serem otimizados
g	Restrições de desigualdade
h	Restrições de igualdade
N_{Rdes}	Número de funções de restrição de desigualdade
N_{Rigual}	Número de funções de restrição de igualdade
x_w	Vetor de variáveis de decisão
N_{var}	Número de variáveis de decisão
x_w^{inf}	Limites inferior da variável x_w
x_w^{sup}	Limites superior da variável x_w
nd_i	Número de soluções que dominam a solução i
S_i	Conjunto de soluções que são dominadas pela solução i
k	Índice da barra
m	Índice da barra adjacente a barra k
Ω_k	Conjunto de barras do sistema
P_k	Potência ativa líquida (geração menos carga) da barra k
Q_k	Injeção de potência reativa na barra k
Q_k^{sh}	Potência reativa injetado pelo shunt conectado na barra k
g_{km}	Condutância entre as barras k e m
b_{km}	Susceptância entre as barras k e m
b_{km}^{sh}	Susceptância shunt entre as barras k e m
V_k	Módulo da tensão na barra k
θ_k	Ângulo da tensão na barra k
P_{Total}	Perda técnica total na rede de distribuição
P_{km}	Perda técnica no trecho $k-m$
N	Número de linhas do sistema
θ_{km}	Defasamento angular entre as barras k e m
CH_{km}	Valor da posição da chave manobrável do trecho $k-m$
Pg_k	Potência ativa gerada na barra k
Qg_k	Potência reativa gerada na barra k
Pl_k	Potência ativa demanda na barra k
Ql_k	Potência reativa demandada na barra k
$Pg_{k,Máx}$	Geração máxima de potência na barra k
$Qg_{k,Min}$	Limite de potência reativa indutiva na barra k
$Qg_{k,Máx}$	Limite de potência reativa capacitiva na barra k
V_{min}	Limite inferior de tensão da rede
$V_{máx}$	Limite superior de tensão da rede
LBI	<i>Load-Balancing Index</i>
n	Número de alimentadores do sistema

y_i	Carregamento normalizado no alimentador i
y	Média das cargas normalizadas y_i
DP	Desvio padrão
X_i	Carga, fluxo ou impedância total de cada alimentador
\bar{X}	Média aritmética dos valores de X_i
IDB	Índice De Balanceamento
P	Perda de potência da configuração
DP_I	Desvio padrão por balanceamento de impedância
DP_F	Desvio padrão por balanceamento de fluxo
DP_C	Desvio padrão por balanceamento de carga
ρ_1	Peso para a perda de potência da configuração
ρ_2	Peso para a desvio padrão por balanceamento de impedância
ρ_3	Peso para a desvio padrão por balanceamento de fluxo
ρ_4	Peso para a desvio padrão por balanceamento de carga

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Pseudocódigo do Algoritmo Genético.....	36
Algoritmo 2 – Pseudocódigo do procedimento de factibilização.....	48
Algoritmo 3 – Pseudocódigo do <i>FNS</i>	53
Algoritmo 4 – Pseudocódigo do <i>CD</i>	54
Algoritmo 5 – Pseudocódigo do <i>NSGA-II</i>	56
Algoritmo 6 – Pseudocódigo do Método de Newton-Raphson.....	64

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 Sistema Elétrico de Potência.....	14
1.2 Sistema de Distribuição de Energia Elétrica.....	16
<i>1.2.1 Rede de Distribuição Primária (ou Distribuição de Média Tensão).....</i>	<i>18</i>
<i>1.2.2 Sistema (ou rede) de Distribuição Secundária (ou Distribuição de Baixa Tensão)</i>	<i>18</i>
1.3 Reconfiguração de redes de distribuição.....	19
1.4 Motivação do trabalho	21
1.5 Revisão Bibliográfica.....	22
<i>1.5.1 Técnicas de otimização</i>	<i>23</i>
<i>1.5.2 Referencial teórico</i>	<i>24</i>
<i>1.5.2.1 Métodos exatos</i>	<i>25</i>
<i>1.5.2.2 Heurísticas.....</i>	<i>25</i>
<i>1.5.2.3 Metaheurísticas</i>	<i>27</i>
1.6 Objetivos.....	28
<i>1.6.1 Objetivo Geral</i>	<i>28</i>
<i>1.6.2 Objetivo Específicos</i>	<i>29</i>
1.7 Metodologia Proposta.....	29
1.8 Publicações	31
1.9 Organização do trabalho.....	32
2 METAHEURÍSTICAS MONO E MULTIOBJETIVO.....	34
2.1 Algoritmo genético	34
2.2 Conceitos básicos	35
<i>2.2.1 Geração da população e codificação dos cromossomos.....</i>	<i>36</i>
<i>2.2.2 Codificação binária</i>	<i>36</i>
<i>2.2.3 Codificação inteira.....</i>	<i>37</i>
<i>2.2.4 Função de avaliação</i>	<i>38</i>
2.2.5 Seleção.....	39
<i>2.2.5.1 Seleção por torneio.....</i>	<i>39</i>
<i>2.2.5.2 Seleção por roleta.....</i>	<i>40</i>
<i>2.2.5.3 Seleção uniforme</i>	<i>41</i>
<i>2.2.5.4 Seleção por ranqueamento</i>	<i>41</i>
<i>2.2.6 Operador de cruzamento (crossover)</i>	<i>42</i>
<i>2.2.7 Operador de mutação.....</i>	<i>43</i>
<i>2.2.8 Tratamento de indivíduos inactivos</i>	<i>44</i>
<i>2.2.9 Critério de Parada.....</i>	<i>44</i>
2.3 Algoritmo Genético aplicado ao problema de reconfiguração de redes de distribuição.....	45
<i>2.3.1 Parâmetros utilizados</i>	<i>46</i>
<i>2.3.2 Funções de avaliação</i>	<i>47</i>
<i>2.3.3 Procedimento de factibilização.....</i>	<i>48</i>
2.4 Problema de otimização multiobjetivo	49
2.5 NSGA-II	51
<i>2.5.1 Fast Nondominated Sorting</i>	<i>51</i>
<i>2.5.2 Crowding Distance</i>	<i>53</i>
<i>2.5.3 Crowded-Comparison Operator</i>	<i>54</i>
2.6 NSGA-II aplicado ao problema de reconfiguração de redes de distribuição	55
<i>2.6.1 Procedimento de diversificação</i>	<i>57</i>
3 MODELAGEM DO PROBLEMA.....	59

3.1 Fluxo de potência	59
3.1.1 <i>Formulação do problema de fluxo de potência</i>	60
3.1.2 <i>Método de Newton-Raphson</i>	62
3.1.3 <i>Ferramenta Matpower</i>	65
3.2 Funções objetivo	66
3.3 Perda de potência ativa	67
3.3.1 <i>Formulação matemática da perda de potência</i>	68
3.4 Balanceamento de alimentadores.....	69
3.5 Métodos de balanceamento de alimentadores aplicados.....	71
3.5.1 <i>Balanceamento por carga</i>	72
3.5.2 <i>Balanceamento por fluxo</i>	73
3.5.3 <i>Balanceamento por impedância</i>	73
3.5.3.1 <i>Algoritmo de Kruskal</i>	74
3.5.3.2 <i>Algoritmo de Exclusão Reversa</i>	75
3.5.3.3 <i>Algoritmo de Prim</i>	75
3.5.3.4 <i>Algoritmo de Borůvka</i>	76
3.6 <i>Formulação matemática proposta para o balanceamento de alimentadores</i>	76
3.7 <i>Restrições das funções objetivo</i>	77
4 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DAS METAHEURÍSTICAS	80
4.1 <i>Sistemas utilizados</i>	80
4.1.1 <i>Sistema de 16 barras</i>	80
4.1.2 <i>Sistema de 84 barras</i>	81
4.1.3 <i>Sistema de 136 barras</i>	82
4.2 <i>Resultados da aplicação do AG na fase mono-objetiva</i>	83
4.2.1 <i>Minimização de perda de potência</i>	83
4.2.1.1 <i>Minimização de perdas no sistema de 16 barras</i>	84
4.2.1.2 <i>Minimização de perdas no sistema de 84 barras</i>	86
4.2.1.3 <i>Minimização de perdas no sistema de 136 barras</i>	88
4.2.2 <i>Minimização do desbalanceamento de alimentadores</i>	90
4.2.2.1 <i>Minimização do desbalanceamento de carga</i>	91
4.2.2.2 <i>Minimização do desbalanceamento de fluxo</i>	93
4.2.2.3 <i>Minimização do desbalanceamento de impedância</i>	95
4.2.3 <i>Comparação de balanceamentos</i>	98
4.2.3.1 <i>Comparação de balanceamentos para sistema de 16 barras</i>	98
4.2.3.2 <i>Comparação de balanceamentos para sistema de 84 barras</i>	100
4.2.3.3 <i>Comparação de balanceamentos para sistema de 136 barras</i>	102
4.2.4 <i>Normalização dos dados</i>	104
4.2.5 <i>Índice De Balanceamento</i>	104
4.2.6 <i>Resultado da aplicação do IDB</i>	106
4.3 <i>Resultados da aplicação do NSGA-II na fase multiobjetiva</i>	108
4.3.1 <i>Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 16 barras</i>	108
4.3.2 <i>Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 84 barras</i>	109
4.3.3 <i>Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 136 barras</i>	110
5 CONCLUSÃO.....	114
REFERÊNCIAS.....	117
APÊNDICE A – APLICAÇÃO DO IDB NOS RESULTADOS DO NSGA-II	125
ANEXO A – DADOS DOS SISTEMAS TESTES	129
A.1 Sistema de 16 Barras	129
A.2 Sistema de 84 Barras	129
A.3 Sistema de 136 Barras	132

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo aborda o Sistema Elétrico de Potência (SEP), explorando com mais profundidade o setor de distribuição de energia elétrica e um dos procedimentos associados à sua operação, a chamada reconfiguração de redes distribuição, foco do trabalho. O processo de reconfiguração foi realizado com o intuito de melhorar a rede quanto à minimização das perdas de potência e desbalanceamento dos alimentadores. A metodologia utilizada para alcançar o melhor funcionamento da rede é descrito em seguida. Por fim, nas últimas seções deste capítulo, encontram-se os objetivos deste trabalho e a organização dos demais capítulos.

1.1 Sistema Elétrico de Potência

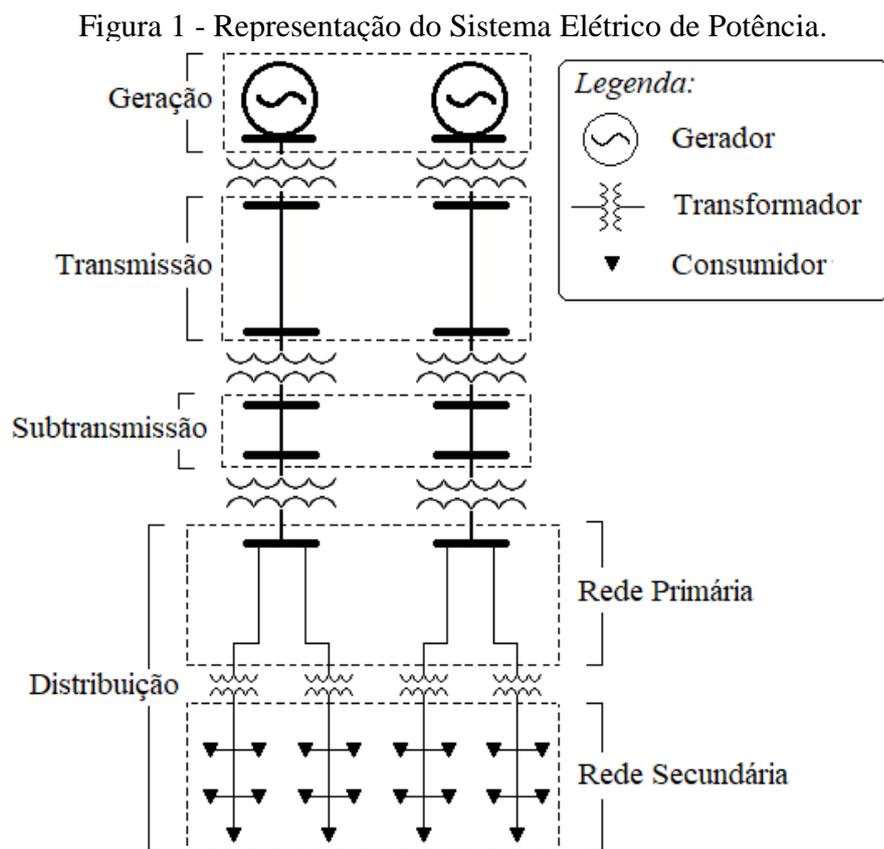
Os SEPs são responsáveis por converter a energia proveniente de uma fonte primária em energia elétrica, transmiti-la por longas distâncias até os grandes centros de carga e, por fim, distribuí-la aos consumidores finais. Os sistemas elétricos de potência são vistos como grandes sistemas de energia, que englobam a geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Cada uma dessas etapas possui suas particularidades e necessitam de estudos sobre suas funcionalidades (KUNDUR et al., 1994). Com o passar dos anos, o sistema elétrico vem ficando cada vez mais essencial para a humanidade. Sem ele provavelmente seria inviável a utilização de energia elétrica em larga escala como ocorre hoje. À medida que cresce a necessidade pelos SEPs, também cresce a complexidade destes sistemas, devido a diversos fatores, como por exemplo, o aumento da quantidade de cargas conectadas, a expansão do sistema, a incorporação de novas tecnologias, aumento das exigências quanto aos índices de qualidade da energia, e o emprego crescente de Geração Distribuída (GD), dentre outros fatores (DUGAN et al., 2003).

Os sistemas elétricos devem operar sempre de forma econômica e confiável em qualquer condição levando em conta que a continuidade do fornecimento de energia aos consumidores é fundamental para o bem-estar da sociedade moderna. Devem ser consideradas também tanto as restrições de carga, que está associado com o suprimento da demanda total dos consumidores alimentados pelo sistema, quanto as restrições operacionais, que ditam os limites de tensão e corrente para os equipamentos da rede operarem com segurança e eficiência garantida (CAVELLUCI, 1998).

Durante os últimos anos, o setor elétrico brasileiro tem recebido bastante atenção do órgão regulador, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), com o objetivo

de melhorar a qualidade de seu funcionamento. Por outro lado, questões financeiras, limitadoras da capacidade das empresas de investimento, estão cada vez mais presentes no contexto dos projetos de planejamento de sistemas de energia. Como consequência disso, cada vez mais as empresas que atuam no setor de distribuição de energia elétrica vêm requerendo o uso de ferramentas computacionais para dar apoio à operação, planejamento e manutenção das suas redes, para garantir agilidade e flexibilidade no projeto e operação destas (FERREIRA, 2010).

A partir de fontes energéticas, a energia é gerada nas usinas de energia elétrica, com valores geralmente de média tensão. Ao passar por transformadores elevadores, a tensão chega ao nível utilizado para transmissão, na ordem de centenas de kV. Logo após, a energia é transportada até as subestações de distribuição, passando por transformadores abaixadores, alimentando a rede primária de distribuição, que por sua vez leva energia aos consumidores em média tensão, na ordem de dezenas de kV. Por fim, a rede primária (parte inicial da distribuição) entrega a energia aos transformadores que transformam a energia para baixa tensão, que alimenta os consumidores da rede secundária de distribuição (parte final da distribuição) (GARCIA, 2005). O diagrama da Figura 1 apresenta os setores do SEP, em que é possível identificar três grandes setores dentro do SEP (KAGAN et al., 2005).



Fonte: Adaptado de Garcia (2005).

Conforme a estruturação mostrada na Figura 1, Kagan et al. (2005) descrevem a funcionalidade de cada etapa da seguinte forma:

- **Geração:** corresponde à produção de energia elétrica propriamente dita, através da conversão eletromecânica de energia. A geração geralmente é feita em média tensão, com valores entre 10 e 30 kV. É composta por usinas que usam como fonte primária de energia água, carvão, óleo, fissão nuclear etc.;
- **Transmissão/subtransmissão:** responsável por transportar a energia por longos trechos do SEP. É composta pelas linhas de transmissão, fazendo a ligação entre as usinas de geração e as subestações de distribuição. A condução é comumente realizada em alta tensão, com valores entre 138 e 750 kV. Existe também a parte da transmissão que realiza transferências de energia por distâncias menores e com níveis de tensão abaixo dos usuais para o setor. Essa etapa é chamada de subtransmissão.
- **Distribuição:** essa é a parte do sistema elétrico responsável por interligar as subestações aos consumidores finais, sejam eles residenciais, comerciais ou industriais. Sua configuração se confunde com a própria topografia das cidades, subdividindo-se ao longo de ruas e avenidas chegando a todos os consumidores. É composta basicamente por subestações de distribuição (abaixadoras) e circuitos elétricos (chamados de alimentadores, bastante explorados nesse trabalho). A rede de distribuição apresenta valores de tensão abrangentes, trabalhando com baixa e média tensão, valores que vão de 127/220 V a 34,5 kV, respectivamente.

1.2 Sistema de Distribuição de Energia Elétrica

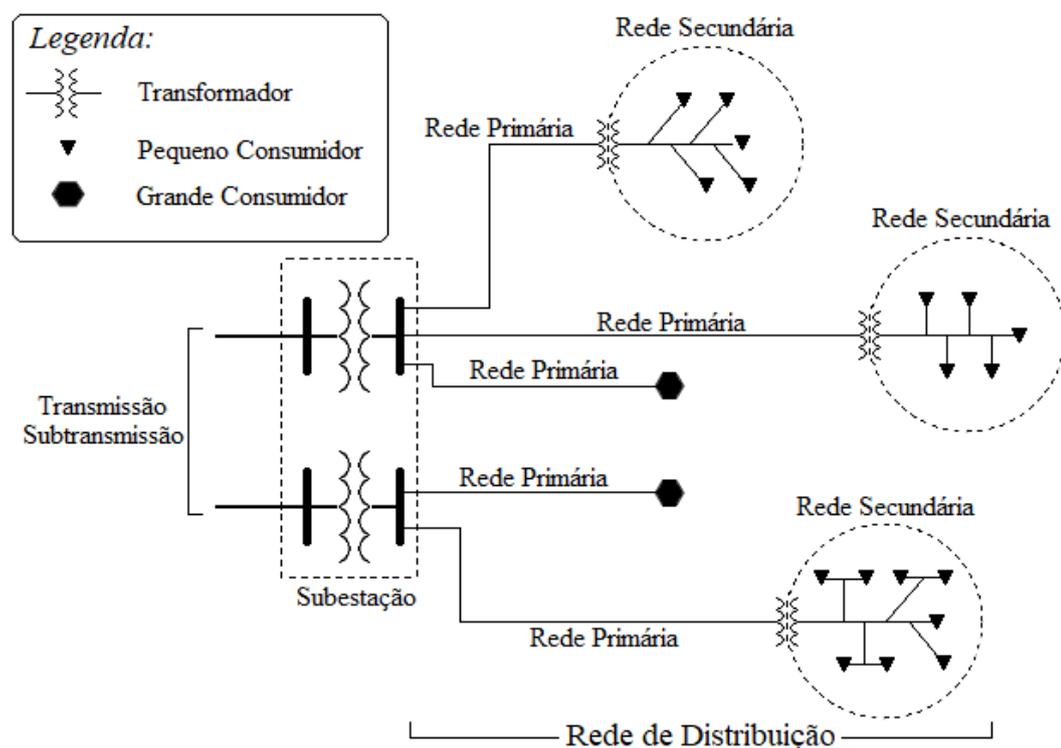
O presente trabalho tem como escopo o segmento de distribuição. Os Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) correspondem à finalização de todo o processo de transporte de energia realizada pelo SEP, entregando de fato a energia elétrica aos que irão utilizá-la. É uma parte do setor elétrico que possui elevada perda de potência e, conseqüentemente, alta queda de tensão. Tais características que estão relacionadas com o objetivo do modelo de reconfiguração adotado neste trabalho.

No Brasil, a distribuição é regulada pela ANEEL, através dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) (ANEEL, 2016).

As concessionárias de distribuição de energia têm a responsabilidade pelo funcionamento da rede de distribuição e para melhorar a qualidade do seu fornecimento de energia elas estão constantemente buscando aprimoramentos. Estes esforços devem-se a incentivos e à regulamentação do serviço de distribuição de energia por parte da ANEEL, além da constante exigência do mercado (FERREIRA, 2017). Outra grande motivação para as concessionárias de energia melhorarem seu desempenho operacional são os bilhões de reais investidos com o setor elétrico, que são afetados pelas perdas técnicas e não técnicas, influenciando diretamente sua lucratividade e qualidade do fornecimento, como afirma Ferreira (2017).

O SDEE é a parte da rede elétrica que está localizada entre as subestações de distribuição e os consumidores, sendo que a distribuição pode subdividir-se em rede primária e rede secundária de distribuição. Essa divisão determina o tipo de consumidor que será conectado à cada parte da rede de distribuição, sejam eles alimentados em média tensão ou em baixa tensão. A partir desta classificação, considera-se que o sistema de distribuição é composto pelas subestações de distribuição, alimentadores e ramais laterais primários, transformadores abaixadores de média tensão para baixa tensão, sistema de proteção e circuitos secundários (PEREIRA, 2009). A Figura 2 apresenta um sistema de distribuição com suas divisões.

Figura 2 - Sistema de distribuição de energia elétrica.



Fonte: Adaptado de Garcia (2005).

Os sistemas de distribuição de energia elétrica são estruturalmente malhados, porém operam com topologia radial. Um dos objetivos desta forma de operação é diminuir o número de dispositivos de segurança para facilitar a operação da proteção do sistema (OLIVEIRA, 2011). Conforme a estrutura do SDEE mostrada na Figura 2, a rede de distribuição é dividida em:

1.2.1 Rede de Distribuição Primária (ou Distribuição de Média Tensão)

A distribuição primária envolve os alimentadores que saem da subestação de distribuição e vão até os transformadores de distribuição que, por sua vez, suprem os sistemas de distribuição secundária. Opera tipicamente com nível de tensão entre 13,8 kV e 34,5 kV. É comum que a conexão de grandes empreendimentos comerciais, hospitais, *shopping centers* e indústrias seja feita diretamente na rede primária, visto o nível de demanda destas instalações. Esta é a parte do SDEE em que o estudo se concentrou, pois é projetado com possibilidade de transferência de blocos de cargas entre circuitos para o atendimento da operação em condições de contingências ou para manutenção preventiva e/ou corretiva.

1.2.2 Sistema (ou rede) de Distribuição Secundária (ou Distribuição de Baixa Tensão)

A distribuição secundária começa após a redução do nível de tensão pelo transformador abaixador da rede primária e vai até o ponto de entrega às unidades consumidoras. A maioria dos consumidores estão conectados a esta parte da rede e os valores de tensão são inferiores a 1 kV, geralmente 127/220 V ou 220/380 V (ANEEL, 2016). Atende aos consumidores de baixa tensão, pequenos comércios e indústrias e, principalmente, os consumidores residenciais. Esta parte do sistema de distribuição usualmente não conta com recurso para o atendimento de contingências.

Por determinação da ANEEL, para as redes de distribuição que operam com tensão nominal superior a 1 kV e inferior a 69 kV (Valores que englobam a rede de distribuição primária, foco do estudo), os níveis aceitáveis de tensão são classificados segundo a Tabela 1.

Tabela 1 - Classificação dos níveis de tensão para sistemas de distribuição.

Classificação	Faixa de tensão em p. u.
Adequada	$0,93 < V < 1,05$
Precária	$0,90 < V < 0,93$
Crítica	$V < 0,90$ ou $V > 1,05$

Fonte: ANEEL (2016).

As concessionárias de distribuição visam constantemente reduzir as perdas de potência, quedas de tensão, desbalanceamento de alimentadores e melhorar a operação dos sistemas sobre sua responsabilidade. Para alcançar índices mais altos de qualidade do fornecimento, existem algumas técnicas que melhoram o funcionamento das redes de distribuição, entre as opções é possível citar:

- **Investimento na renovação da rede:** Consiste na troca de equipamentos antigos, desgastados, causadores de perda de potência, por equipamentos modernos, de alto desempenho e produzidos com materiais mais eficientes;
- **Instalação de equipamentos:** Principalmente a instalação de capacitores. Esse procedimento permite otimizar o fator de potência da rede;
- **Expansão do SDEE:** Construção de subestações mais próximas de pontos extremos. Trazendo assim a fonte de distribuição para mais próximo dos consumidores finais;
- **Reconfiguração da rede de distribuição de energia elétrica.**

Dentre estas técnicas, a reconfiguração é a mais atrativa para a empresa distribuidora de energia elétrica, pois permite a utilização de recursos já existentes no sistema. Assim, o custo de implantação é mínimo, o que evita novos investimentos.

1.3 Reconfiguração de redes de distribuição

A reconfiguração de SDEE é alcançada através da operação de chaves manobráveis acopladas a trechos de alimentadores de distribuição, buscando encontrar a combinação ótima dos estados das chaves de interconexão existentes que atenda, simultaneamente, as restrições operacionais, mantenha a radialidade e minimize a função objetivo selecionada. Estes dispositivos podem ser normalmente abertos (NA), denominados chaves de interconexão, ou normalmente fechados (NF), neste caso chaves de seccionamento. Estes dispositivos podem ainda ser manuais ou automáticos. Vinculado a diferentes

configurações geradas, tem-se um índice de desempenho que pode variar conforme interesse da concessionária. Alguns exemplos de índices são: melhoria de balanceamento de cargas entre os alimentadores, redução de perdas por efeito Joule, entre outros (YUEHAO et al., 2016). A estratégia e a periodicidade de operação dependem do plano da distribuidora (KHODR et al., 2009).

O procedimento de reconfiguração é uma importante ferramenta para as redes, pois por serem radiais estão mais sujeitas às interrupções, representando a parte do sistema no qual ocorrem a maioria das falhas, influenciando na qualidade do serviço, e a maior quantidade de perdas de potência ativa e queda de tensão, influenciando no custo. Para permitir a reconfiguração, os sistemas de distribuição possuem chaves dispostas estrategicamente em seu percurso, que operam com estado aberto ou fechado. A mudança de estado de algumas chaves permite a conexão de um ramo do sistema a um circuito diferente (SANTOS et al., 2010).

A reconfiguração é uma opção viável para o melhoramento da rede tanto para planejamento quanto no controle de operação, além de ser uma escolha bem flexível, visto que pode ser alterada à medida que ocorram mudanças na rede. Com a ocorrência de incidentes ou acréscimos inesperados de carga na rede, uma nova topologia pode ser escolhida, de modo a se adequar à nova situação da rede (MANTOVANI et al., 2000).

A presença de chaves manobráveis de interconexão visa diminuir a desvantagem de uma configuração radial no que se refere à confiabilidade. Ao operar dessa maneira, a rede possui facilidade na coordenação de sua proteção (LEE et al., 2015), além de auxiliar o planejamento e operação do SDEE (DAVOUDI et al., 2016).

Embora as chaves possibilitem a manobra do sistema, a quantidade delas é um elemento que aumenta a complexidade da reconfiguração. Esta dificuldade ocorre por tratar-se de um problema combinatório onde o número total de soluções é dado pela expressão 2^N , em que N é o número de chaves que o sistema possui (SANTOS et al., 2010). Muitas dessas configurações possíveis são inviáveis, pois não cumprem às restrições de radialidade, ausência de sobrecarga em equipamentos da rede e das subestações, manutenção dos níveis de tensão dentro dos intervalos exigidos pela legislação em cada país, ou contém barras desconectadas, tornando-se topologicamente inactíveis (DELBEM et al., 2005; KUMAR et al., 2008).

1.4 Motivação do trabalho

A reconfiguração de sistemas de distribuição visando à minimização de perdas técnicas e/ou à minimização do desbalanceamento de alimentadores da rede elétrica é um problema de alta complexidade e de difícil resolução (HOSSEINZADEH et al., 2009). Este é um problema de otimização que requer procedimentos avançados na busca por sua solução e consiste em um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM), que se caracteriza assim devido ao modelo apresentar restrições não lineares e variáveis inteiras e contínuas (MARINHO, 2017).

As funções não lineares estão representadas pelas funções do problema correspondentes ao cálculo de perdas técnicas e balanceamento de alimentadores da rede, além de restrições a que as configurações estão submetidas (JOSE e KOWLI, 2016). Adicionalmente, outros termos com não linearidade são os que modelam os balanços de potência que apresentam multiplicações de variáveis, como do estado de uma chave pelo respectivo fluxo de potência no trecho. Quanto ao tipo de variáveis, as variáveis inteiras (mais especificadamente variáveis binárias) correspondem ao estado das chaves acopladas a trechos de alimentadores de distribuição, representadas por zero ou um, para quando a chave estiver aberta ou fechada, respectivamente. Deste modo, o modelo inclui fluxo no trecho fechado e anula o fluxo em trecho aberto. As variáveis de estado e de controle, como as tensões nas barras e as defasagens angulares, são as variáveis contínuas inerentes ao problema.

O problema envolve ainda espaços de soluções não convexos que podem levar a soluções de ótimos locais e não globais. Outro agravante da dificuldade é a natureza combinatória do problema, dado o elevado número de configurações que decorrem dos estados das chaves de interconexão (aberta ou fechada), mas nem todas factíveis. Em razão da grande quantidade de variáveis envolvidas no Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia (PRSDE), este está sujeito ao fenômeno de explosão combinatória, em que para um pequeno aumento na dimensão do problema gera um enorme aumento no espaço de busca. Isso ocorre de acordo com o tamanho da rede de distribuição, o número de chaves manobráveis e às possibilidades de combinações aumentam exponencialmente, elevando assim a dificuldade de se encontrar uma boa solução (BATISTA et al., 2016).

Investir em pesquisas sobre reconfiguração é uma das opções que as concessionárias possuem disponível para atingir o propósito de minimizar a parcela de perdas técnicas em suas redes. Esta alternativa é muitas vezes atrativa para as empresas, por se tratar

de um replanejamento da forma de operação com os seus próprios ativos, com potencial para reduzir desperdícios de energia (JARDIM e NETO, 2011).

Além dos objetivos já mencionados, um outro objetivo primordial da reconfiguração é melhorar o balanceamento dos alimentadores da rede elétrica. Esse objetivo proporciona uma maior eficiência operacional e uma melhoria na qualidade da energia. Além disso, o balanceamento de alimentadores está associado a não ocorrências de sobrecargas, conseqüentemente, aumento da vida útil dos equipamentos (JIN et al., 2004). O balanceamento de alimentadores tem grande impacto no resultado da reconfiguração, influenciando na perda de potência, perfil de tensão, sobretudo aumentando equilíbrio do sistema e sua confiabilidade, entre outros fatores. O termo balanceamento, ao longo do trabalho, refere-se única e exclusivamente ao balanceamento dos alimentadores, ou seja, à distribuição da dominância que cada alimentador terá sobre a rede. Deste modo cada alimentador ficará responsável por suprir a demanda de determinada área do SDEE.

Diante das adversidades do problema descrito, são exigidas técnicas sofisticadas para solucioná-lo. À medida que o porte do SDEE aumenta, se torna inviável a utilização de técnicas clássicas de programação matemática (DELBEM et al., 2004; CARRENO et al., 2008). Uma alternativa para a solução de problemas desse tipo, normalmente, passa pela utilização de metaheurísticas, que executa passos heurísticos que podem resultar em soluções de boa qualidade, não necessariamente ótimas (local ou global), consumindo tempo e recursos computacionais razoáveis para aplicações em Engenharia. Isso faz de Algoritmos evolutivos, como o Algoritmo Genético (AG) e o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)* escolhas bem atraentes, pois são eficientes para resolução de problemas de otimização combinatória de alta complexidade (HOLLAND, 1975; GOLDBERG, 1989). Diferentemente de outras técnicas não-evolutivas, os algoritmos citados possuem táticas evolutivas eficazes que possibilitam o processo de busca escapar de ótimos locais. Assim, proporcionam uma exploração mais abrangente e satisfatória do espaço de busca, verificando várias soluções a cada geração executada.

1.5 Revisão Bibliográfica

O planejamento e operação da geração e transmissão de energia elétrica tem sido historicamente foco de muita pesquisa, representando um desafio para os engenheiros. Estes setores do SEP receberam ainda mais atenção com o crescimento do sistema elétrico, o aumento do número de usinas e as longas linhas de transmissão interligadas formando uma

rede, tornando-se alvo de uma maior exigência quanto ao desenvolvimento de novas técnicas de análise. Em contrapartida, o setor de distribuição recebeu pouca atenção, entregando potência com pouca ou nenhuma análise (LORENZETI, 2004).

O aumento contínuo de cargas no sistema de distribuição, ocorrido nas últimas décadas, fez com que o SDEE operasse próximo de sua capacidade máxima. Este excesso de cargas conectadas à rede ocasionou sobrecarregamento, conseqüentemente, proporcionou problemas relacionados à diminuição da vida útil de equipamento e saída de linhas. Este último pode ocorrer pelo próprio acionamento de dispositivos de segurança presentes na rede, acarretando prejuízos financeiros tanto para as concessionárias quanto para os consumidores. De posse dessas características inerentes ao contexto de reconfiguração de sistemas de distribuição, a minimização de perdas e de desbalanceamento pode ser uma forte estratégia para reduzir este carregamento, através da melhor distribuição da carga entre os alimentadores (CAVELLUCI, 1998).

1.5.1 Técnicas de otimização

A primeira proposta de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica data de mais de 40 anos, em 1975 (MERLIN e BACK, 1975). Já a redução do desbalanceamento vem sendo abordado mais intensamente desde 1989 (BARAN e WU, 1989). Desde então, várias técnicas têm sido propostas ao longo dos anos, sendo classificadas em dois tipos: métodos exatos e métodos aproximados.

Os métodos exatos são algoritmos capazes de obter a solução ótima para um determinado problema e garantem que a solução encontrada seja o ótimo global. Porém, os métodos baseados em otimização clássica são geralmente desvantajosos, pois somente apresentam bons resultados quando aplicados em redes de distribuição simples, de menor dimensão. Ao aplicá-los em redes maiores, podem ocorrer problemas de instabilidade numérica e de convergência, além do alto consumo de tempo computacional para apresentar topologias factíveis para o problema de reconfiguração. A natureza não linear do problema, quanto à função objetivo e restrições, dificultam a formulação da programação matemática abordada ao problema. Em virtude disso, estes métodos, linearizam a função objetivo e relaxam as restrições impostas (MARINHO, 2017).

Já os métodos aproximados não podem garantir que a solução encontrada seja a solução ótima para o problema, mas sim que é uma boa solução e a encontra em um tempo computacional razoável. Este tipo de algoritmo é bem mais aplicado ao problema de

reconfiguração de SDEE do que os métodos exatos, por se tratar de um caso em que não se necessita obrigatoriamente de uma solução ótima e por consistir em um problema no qual a busca exaustiva é proibitiva. Os métodos aproximados dividem-se em dois tipos: métodos heurísticos e métodos metaheurísticos (MARINHO, 2017).

A origem do termo heurística está associada à palavra grega *heuriskein*, que significa encontrar ou descobrir, no entanto seu significado mais comum em otimização é como buscar boas soluções. Os métodos heurísticos encontram soluções factíveis por meio de avaliações baseadas no conhecimento das características do problema ou com base no emprego de um conjunto de critérios computacionais (heurísticas), podendo levar à solução ótima global ou perto desta. Tais métodos baseiam-se em tentativa e erro através da exploração incremental do espaço de busca e são utilizados com muita eficiência na resolução de problemas de otimização de difícil solução, em que o espaço de busca é muito grande, a fim de que boas soluções sejam encontradas de maneira eficiente (MARINHO, 2017).

O termo metaheurísticas foi citado pela primeira vez em um artigo sobre Busca Tabu de Fred Glover em 1986 (GLOVER, 1986), designando procedimentos iterativos para resolver problemas de otimização combinatória que incluem heurísticas tradicionais como sub-procedimentos. Os métodos metaheurísticos utilizam combinação de escolhas aleatórias e conhecimento histórico dos resultados anteriores adquiridos pelo método para se guiarem e realizar suas buscas pelo espaço de pesquisa em vizinhanças dentro do espaço de pesquisa, o que evita paradas prematuras em ótimos locais.

Uma característica importante que diferencia bastante as metaheurísticas das heurísticas tradicionais é a aceitação tanto de movimentos que ocasionem soluções melhores como também daqueles que geram soluções piores que a solução atual (PARDALOS e RESENDE, 2001). Quando é desejado solucionar problemas que possuam muitos ótimos locais, como é o caso da reconfiguração de SDEE, essa característica torna-se fundamental para possibilitar o alcance do ótimo global, superando assim a principal limitação que as heurísticas tradicionais apresentam, que é a convergência para ótimos locais.

1.5.2 Referencial teórico

Essa seção aborda alguns métodos exatos, heurísticas e metaheurísticas com foco em assuntos pertinentes à pesquisa.

1.5.2.1 Métodos exatos

Em 1975, os pioneiros na resolução do problema de reconfiguração de redes, Merlin e Back, apresentaram uma metodologia aplicada a redes de pequeno porte, utilizando programação linear inteira, especificadamente o algoritmo *Branch-and-bound* (MERLIN e BACK, 1975).

Glamocanin (1990) propôs a aplicação do método simplex, um método exato para modelos lineares, para resolver o PRSDE. Inicialmente, é feita a linearização das perdas para obter uma topologia radial. Logo após essa fase, o método *simplex* é utilizado com o objetivo de melhorar essa configuração radial. O método teve bons resultados ao ser aplicado a um sistema de 10 barras.

Sarma e Prakasa Rao (1995) focaram-se na minimização das perdas ao proporem um método baseado em Programação Inteira Binária. O método identifica os locais de chaveamento, juntamente com as chaves adjacentes de cada seção do sistema analisado.

Abur (1996) aplicou ao problema de reconfiguração uma metodologia com base em programação linear com modificações. Foi abordado o algoritmo *simplex* modificado, ignorando os limites de capacidade dos ramos. De acordo com o autor, o algoritmo fornece um sistema radial, que não viola os limites de capacidade das linhas e diminui as perdas ativas do sistema e as modificações proporcionaram encontrar a melhor topologia radial para um sistema de pequeno porte (ABUR, 1996). Os testes foram realizados com e sem limites de correntes, aplicados a sistemas de 10 e 16 barras.

Ramos et al. (2005) trataram o problema de minimização de perdas através de uma técnica baseada no conceito de *path-to-node*, na qual, as restrições elétricas e topológicas podem ser expressas algebricamente antes de determinar a topologia radial final.

Lavorato et al. (2012) apresentaram um método para o PRSDE por meio do algoritmo *Branch-and-Bound* não linear, em que um problema de programação não linear é solucionado a cada nó da árvore de *Branch-and-Bound*.

Jabr et al. (2012) utilizaram dois modelos matemáticos para resolver o problema de reconfiguração. O primeiro é um modelo de Programação Linear Inteiro Misto (PLIM) e o segundo, Modelo Convexo de Segunda Ordem Inteiro Misto (MCSOIM).

1.5.2.2 Heurísticas

O primeiro trabalho na área de reconfiguração de redes de distribuição de energia

elétrica para a redução de perdas foi apresentado pelos pesquisadores franceses Merlin e Back (1975). Os precursores no estudo propuseram uma heurística construtiva que consiste em, inicialmente, considerar o sistema malhado. Em seguida, os ramos com menor fluxo de potência aparente têm sua chave de interconexão manobrada para o estado aberto.

Em 1988, por Cinvalar et al. (1988), foi proposto o método troca de ramos, em inglês *branch-exchange*. Ao contrário da heurística de Merlin e Back (1975), Civanlar et al. (1988) propuseram como solução inicial uma rede radial. Neste método, para cada chave aberta, uma é fechada, a fim de achar uma configuração radial e com mínimas perdas.

Shirmohammadi e Hong (1989) incluíram melhorias na heurística de Merlin e Back (1975), inserindo limites de tensão nas barras e de corrente nas linhas, além de considerarem perdas de potências reativas no cálculo do fluxo de carga.

Baran e Wu (1989) aprimoraram a técnica de Cinvalar et al. (1988), *branch-exchange*, para reconfigurar sistemas objetivando a minimização de perdas e balanceamento de carga. Além disso, produziram dois métodos que aproximam o cálculo de fluxo de potência para redes radiais. Após este trabalho, o problema de reconfiguração passou a ser reconhecido como sendo de natureza combinatória (BRAZ, 2010).

Goswami e Basu (1992) propuseram um algoritmo heurístico, baseado no método proposto por Shirmohammadi e Hong (1989). Na heurística, é realizado o fechamento apenas de uma chave de interconexão e é feito o cálculo de fluxo de potência aparente nas linhas. A chave de interconexão a ser aberta será aquela cujo ramo possui menor fluxo de potência.

Augugliaro et al. (1995) sugeriram uma heurística com duas etapas de procedimentos. Na primeira etapa, o sistema malhado se tornou radial através da abertura progressiva de cada chave de interconexão. Na segunda etapa, já com a rede sendo radial, é realizado troca de ramos, a procura da mínima perda do sistema.

Borozan et al. (1995) utilizaram um algoritmo heurístico com objetivo de minimizar as perdas de um sistema de distribuição desbalanceado, além de realizar cálculo de fluxo de potência de redes fracamente malhadas. Os autores validaram seu estudo com a aplicação da heurística em sistemas de 16, 33 e 66 barras. As soluções encontradas foram comparadas com outras soluções da literatura e se mostraram de boa qualidade.

Gomes et al. (2005) apresentaram uma heurística com características semelhantes às de Augugliaro et al. (1995). Gomes et al. (2005) aplicaram um método híbrido composto por duas etapas, na primeira etapa todas as chaves do sistema estão fechadas e as chaves vão sendo abertas de maneira a eliminar os laços da rede. Na segunda etapa, através da troca de ramos, é feito um refinamento do sistema radial encontrado na etapa um. Este algoritmo

híbrido foi aplicado a redes reais de grande escala e comparado com o método de Shimohammadi e Hong (1989) e com o método de Goswami e Basu (1992) obtendo resultados compatíveis ou de melhor qualidade.

1.5.2.3 *Metaheurísticas*

Nara et al. (1992) incluíram na literatura a primeira aplicação dos algoritmos genéticos para a solução do problema de minimização de perdas através da reconfiguração. Sendo que o estado das chaves dos sistemas testes são representados com codificação binária para os genes dos indivíduos, onde 0 indica chave aberta e 1 indica chave fechada. Os autores testaram a metodologia em dois sistemas de distribuição de médio porte obtendo melhores desempenhos quando comparados com resultados disponíveis na literatura, demonstrando a eficiência desse algoritmo para resolução do problema. Apesar dos resultados positivos, este método tinha como limitação a geração de indivíduos inválidos quando seus pais eram submetidos aos operadores genéticos e, conseqüentemente, tinham que ser descartados. Essa limitação é contornada no presente trabalho, através do procedimento factibilizador inserido no algoritmo genético.

Romero (2001) propôs uma nova maneira de realizar a recombinação de um algoritmo genético, evitando assim configurações do sistema elétrico que não fossem radiais.

Amasifen et al. (2004) optaram pela utilização de algoritmo genético como solução do problema de reconfiguração de redes sob várias condições de carregamento da rede. A população inicial foi criada com o emprego do algoritmo de *Kruskal*. Os indivíduos são simbolizados por vetores decimais que representam somente as chaves abertas necessárias para manter o sistema radial. O autor aplicou o método em um sistema de distribuição real de 215 barras considerando que todas as linhas têm uma chave de manobra e realizou um total de cinco simulações para quatro diferentes carregamentos da rede. Em todos os casos foram obtidas boas soluções.

Queiroz et al. (2006) buscaram contornar as limitações encontradas por Nara et al. (1992), adotando uma representação dos indivíduos através de cadeias de grafos que não permitem esta infactibilidade durante o processo de geração. Além disso, os autores utilizaram taxa de mutação variável ao longo da execução do método, o que melhora sua convergência.

Mendonza et al. (2006) alteraram o processo de *crossover*, utilizando uma mutação direcionada, com o intuito de diminuir o espaço de busca do algoritmo genético aplicado na resolução do problema de reconfiguração de redes de distribuição.

Já Magalhães e França (2007) desenvolveram um modelo de balanceamento de carga entre alimentadores e recomposição de redes utilizando o método *Distance Measurement Technique* aplicado a uma técnica de multichaveamento. Como resultado das simulações obteve-se melhores índices de balanceamento com baixo tempo computacional.

Ravibabu et al. (2008) utilizaram o algoritmo genético para obter a reconfiguração ótima do sistema com o objetivo principal de diminuir o índice de balanceamento de carga, ou seja, obter o melhor balanceamento de carga.

Carreño et al. (2008) apresentam uma nova codificação para o algoritmo genético em seu trabalho e utiliza a recombinação de forma eficiente para gerar configurações factíveis. Os testes foram realizados com sistemas reais e foram obtidos bons resultados com tempo computacional reduzido.

Nunes et al. (2017) aplicaram o algoritmo Dinâmico de PRIM para resolver o problema de reconfiguração. No trabalho o cálculo do valor da função objetivo é feito verificando a viabilidade da solução considerando o perfil de tensão.

Marinho (2017) utilizou o algoritmo de Prim modificado para gerar soluções iniciais radiais. O problema de reconfiguração do sistema de distribuição é resolvido empregando as metaheurísticas Multipartida e Busca Tabu. Estes utilizam estratégia de busca que possibilitam encontrar soluções diversificadas, saindo de ótimos locais e explorando regiões ainda não exploradas com soluções de maior qualidade.

Lacerda e Oliveira (2019) desenvolveu uma metodologia híbrida de otimização multiobjetivo para a recomposição de sistemas, objetivando a minimização da potência não suprida, o atendimento a unidades consumidoras prioritárias, a minimização de perdas técnicas e a minimização do número de manobras necessárias. Para tratar a natureza multiobjetiva, o método de dominância de Pareto é incorporado ao algoritmo *Particle Swarm Optimization (PSO)*, com conceitos de lógica *fuzzy* para determinação das fronteiras.

1.6 Objetivos

Os objetivos da dissertação são divididos em geral e específicos, descritos a seguir.

1.6.1 Objetivo Geral

O objetivo principal desta pesquisa é o desenvolvimento de uma metodologia para reconfiguração de redes de distribuição, visando a minimização de perdas de potência e a

minimização do desbalanceamento de alimentadores.

1.6.2 Objetivo Específicos

Como objetivos específicos é possível citar:

- Implementar um Algoritmo Genético para solucionar o problema da reconfiguração de redes de distribuição;
- Desenvolver um procedimento de factibilização que auxilie o AG a encontrar boas soluções;
- Minimizar a perda de potência na rede;
- Melhorar o perfil de tensão;
- Propor uma formulação eficaz para a minimização do desbalanceamento de alimentadores;
- Minimizar o desbalanceamento de carga dos alimentadores;
- Minimizar o desbalanceamento de fluxo dos alimentadores;
- Minimizar o desbalanceamento de impedância dos alimentadores;
- Fazer comparações com trabalhos bem difundidos na literatura especializada e os resultados obtidos para minimização de perda de potência e do desbalanceamento;
- Propor um índice que permite analisar de forma eficiente o desempenho das configurações quanto aos valores de perda de potência e de cada objetivo de balanceamento;
- Implementar um *NSGA-II* para solucionar o problema de reconfiguração de redes de distribuição, capaz de encontrar um conjunto de configurações que atendam simultaneamente os objetivos de minimizar perdas e desbalanceamento;

1.7 Metodologia Proposta

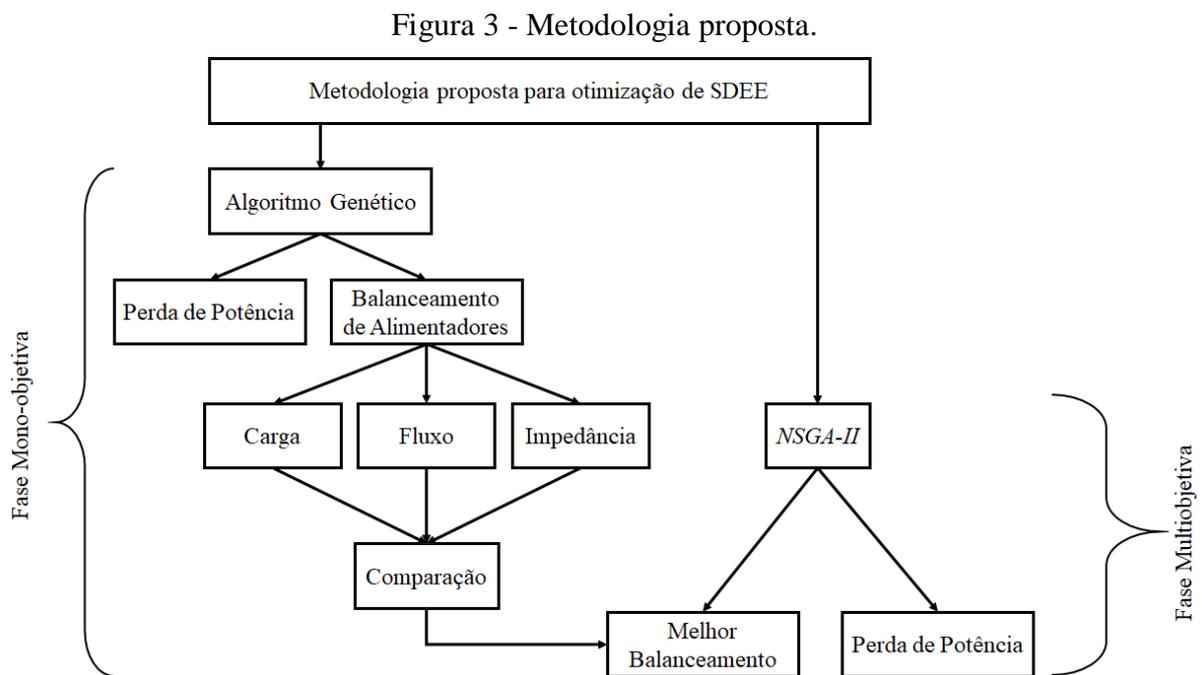
O presente trabalho apresenta um método para solucionar o problema de reconfiguração de redes de distribuição através de algoritmos genéticos mono e multi-objetivo com procedimento de factibilização de indivíduos, visando minimização de perdas técnicas de potência e minimização do desbalanceamento de alimentadores.

Foi escolhido como objetivo 1 a minimização da perda de potência, por ter grande

importância no viés econômico e por refletir diretamente no perfil de tensão da rede elétrica. Como objetivo 2, foi escolhido o balanceamento de alimentadores, pois aumenta o equilíbrio do sistema e, conseqüentemente, eleva a confiabilidade do mesmo e a vida útil dos equipamentos. Os objetivos foram numerados apenas para melhor distinção, mas são considerados de igual relevância.

A fim de atingir esses objetivos descritos anteriormente da melhor forma, optou-se por uma metodologia dividida em duas fases: Fase mono-objetiva com a aplicação de Algoritmo Genético e fase multiobjetiva com a utilização de *NSGA-II*. O trabalho foi dividido dessa forma para que, na fase mono-objetiva, seja obtido os pontos extremos de mínima perda de potência e de mínimo desbalanceamento. Estes mesmos valores devem ser encontrados nos extremos do conjunto Pareto na fase multiobjetivo, dando assim uma confirmação dos resultados obtidos em ambas as fases. Além disso, a fase mono-objetiva foi utilizada para determinar o melhor objetivo de balanceamento a ser aplicado na fase multiobjetivo, a partir da proposta de um índice que leva em consideração todos os balanceamentos abordados neste trabalho, assim como o valor da perda de potência.

A Figura 3 esboça a ordenação das fases da metodologia, bem como a relação entre elas.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na fase mono-objetiva, foi realizado a implementação do AG e para melhorar o seu funcionamento foi inserido um procedimento de factibilização, fazendo com que indivíduos inactíveis sejam corrigidos. Primeiramente, o AG foi aplicado na minimização das perdas de potência e os resultados obtidos foram comparados com os de outros pesquisadores da área.

A comparação demonstra a robustez do algoritmo genético com factibilizador, mostrando que foi bem implementado e teve seus parâmetros ajustados corretamente. Com a modificação apenas da função objetivo, o AG foi utilizado com o objetivo de minimizar o desbalanceamento. Dessa maneira, por se tratar do mesmo algoritmo, as soluções encontradas para a minimização das perdas inspiram maior confiança quanto às soluções encontradas quanto ao balanceamento de alimentadores, visto que nesse setor há uma carência quanto a material para comparação dos resultados. Os testes foram realizados em sistemas bem difundidos na abordagem da reconfiguração de SDEE, sistemas de 16, 84 e 136 barras.

O objetivo 2 é composto por três tipos de balanceamento de alimentadores de sistemas de distribuição de energia elétrica encontrados na literatura especializada: balanceamento por impedância acumulada, balanceamento por fluxo de potência nos principais ramos dos alimentadores e balanceamento por carga acumulada entre os alimentadores. Após a apresentação e explicação dos três distintos objetivos de balanceamento utilizados, eles são comparados entre si. O balanceamento com o melhor desempenho, quanto aos critérios de avaliação utilizados (Índice proposto), será utilizado como objetivo de otimização do *NSGA-II*, juntamente com a minimização das perdas.

A Figura 3 ressalta a justificativa para a divisão do estudo em duas fases, pois para a aplicação da segunda fase de modo a otimizar o balanceamento, é necessário que se tenha descoberto o tipo de balanceamento que proporcione o melhor desempenho do sistema. Assim, o *NSGA-II* pôde ser executado otimizando simultaneamente a perda de potência e o desbalanceamento de alimentadores, fornecendo um conjunto de boas soluções ao problema de reconfiguração.

1.8 Publicações

Abaixo trabalhos publicados durante a realização da pesquisa:

- CLARK, Mauro Antonio Guimarães; NEVES, Iulle de Macêdo Guerra; SOUSA, Aldir Silva; ZURITA, Marcos Eduardo do Prado Villarroel. Reconfiguration of Distribution

Systems Aiming for Accumulated Impedance Balancing among Feeders Through Genetic Algorithm. In: *6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies*, Paris-França, 2019.

- NEVES, Iulle de Macêdo Guerra; CLARK, Mauro Antonio Guimarães; SOUSA, Aldir Silva; ZURITA, Marcos Eduardo do Prado Villarroel. Application of Evolutionary Algorithm for Reconfiguration of the Distribution Network, Envisaging a Larger Branching of the System. In: *6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies*, Paris-França, 2019.

1.9 Organização do trabalho

A estrutura do trabalho está organizada da seguinte forma:

Capítulo 1: Introdução

Este primeiro capítulo foi introdutório e apresentou os principais aspectos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho. Foi retratado o SEP com foco nos SDEE, mais especificadamente a reconfiguração das redes de distribuição. Logo após foi realizado a revisão bibliográfica do tema e, por fim, foram descritos os objetivos do autor, explicado a metodologia adotada no trabalho e expostas as publicações.

Capítulo 2: Metaheurísticas mono e multiobjetivo

O segundo capítulo aborda as metaheurísticas utilizadas: Algoritmo Genético e *NSGA-II*. São explicados características e conceitos básicos desses algoritmos evolutivos, juntamente com suas aplicações para o problema de reconfiguração de SDEE. O capítulo possui a descrição dos procedimentos de factibilização e de diversificação inseridos nos algoritmos.

Capítulo 3: Fluxo de potência e funções objetivo: perda de potência e balanceamento de alimentadores

O terceiro capítulo apresenta a formulação matemática do problema de fluxo de potência, com destaque para o método de Newton-Raphson e a ferramenta *Matpower*. Em seguida, descreve as funções objetivo utilizadas pelas metaheurísticas evolutivas, mostra suas

importâncias e benefícios agregados, descreve o funcionamento e as formulações, juntamente com as restrições a que essas equações estão submetidas.

Capítulo 4: Resultados da aplicação das metaheurísticas

Esse capítulo traz os resultados da aplicação das metaheurísticas evolutivas mono e multiobjetiva, Algoritmo Genético e *NSGA-II* respectivamente, para o problema de reconfiguração de redes de distribuição. Tais resultados são comparados com os resultados presentes na literatura especializada. Os resultados dos balanceamentos são comparados entre si, através de um índice de balanceamento proposto pelo autor.

Capítulo 5: Conclusão

Finalmente, nesta seção, encontram-se as conclusões deste trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

Anexo: Dados dos sistemas testes

Apresentam-se os dados dos sistemas testes utilizados neste trabalho.

2 METAHEURÍSTICAS MONO E MULTIOBJETIVO

Esse capítulo aborda as metaheurísticas utilizadas na fase mono-objetiva e na fase multiobjetiva: algoritmo genético e *NSGA-II*, respectivamente. É feita a introdução das principais características dessas metaheurísticas evolutivas e explicado conceitos básicos. O capítulo discorre sobre os algoritmos aplicados ao problema de reconfiguração de SDEE e é descrito o procedimento de factibilização e de diversificação inserido neles.

2.1 Algoritmo genético

Os Algoritmo Genéticos (AGs) foram introduzidos por John Holland em 1975 (HOLLAND, 1975), através da publicação de seu livro *Adaption in Natural and Artificial Systems*. Os resultados foram obtidos a partir do estudo de processos naturais adaptáveis e no desenvolvimento de modelos em que os mecanismos da evolução pudessem ser importados para os sistemas computacionais. O objetivo inicial de Holland era conseguir um melhor entendimento dos procedimentos de adaptação da natureza e projetar sistemas artificiais com propriedades similares às dos sistemas naturais. Em 1989, David Goldberg (GOLDBERG, 1989) popularizou os AGs ao editar *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* que, junto com a obra de Holland, é considerado como um dos principais livros sobre o assunto. Desde então, vêm sendo aplicados com sucesso na resolução de vários problemas práticos de otimização combinatória.

O AG é uma metaheurística de busca estocástica inspirada nos princípios da evolução por meio de seleção natural, em que os indivíduos mais bem adaptados apresentam maior probabilidade de sobreviver. Para isso, dispõe-se de estratégias como: geração da população, avaliação da aptidão dos indivíduos, seleção dos indivíduos mais aptos, cruzamento, mutação.

Na concepção do algoritmo, cada proposta de solução é chamada de indivíduo. A união dos indivíduos de uma geração é chamada de população. Assim como na evolução das espécies, a população evolui ao longo das gerações. Os indivíduos da população competem entre si e a melhor solução tem uma maior probabilidade de gerar novos indivíduos, contribuindo com o aprimoramento da população. Os novos indivíduos são gerados através do operador de recombinação, que realiza a troca de fragmentos entre dois indivíduos previamente selecionados, combinando características dos progenitores. Além disso, os

indivíduos gerados do cruzamento podem sofrer mutações aleatórias. A mutação consiste em pequena alteração no cromossomo do indivíduo. Embora uma grande ênfase seja dada aos operadores genéticos mencionados, o algoritmo possui outros pontos merecedores de atenção, como o esquema de codificação e a função de avaliação, pois dependem diretamente do problema a ser estudado e podem melhorar a eficiência do AG.

Segundo Goldberg (1989), o AG difere dos métodos tradicionais de busca e otimização, principalmente nos aspectos:

- Manipulação de código: AG opera num espaço de soluções codificadas, enquanto os outros métodos controlam as variáveis diretamente.
- Procura pelo ótimo é feita a partir de uma população de pontos e não de um ponto isolado.
- A procura é cega e feita por amostragem. A única informação necessária é o valor da função objetivo, não exigindo o uso de derivadas ou qualquer outro tipo de conhecimento.
- O AG usa transições probabilísticas e não regras determinísticas

Uma outra característica de grande relevância dos AGs é o paralelismo implícito na busca de soluções, ou seja, a capacidade de manipular diversas soluções simultaneamente. Essa característica dá aos AGs a capacidade de explorar o espaço de busca de forma mais eficiente, tornando o método mais robusto e encontrando soluções de boa qualidade (GUIMARAES, 2009).

2.2 Conceitos básicos

Os vários procedimentos associados ao funcionamento de um algoritmo genético são explicados a seguir. Tais etapas são repetidas diversas vezes até que o resultado desejado seja alcançado ou ao atingir o critério de parada previamente estabelecido. Abaixo o pseudocódigo do algoritmo básico expõe a sequência das etapas de processamento.

Algoritmo 1 - Pseudocódigo do Algoritmo Genético

```
1:   Inicializar parâmetros
2:   Gerar a população de indivíduos
3:   Avaliar os indivíduos da população inicial
4:   Enquanto (Geração < Máximo de gerações) Faça
5:       Selecionar indivíduos para reprodução
6:       Aplicar o operador de cruzamento
7:       Aplicar o operador de mutação
8:       Avaliar os indivíduos da população corrente
9:       Geração = Geração + 1
10:  Fim
```

2.2.1 Geração da população e codificação dos cromossomos

Inicialmente, o AG gera uma população inicial de N indivíduos, geralmente aleatoriamente, representados através de vetores (cromossomos). Os cromossomos são codificados de acordo com o problema a ser resolvido e representam um dos principais elementos do algoritmo, pois são eles que serão avaliados geração à geração de acordo com seu valor de *fitness* e sofrerem o efeito dos operadores genéticos (recombinação e mutação) (MOEDINGER, 2005).

Assim como na natureza, a diversidade tem grande impacto na evolução, desta forma é interessante que o espaço de busca seja bem explorado na geração da população inicial e no decorrer dos processos do algoritmo. Esse espaço de busca corresponde ao conjunto de todas as soluções possíveis de serem obtidas (PEREIRA, 2014).

Para a aplicação do AG, um dos primeiros passos é a forma como o problema será codificado, ou seja, como serão representados os indivíduos que constituem soluções do problema. A representação dos indivíduos pode ser feita em qualquer base numérica, porém as codificações mais utilizadas são a binária e a inteira, descritas a seguir. Para alguns problemas específicos, outras bases podem ser úteis, entretanto, isso torna a implementação complexa e pode ser necessário uma concordância com os procedimentos subsequentes do algoritmo.

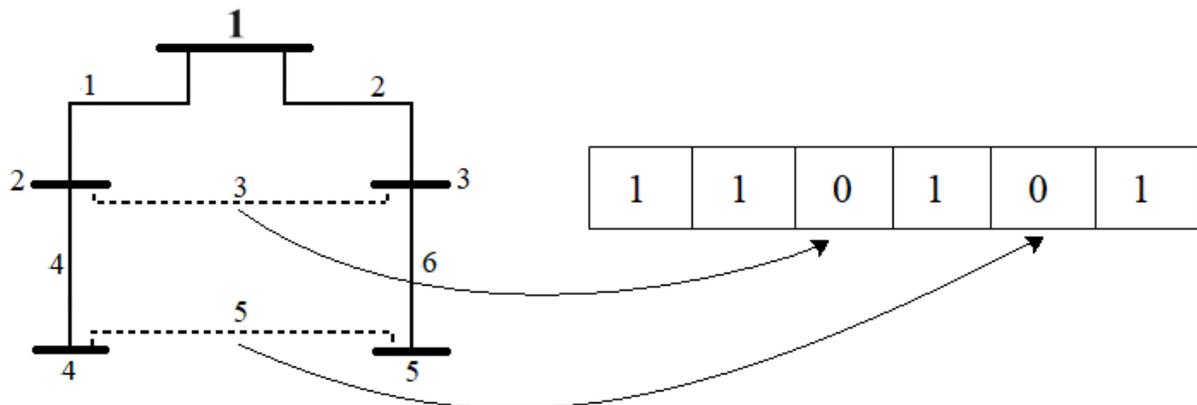
2.2.2 Codificação binária

Os algoritmos genéticos originalmente usam a representação dos indivíduos através de codificação binária. Dessa forma, os cromossomos são formados por uma

sequência de zeros e uns. Esse tipo de codificação proporciona uma certa generalidade ao algoritmo, permitindo a sua utilização para diversos problemas. Uma grande vantagem da codificação binária, considerando o problema objeto deste trabalho, é que há uma transcrição direta do indivíduo presente no AG e a configuração da rede elétrica, ou seja, não há a necessidade de uma construção do indivíduo e uma decodificação do mesmo para real estado da rede. Além disso, essa codificação torna mais prática a utilização dos operadores genéticos (MOEDINGER, 2005).

Como mostra a Figura 4, o estado de cada chave é representado no cromossomo.

Figura 4 - Codificação binária.



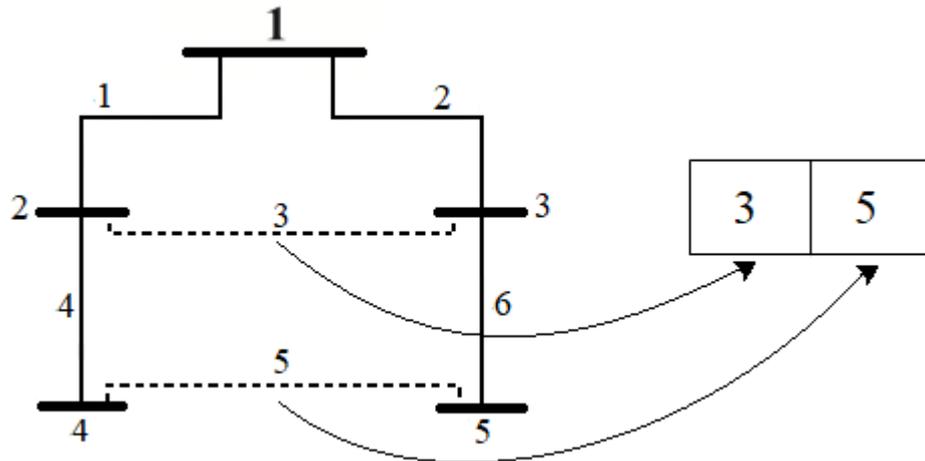
Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2.3 Codificação inteira

Uma outra forma de codificação é a inteira, que tem uma maior chance de gerar indivíduos radiais, pois somente as chaves abertas são representadas e o número de chaves é mantido constante, mesmo com as frequentes mudanças na topologia da rede. Por outro lado, isso exige um maior conhecimento do problema e análise mais cuidadosa de cada problema a ser otimizado.

Como apenas uma pequena parte das chaves formam o indivíduo, o cromossomo tem seu tamanho reduzido, facilitando assim a visualização da configuração pelo usuário do algoritmo. Porém, os valores inteiros tornam mais complexa a aplicação dos operadores genéticos, pois faz-se necessário uma constante codificação e decodificação dos indivíduos (PEREIRA, 2014). A Figura 5 mostra a representação inteira do mesmo sistema da Figura 4.

Figura 5 - Codificação inteira.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Diante das vantagens e desvantagens de cada codificação, selecionou-se a codificação binária por melhor se adequar à resolução do PRSDE.

2.2.4 Função de avaliação

Cada indivíduo da população possui associado a si um valor numérico que quantifica a sua qualidade como solução do problema. Esse valor numérico é chamado de função *fitness* ou função de avaliação e determina o quão apto é o indivíduo, sendo que os cromossomos com melhor função de avaliação prevalecem sobre os demais (GUIMARÃES, 2009).

A função de avaliação (*fitness*) está geralmente vinculada a uma função objetivo, mas cada uma possui seu próprio conceito. A função objetivo descreve a expressão matemática a ser otimizada, ou seja, o termo que se deseja minimizar ou maximizar (GARCIA, 2005). Já a função *fitness* consiste em tudo que constitui valor a um indivíduo, ou seja, utiliza a função objetivo como foco principal de otimização juntamente com o que mais for relevante para a nota do indivíduo, como por exemplo penalizações por violação de restrições, penalização por infactibilidade, entre outras coisas. Em resumo, a função de avaliação é a função que atribui valor aos indivíduos do AG, levando em consideração a otimização da função objetivo e as restrições do problema (MOEDINGER, 2005).

Todos os cromossomos são submetidos à função *fitness*. Após toda a população ser avaliada, é possível comparar qual indivíduo é mais bem adaptado. Com a função de avaliação pode-se comparar indivíduos e não só saber que um é melhor do que o outro, mas

também saber exatamente o quão melhor. A cada geração, as características do indivíduo de melhor avaliação são usadas para aumentar a probabilidade de a geração seguinte possuir cromossomos parecidos com o melhor cromossomo da população atual. Para isso ocorrer, os indivíduos com maior aptidão são favorecidos, tendo maior chance de sobreviver e se reproduzir, permitindo assim uma melhoria crescente na qualidade da população. Ao final da última geração (caso esse seja o critério de parada) o indivíduo da população com a melhor avaliação é a melhor solução para o problema de otimização.

2.2.5 Seleção

Após todos os indivíduos serem avaliados, a próxima fase é a seleção. Análoga à seleção natural, os indivíduos com os menores valores de *fitness* tendem a desaparecer, enquanto os indivíduos com o *fitness* mais adequado têm alta probabilidade de sobreviver e gerar descendentes na população. Desse modo, os melhores indivíduos transferem suas características, que os tornam bem adaptados, para as futuras gerações. O processo de seleção deve ser feito até que o número de indivíduos selecionados seja suficiente para gerar uma nova população do mesmo tamanho da inicial.

A escolha do método de seleção tem influência no algoritmo, pois irá determinar como os indivíduos que passarão para a próxima geração serão escolhidos. Em adição, uma boa seleção dará maior probabilidade de que os indivíduos eleitos sejam os mais adequados a se tornarem os pais da próxima geração de filhos.

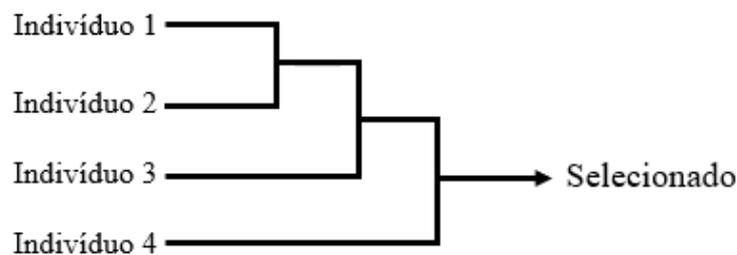
Na literatura (GUIMARÃES, 2009), podem ser encontrados diversos métodos de seleção, sendo os mais conhecidos o método de torneio e método da roleta, e um pouco menos utilizados os métodos de ranqueamento e de seleção uniforme (ARCANJO, 2014), todos explicados a seguir.

2.2.5.1 Seleção por torneio

Este é um dos métodos de seleção mais refinados e tem como destaque a possibilidade de ajustar a pressão de seleção (BENTO e KAGAN, 2008). Este ajuste é feito através do tamanho do torneio, comumente utilizando-se torneios de tamanho entre 2 e 16 indivíduos. (GOLDBERG, 1989)

O torneio consiste na escolha de participantes, de maneira aleatória, para compor um subconjunto da população que irá competir. O indivíduo com melhor valor de *fitness* (comparado somente com os outros participantes) é o campeão do torneio e será selecionado para a próxima etapa do AG, como é representado na Figura 6. Esse processo é repetido até que o número de campeões seja capaz de gerar uma nova população de mesmo tamanho da anterior.

Figura 6 - Seleção por torneio.

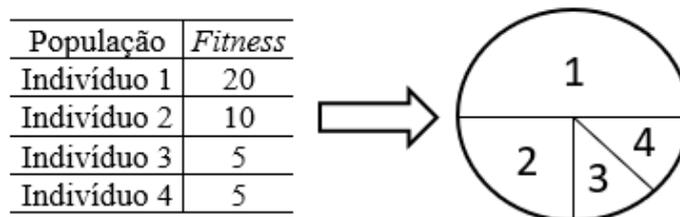


Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2.5.2 Seleção por roleta

A seleção por roleta associa a cada indivíduo da população uma probabilidade de escolha proporcional ao seu valor de *fitness*, por meio de normalização, ou seja, a função de avaliação do indivíduo em relação à somatória do *fitness* de todos os indivíduos da população (GUIMARÃES, 2009). Dessa maneira, quanto maior for o valor da função de aptidão de um indivíduo, maior será a sua fatia na roleta, aumentando assim a sua probabilidade de ser escolhido, como mostrado na Figura 7. Para determinar randomicamente quem foi escolhido pela roleta, gera-se um número pseudoaleatório entre 0 e 1, em seguida esse valor é comparado com a probabilidade do indivíduo ser selecionado. A roleta é girada de acordo com o número de indivíduos da população, compondo, então, a população da próxima geração.

Figura 7 - Seleção por roleta.

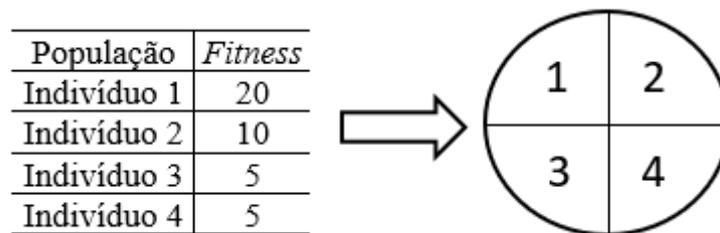


Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2.5.3 Seleção uniforme

A seleção uniforme tem o funcionamento semelhante ao da roleta, porém o valor de *fitness* dos indivíduos não é levado em consideração, assim todos os indivíduos têm a mesma probabilidade de serem escolhidos. Isso faz desse tipo de seleção, um método completamente aleatório e com baixa chance de produzir melhoria à população (ARCANJO, 2014). A Figura 8 mostra um exemplo da seleção uniforme.

Figura 8 - Seleção uniforme.



Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2.5.4 Seleção por ranqueamento

O ranqueamento ordena os indivíduos da população de acordo com seu valor de aptidão e seleciona quem está nas posições do topo para a próxima fase. Uma vantagem é que esse tipo de seleção faz diferenciação dos indivíduos mesmo que tenham valor de avaliação bem próximos, pois quem está acima na ordenação será o selecionado (ARCANJO, 2014). Um exemplo dessa seleção é mostrado na Figura 9.

Figura 9 - Seleção por ranqueamento.

População	<i>Fitness</i>	
Indivíduo 1	20	→ Selecionado
Indivíduo 2	10	
Indivíduo 3	5	
Indivíduo 4	5	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Diante das explicações de cada tipo de seleção, o método de seleção adotado foi a seleção por torneio, devido suas vantagens.

2.2.6 Operador de cruzamento (*crossover*)

De forma semelhante ao que ocorrer na natureza, o operador de cruzamento, também chamado de *crossover* ou recombinação, é a parte responsável pela troca de material genético entre indivíduos diferentes. Essa troca de genes entre os indivíduos são geradores de novos membros da população.

Com os pais previamente escolhidos na fase de seleção, os indivíduos vão cruzando aos pares. O ponto de corte é aleatório e representa o ponto nos cromossomos em que haverá a quebra de um indivíduo e a junção com o outro, gerando assim dois novos cromossomos. A recombinação pode ou não ocorrer, a ocorrência está associada a um parâmetro chamando taxa de cruzamento, que determina a probabilidade de os indivíduos cruzarem. Segundo Goldberg (1989) é sugerido a utilização de uma taxa de cruzamento superior a 60%. O valor mais preciso pode ser encontrado através de sucessivas simulações do problema a ser otimizado variando-se a taxa de cruzamento e mantendo-se fixos os demais parâmetros. O processo de *crossover* é ilustrado na Figura 10.

Figura 10 - Cruzamento de 1 pontos

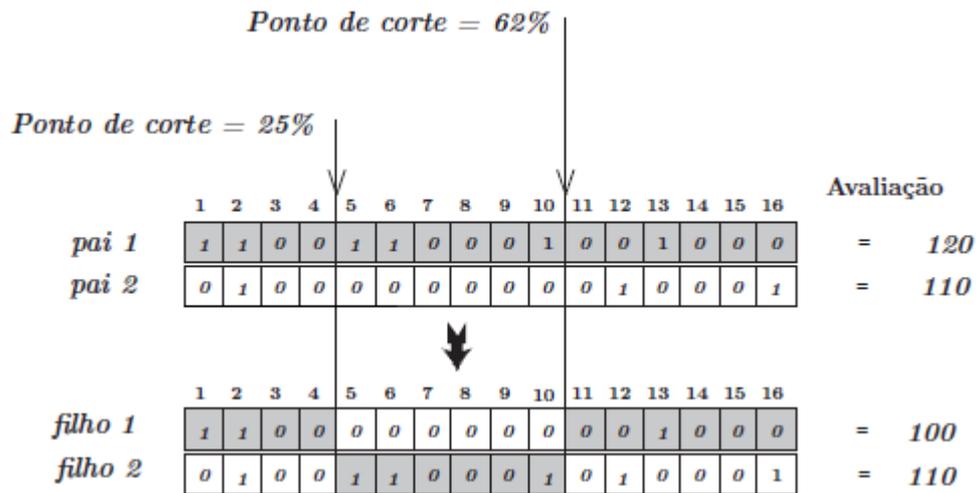
Ponto de corte = 50 %

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	Avaliação
<i>pai 1</i>	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	= 150
<i>pai 2</i>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	= 130
↓																	
<i>filho 1</i>	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	= 110
<i>filho 2</i>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	= 190

Fonte: Guimarães (2009).

Na Figura 10 é mostrado o cruzamento de 1 único ponto, em que os indivíduos são divididos em duas partes. Existe também a possibilidade de utilizar múltiplos pontos de corte, fazendo assim uma maior troca de material genético entre os indivíduos. Na Figura 11 é ilustrado o cruzamento de 2 pontos.

Figura 11 - Cruzamento de 2 pontos



Fonte: Guimarães (2009).

Através das ilustrações, é possível observar que o cruzamento nem sempre gera indivíduos melhores que os seus antecessores. Neste trabalho foi utilizado o cruzamento de 1 ponto, evitando muitas quebras no cromossomo.

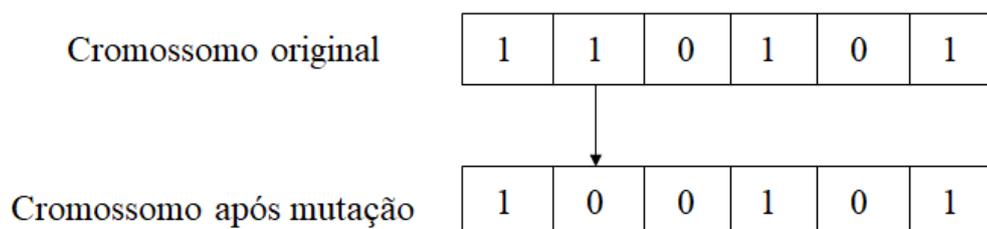
2.2.7 Operador de mutação

O processo de mutação consiste em uma pequena alteração em um gene selecionado aleatoriamente. Esta mudança no valor do gene dos indivíduos os transforma em novos membros da população. Desta forma, a mutação introduz novas informações à população, permitindo que novos pontos sejam testados, aumentando assim, a probabilidade de encontrar o ótimo global.

A mutação é o operador genético que garante a diversidade, permitindo que o algoritmo genético explore melhor o espaço de busca e até mesmo escape de mínimos locais. Por outro lado, com a utilização de uma mutação elevada, o algoritmo poderá passar a se comportar de forma aleatória, o que não é desejado na maioria das vezes.

Assim como o cruzamento, a mutação pode ou não ocorrer. A ocorrência está associada a um parâmetro chamando taxa de mutação, que determina a probabilidade de um indivíduo ter um de seus genes mutado. Geralmente, a mutação tem uma baixa probabilidade de ocorrer, normalmente fica em torno de até 5% (PEREIRA, 2014). A seguir, na Figura 12, é apresentado um exemplo de mutação em um cromossomo com codificação binária:

Figura 12 – Mutação.



Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2.8 Tratamento de indivíduos inactíveis

Frequentemente os procedimentos realizados pelo AG tornam os indivíduos inviáveis como solução do problema. Os processos de cruzamento, mutação e até mesmo a própria geração inicial dos indivíduos podem, e provavelmente vão, produzir indivíduos inactíveis.

Indivíduos inactíveis causam problemas para o desempenho do AG e o que é mais grave, há possibilidade de, após diversas gerações, o AG parar com todos os indivíduos da população inactíveis. Ou seja, inservíveis para serem implantados para solução do problema.

É necessário que algo seja feito quanto a esse problema. Uma alternativa para o problema dos indivíduos inactíveis consiste em desprezar os indivíduos inactíveis e avaliar somente os factíveis. Essa opção, embora bastante simples, acarreta numa constante perda de informações genética para o algoritmo. Além disso, como já mencionado, não há garantia que haverá algum indivíduo factível na população.

Uma alternativa mais eficiente é o conserto dos indivíduos, mantendo assim o material genético que o indivíduo contém e tornando-os factíveis. Embora seja mais complexa, essa opção dá grande robustez à metaheurística e garante que ao final da execução do algoritmo, haverá indivíduos implantáveis como solução do problema.

2.2.9 Critério de Parada

O critério de parada é o que determina quando o algoritmo genético irá terminar o processo de busca. Entre alguns critérios de parada mais comumente utilizados em problemas de otimização, destacam-se (ARCANJO, 2014):

- Tolerância atingida para a função objetivo;
- Número máximo de gerações atingido;
- Tempo máximo atingido.

Neste trabalho foi utilizado como critério de parada das metaheurísticas o

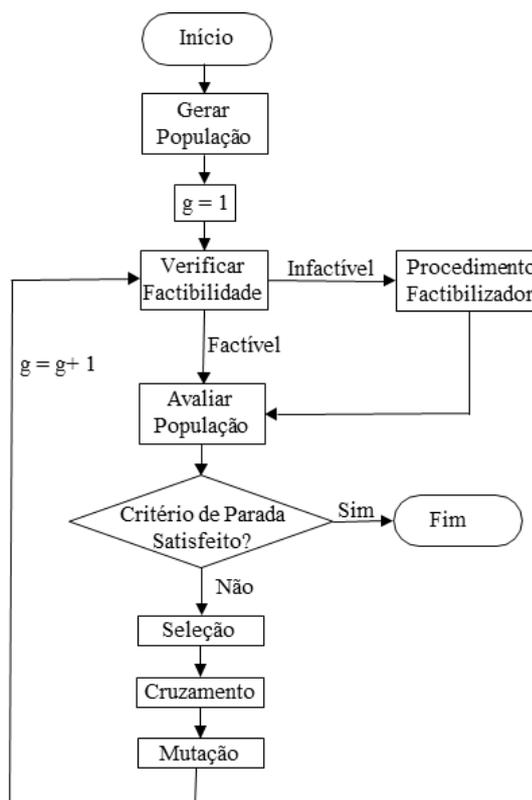
número de gerações. Nem sempre os resultados desejados são conhecidos, portanto torna-se difícil determinar uma tolerância.

2.3 Algoritmo Genético aplicado ao problema de reconfiguração de redes de distribuição

O algoritmo genético foi aplicado ao problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica, com os objetivos de minimizar a perda de potência ativa e o desbalanceamento de alimentadores.

O AG avalia a cada iteração todas as soluções candidatas, prezando sempre pelas com melhor avaliação e as reproduzindo com o intuito de gerar indivíduos ainda melhores para o problema. O desempenho do algoritmo depende bastante da sua modelagem e do ajuste dos parâmetros. As etapas aplicadas pelo AG proposto são descritas a seguir, informando parâmetros utilizados (taxa de cruzamento, taxa de mutação, número de gerações, tamanho da população), juntamente com método de seleção, tipo de tratamento quanto aos indivíduos inactivíveis, critério de parada e funções de avaliação dos objetivos. O fluxograma do algoritmo aplicado é mostrado na Figura 13.

Figura 13 - Fluxograma do algoritmo genético aplicado ao problema.



Fonte: Elaborada pelo autor.

2.3.1 Parâmetros utilizados

Os indivíduos da população foram gerados de maneira aleatória. Para a representação dos cromossomos, foi utilizado a codificação binária. Sendo assim, cada gene do cromossomo simboliza o estado de uma chave do sistema de distribuição de energia elétrica. Para valor de *bit* igual a 0 significa que a chave da configuração (indivíduo) está aberta e, logicamente, para o valor 1 a chave estará fechada. Associando a sequência de genes pertencente a um cromossomo ao sistema de distribuição, teremos a configuração que esse cromossomo está determinando.

O tamanho da população foi escolhido de acordo com a ordem do sistema utilizado, e variou entre 50 a 200 indivíduos. De forma semelhante, o número de gerações variou entre 100 e 300 gerações. O número de gerações foi escolhido como critério de parada do algoritmo.

O método de seleção adotado foi o torneio com quatro indivíduos, por sua eficácia e capacidade de alterar a pressão de seleção (BENTO e KAGAN, 2008). Esse tamanho de torneio foi escolhido por não ser pequeno o bastante para proporcionar uma convergência lenta do algoritmo, proporcionando uma melhoria crescente significativa geração após geração. Além de também não ser grande o suficiente para causar uma convergência prematura do algoritmo à um mínimo local.

Foram realizados testes com taxa de cruzamento variando entre 60 a 100% e com taxa de mutação variando entre 0% a 7%. Os melhores resultados foram obtidos para as taxas de cruzamento e mutação em 70% e 2%, respectivamente. Tais valores são condizentes com o que foi sugerido por Goldberg e com o que é encontrado na grande maioria dos trabalhos da literatura especializada. A taxa de mutação é aplicada por cromossomo, não por gene, de modo que se um indivíduo tiver sido escolhido para mutar, um gene aleatório pertencente a ele mudará de valor, caso seja 0 se transformara em 1 e vice-versa.

Todos os parâmetros relatados foram obtidos empiricamente e estão apresentados de forma compacta na Tabela 2.

Tabela 2 - Parâmetros adotados no AG.

Parâmetros do AG	16 barras	84 barras	136 barras
Número de Gerações	100	200	300
Tamanho da População	50	100	100
Tamanho do Torneio	4	4	4
Taxa de cruzamento	70%	70%	70%
Taxa de mutação	2%	2%	2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

2.3.2 Funções de avaliação

A função de avaliação é dependente do problema a ser resolvido. A especificação de uma função de avaliação adequada é crucial para o bom desempenho dos AGs.

O AG foi preparado para otimizar dois objetivos distintos, isolados entre si. Esses objetivos só serão atendidos e otimizados simultaneamente na fase multi-objetiva do trabalho.

Para o primeiro objetivo o AG avalia seus indivíduos quanta à perda de potência ativa que a configuração proporciona ao sistema. O melhor indivíduo da última geração do algoritmo deve conter a perda mínima de acordo com os valores encontrados na literatura especializada.

Para o segundo objetivo os indivíduos são avaliados pelo AG quanto a sua capacidade de balancear os alimentadores do sistema. O balanceamento é feito para três funções objetivo, em que cada uma otimiza o balanceamento quanto a um determinado parâmetro do sistema: impedância acumulada, cargas acumuladas ou distribuição de fluxo de potência entre os ramos principais da rede.

É importante ressaltar que um objetivo não tem influência sobre o outro, pois são otimizados separadamente e correspondem a execuções diferentes do AG, com mudança da função objetivo.

As formulações matemáticas para a minimização da perda de potência e da minimização do desbalanceamento de alimentadores são descritas no próximo capítulo, nas seções 3.3.1 e 3.6, respectivamente.

2.3.3 Procedimento de factibilização

Para auxiliar o funcionamento do AG e garantir soluções radiais foi inserido ao algoritmo genético um procedimento de factibilização, para transformar indivíduo infactível em factível. O procedimento proposto é baseado no algoritmo *Depth First Search (DFS)*. O algoritmo consiste na varredura de cada indivíduo (configuração gerada) em toda a sua profundidade, ramo à ramo. Ao encontrar um ciclo, o algoritmo o quebra em um ponto aleatório. Após extinguir todos os ciclos, é verificada a existência de ilhamentos, para que essas ilhas sejam ligadas ao sistema em pontos aleatórios. A aleatoriedade ao escolher a quebra dos ciclos e a ligação das ilhas insere diversidade aos indivíduos da população corrente. Assim o factibilizador devolve ao AG, a cada iteração, uma população completamente radial, sem ilhas ou ciclos, e com uma maior diversidade. O pseudocódigo do factibilizador é descrito a seguir.

Algoritmo 2 - Pseudocódigo do procedimento de factibilização

```

1:   Identificar a barra de referência, torná-la o nó corrente e marcar como visitada
2:   Enquanto (Existir barras não visitadas) Faça
3:     Verificar as barras adjacentes ao nó corrente
4:     Se (Há barras adjacente) Então
5:       Visitar a próxima barra e marcar como visitada
6:       Se (Próxima barra já tiver sido visitada) Então
7:         Ciclo detectado
8:         Desfazer uma ligação aleatória do ciclo
9:         Tornar a barra visitada antes do ciclo o nó corrente
10:    Fim
11:  Senão
12:    Volte para o nó anterior
13:  Fim
14:  Se (Não há mais ciclos) e (Ainda há barras não visitadas) Então
15:    Ilhamento detectado
16:    Ligar a uma barra aleatória
17:  Fim
18: Fim

```

Após a geração da população inicial, antes dos indivíduos serem avaliados, eles são submetidos ao factibilizador, para verificar sua radialidade e, se necessário, corrigi-los. Depois da aplicação dos operadores genético, o mesmo processo é realizado, geração a geração. Foi escolhido factibilizar os indivíduos para que grande parte da informação genética

não seja perdida, como ocorreria ao simplesmente desprezar os inactiváveis, aumentando assim a eficiência da busca.

2.4 Problema de otimização multiobjetivo

Ao aumentarmos o número de objetivos a serem otimizados, temos um Problema de Otimização Multi-Objetivo (*MOOP*, do inglês *Multi-Objective Optimization Problem*), que consiste em minimizar (ou maximizar) simultaneamente um conjunto de funções objetivo. Em otimização multiobjetivo, não existe uma única solução que otimize cada um dos objetivos, mas sim um conjunto de soluções eficientes no qual nenhuma solução é melhor que outra solução para todos os objetivos. Além disso, possui restrições que devem ser satisfeitas para que uma solução seja factível ao problema. O enunciado geral de um *MOOP* é o seguinte (DEB, 2001):

$$\begin{array}{lll}
 \textit{Minimização/Maximização} & f_b(x), & \mathbf{b} = \{1, 2, 3, 4, \dots, N_{obj}\} \\
 \\
 \textit{Sujeito a:} & g_i(x) \leq 0, & i = \{1, 2, 3, 4, \dots, N_{Rdes}\} \\
 & h_j(x) \leq 0, & j = \{1, 2, 3, 4, \dots, N_{Rigual}\} \\
 & x_w^{inf} \leq x_w \leq x_w^{sup}, & \mathbf{w} = \{1, 2, 3, 4, \dots, N_{var}\}
 \end{array}$$

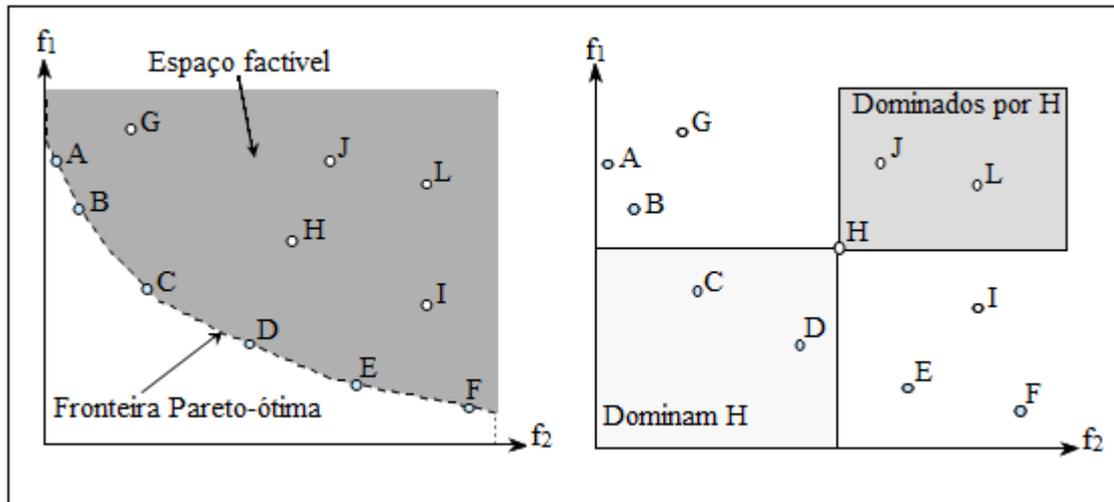
Sendo:

- x_w é um vetor de N_{var} variáveis de decisão, é a solução;
- f_b é a função objetivo b ;
- N_{obj} é o número de objetivo a serem otimizados;
- g e h são as restrições de desigualdade e igualdade, respectivamente;
- N_{Rdes} e N_{Rigual} são o número de funções de restrição do problema;
- x_w^{inf} e x_w^{sup} representam os limites inferiores e superior da variável x_w ;

Uma solução x é factível se satisfaz as $N_{Rdes}+N_{Rigual}$ funções de restrições e cumpre seus limites.

Na otimização multiobjetiva, a decisão das melhores soluções envolve vários fatores. A melhoria de um objetivo pode acarretar a piora de outro objetivo, pois geralmente trata-se de objetivos conflitantes. A Figura 14 ilustra um cenário com um conjunto de possíveis soluções factíveis.

Figura 14 - Dominância de Pareto no espaço objetivo.



Fonte: Adaptado de Arroyo (2002).

A observação da Figura 14 permite o entendimento de muitos conceitos inerentes ao *MOOP* e ao *NSGA-II*. No cenário, busca-se minimizar duas objetivos (f_1 e f_2) e é mostrado 11 possíveis soluções {A, B, C, D, E, F, G, H, I, J e L}. O subconjunto de soluções {A, B, C, D, E, F} são as melhores soluções do conjunto global, pois otimizam um objetivo sem grandes prejuízos ao segundo objetivo. Analisando somente as soluções {B} e {H}, não se pode afirmar qual das duas é melhor, pois a solução {B} tem menor valor para f_2 que a {H}, porém {H} tem menor valor para f_1 que a {B}. No entanto, ao analisarmos o conjunto de todas as soluções, vemos que {H} não é uma boa solução, pois as soluções {C, D} proporcionam menor valor tanto para f_1 quanto para f_2 , como mostra do lado direito da Figura 14.

Em um *MOOP*, emprega-se o conceito de dominância de Pareto para comparar duas soluções factíveis de um problema. Dadas duas soluções x e y , diz-se que x domina y (denotado como $x \preceq y$) se as seguintes condições forem satisfeitas:

1. x é melhor do que y em pelo menos um objetivo.
2. x é não pior do que y em todos os demais objetivos.

Em resumo, uma solução é melhor que outra se ela é pelo menos igual em todos os objetivos e ganha em ao menos um objetivo. Dessa maneira, existe um conjunto de soluções que possuem vantagens em desempenho, mas que não são necessariamente melhores que todas as outras, mas não são piores do que nenhum outro indivíduo da população, ou seja, são não-dominados. O conjunto de soluções não dominadas é chamado de conjunto Pareto-

ótimo, que representa as soluções ótimas do problema. A fronteira de Pareto é o conjunto dos valores das funções objetivo das soluções do conjunto Pareto-ótimo.

De acordo com os conceitos estabelecidos, no cenário da Figura 14, temos:

- Relação de dominância: $\{C, D\} \preceq \{H\}$, $\{H\} \preceq \{J, L\}$, entre outros;
- Conjunto de Pareto-ótimo: $\{A, B, C, D, E, F\}$;
- Fronteira de Pareto: Indicada no lado esquerdo da Figura 14.

2.5 NSGA-II

O *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)*, proposto por (DEB, 2001), é um algoritmo genético multiobjetivo que classifica as soluções segundo o conceito de dominância de Pareto, mas continua valendo-se de algumas táticas comuns ao AG, como geração, cruzamento e mutação. É uma modificação do seu antecessor (DEB, 2001), utiliza um método rápido de ordenação baseado em não-dominância, faz uso de elitismo e possui um eficiente método para determinar a distância de aglomeração. É relevante ressaltar que o *NSGA-II* é um dos poucos algoritmos evolutivos multiobjetivos que não requer alocação dos indivíduos de elite separados da população a cada geração do algoritmo

Os principais mecanismos do algoritmo *NSGA-II* são:

- *Fast Non-dominated Sorting (FNS)* ou Ordenação rápida por não-dominância: procedimento que classifica a população em níveis pelo grau de dominância de Pareto;
- *Crowding Distance (CD)* ou Distância de Aglomeração: Procedimento que visa a garantir a diversidade da população.
- *Crowded Comparison Operator (CCO)*: une os dois primeiros em um operador, empregando-os no processo de seleção por torneio;

2.5.1 Fast Nondominated Sorting

O *FNS* faz um procedimento de ordenação rápida por não dominância, definindo duas variáveis para cada indivíduo i da população P :

- nd_i , o número de soluções que dominam a solução i ;
- S_i , o conjunto de soluções que são dominadas pela solução i .

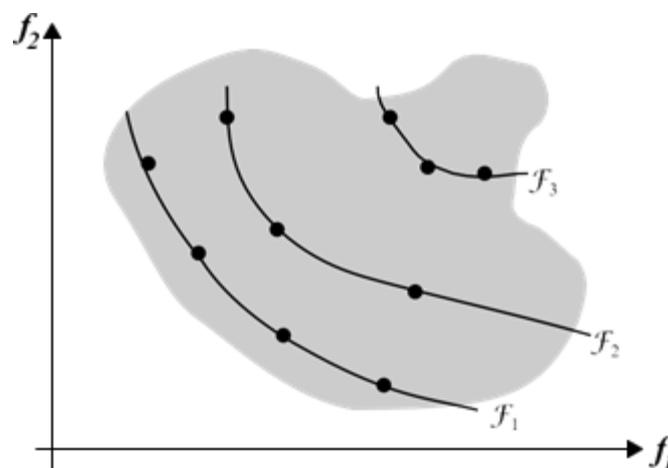
De posse dessas duas variáveis, cada indivíduo é comparado aos demais membros

da população. Se uma solução i seja dominada por outra solução j , o contador dos indivíduos que dominam i (nd_i) é incrementado. Caso contrário, se i domina j , então j é acrescentado ao conjunto de soluções dominadas por i (S_i). Após todos os indivíduos terem seu nd_i e S_i definidos, o próximo passo é a classificação por dominância. Todo indivíduo que possuir nd_i igual a zero não é dominado por nenhum outro indivíduo, portanto estão agrupados na primeira fronteira Pareto ($rank = 1$).

Cada conjunto de dominados S_i , dos i pertencente a F_1 , é visitado e tem seu nd_i decrescido em 1, se o valor do nd_i desse indivíduo se tornar 0, ele será alocado na fronteira 2 ($rank = 2$). Assim a fronteira F_2 será formada e o mesmo procedimento é realizado com esta. Esse processo é feito sucessivamente para as próximas fronteiras até que todos os indivíduos sejam classificados em uma fronteira. Esse é um procedimento rápido e eficiente para ordenar por dominância os indivíduos de acordo com a fronteira que eles pertencem.

Em resumo, desse modo, é feita classificação das soluções de uma população M em diversas fronteiras (F_1, F_2, \dots, F_k , sendo k o número de fronteiras) conforme o grau de dominância de cada solução. Assim, a fronteira F_1 contém as soluções não-dominadas de todo o conjunto de soluções M , F_2 contém as soluções não dominadas de $M - F_1$, F_3 contém as soluções não dominadas de $M - (F_1 \cup F_2)$ e assim por diante. A Figura 15 mostra as várias fronteiras criadas pelo FNS .

Figura 15 - Ordenação por não-dominância.



Fonte: Mansour (2009).

O pseudocódigo do FNS é descrito a seguir.

 Algoritmo 3 - Pseudocódigo da Ordenação por não-dominância

```

1: Para solução  $i \in M$  Faça
2:    $nd_i = 0$ 
3:    $S_i = \emptyset$ 
4:   Para (solução  $j \neq i$ ) e ( $j \in M$ ) Faça
5:     Se ( $i < j$ ) Então
6:        $S_i \leftarrow S_i \cup \{j\}$ 
7:     Fim
8:     Se ( $j < i$ ) Então
9:        $nd_i \leftarrow nd_i + 1$ 
10:    Fim
11:  Fim
12:  Se ( $nd_i = 0$ ) Então
13:     $F_1 \leftarrow F_1 \cup \{i\}$ 
14:  Fim
15: Fim
16:  $k \leftarrow 1$ 
17: Enquanto  $F_k \neq \emptyset$  Faça
18:    $Front \leftarrow \emptyset$ 
19:   Para solução  $i \in F_k$  Faça
20:     Para solução  $j \in S_i$  Faça
21:        $nd_j \leftarrow nd_j - 1$ 
22:       Se  $nd_j = 0$  Então
23:          $Front \leftarrow Front \cup \{j\}$ 
24:       Fim
25:     Fim
26:   Fim
27:    $k \leftarrow k + 1$ 
28:    $F_k \leftarrow Front$ 
29: Fim

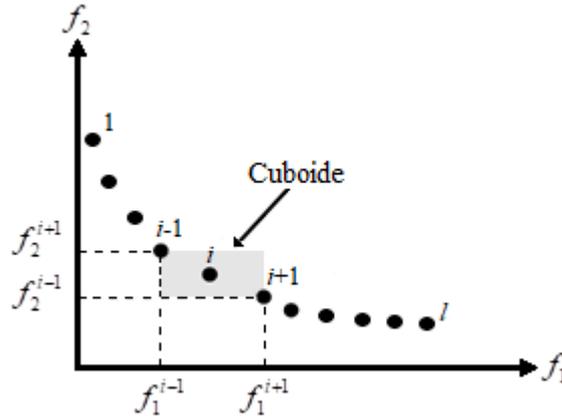
```

2.5.2 Crowding Distance

A *Crowding Distance* classifica os indivíduos de uma mesma fronteira, buscando manter a diversidade. Essa classificação é feita com base na estimação numérica da densidade das soluções que rodeiam cada indivíduo da população. Assim, calcula-se a média da distância das duas soluções adjacentes a cada indivíduo para todos os objetivos. Esse valor é denominado distância de aglomeração. Considerando-se um ponto i , que pertence a uma determinada fronteira, o índice de concentração de soluções ao seu redor é obtido calculando-se a distância média entre i e outros dois pontos, um de cada lado de i , ao longo de cada função objetivo. Os pontos extremos da fronteira recebem um índice de distância infinito. Segundo esse critério, os pontos com o maior valor de distância de aglomeração estão em

regiões com menor concentração de soluções, enquanto o menor valor de distância de aglomeração indica regiões mais “povoadas”. A Figura 16 mostra o cuboide formado entre as soluções adjacentes de um indivíduo para cálculo da distância de aglomeração. O pseudocódigo do *CD* é descrito em seguida.

Figura 16 - Cálculo da distância de aglomeração.



Fonte: Sousa (2012).

Algoritmo 4 - Pseudocódigo do CD.

- 1: $l = |F|$ (número de soluções pertencentes à fronteira F)
 - 2: **Para** (cada i) **Faça**
 - 3: Atribua $F_{distância}^l = 0$ (inicializa distância)
 - 4: **Fim**
 - 3: **Para** (cada objetivo m) **Faça**
 - 4: Executar ordenar (F, m) (ordenar usando cada valor de objetivo)
 - 5: $f_m^{\max} = \max(\text{ordenar}(F, m))$ (máximo valor da função objetivo m)
 - 6: $f_m^{\min} = \min(\text{ordenar}(F, m))$ (mínimo valor da função objetivo m)
 - 7: $F_{distância}^l = F_{distância}^l = \infty$
 - 8: **Para** $i = 2$ até $(l-1)$ **Faça**
 - 9: $F_{distância}^i = F_{distância}^i + \frac{F_m^{(i+1)} - F_m^{(i-1)}}{f_m^{\max} - f_m^{\min}}$ (para todos os pontos)
 - 10: **Fim**
 - 11: **Fim**
-

2.5.3 Crowded-Comparison Operator

Esse é o mecanismo empregado no processo de torneio do *NSGA-II*. Portanto é de grande importância para a seleção dos indivíduos. O *Crowded-Comparison Operator (CCO)*

combina *FNS* e *CD* para selecionar o campeão do torneio. Primeiro é executado o *FNS* e o indivíduo que tiver o menor valor de rank é o vencedor. Caso ambos os indivíduos pertençam a mesma fronteira (tenham o mesmo rank), é checado o *CD* e o com o maior valor ganha, pois corresponde a uma solução mais diversificada.

2.6 NSGA-II aplicado ao problema de reconfiguração de redes de distribuição

Assim como no AG, foi utilizado codificação binária para representar os indivíduos da população. O *NSGA-II* utilizou duas funções objetivo como foco da otimização, a minimização da perda de potência e a minimização do desbalanceamento de alimentadores (o de melhor desempenho obtido na fase mono-objetiva pelo AG). Os parâmetros utilizados nas execuções do *NSGA-II* são expostos na Tabela 3.

Tabela 3 - Parâmetros adotados no *NSGA-II*.

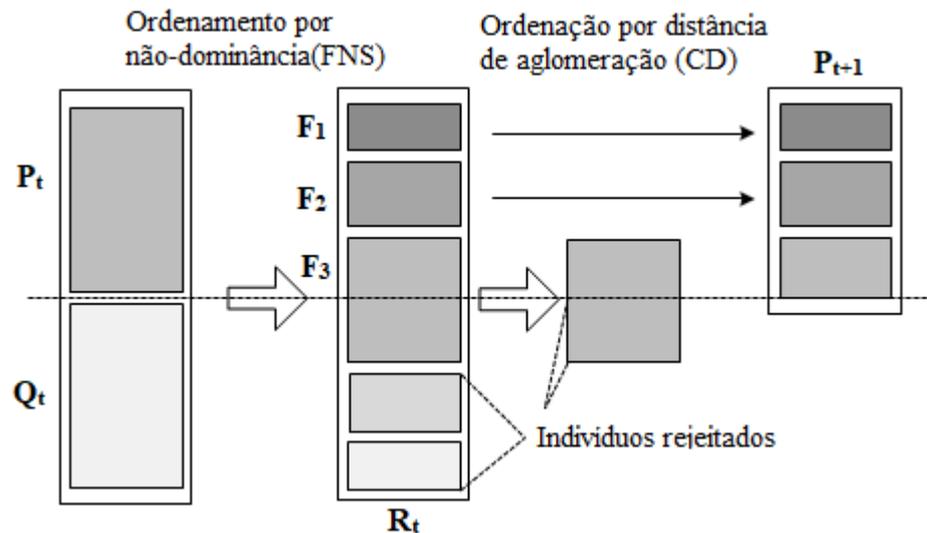
Parâmetros do <i>NSGA-II</i>	16 barras	84 barras	136 barras
Número de Gerações	200	800	1200
Tamanho da População	50	100	120
Tamanho do Torneio	4	4	4
Taxa de cruzamento	70%	70%	70%
Taxa de mutação	2%	2%	2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

O *NSGA-II* funciona através da geração de uma população inicial aleatória P_t de tamanho M e que, por meio dos operadores genéticos presentes no AG (recombinação e mutação) junto com o torneio pelo *Crowded-Comparison Operator*, gera uma população de descendentes Q_t de igual tamanho. Essas populações P_t e Q_t são unidas em um conjunto R_t com tamanho $2M$. A população contida em R_t é classificada de acordo com o procedimento *FNS* e a próxima população P_{t+1} começa a ser formada pelas fronteiras com o menor rank de dominância, iniciando da F_1 e assim por diante, alocando fronteira por fronteira de acordo com o tamanho M . Se o tamanho da última fronteira de R a ser inserida exceder a quantidade de vagas restantes para o preenchimento total de P_{t+1} , os indivíduos serão escolhidos segundo o critério da distância de aglomeração, ou seja, as soluções com maior *CD* serão selecionadas para compor P_{t+1} . A Figura 17 ilustra todo esse processo realizado pelo *NSGA-II* e logo após

é descrito o pseudocódigo do algoritmo.

Figura 17 - Procedimento do método *NSGA-II*.



Fonte: Adaptado de Sousa (2012).

Algoritmo 5 - Pseudocódigo do *NSGA-II*.

- 1: *Inicializar parâmetros*
 - 2: *Gerar uma população inicial P_t de tamanho M*
 - 3: *Gerar uma população Q_t descendente de P_t , de igual tamanho*
 - 4: **Enquanto** (*Critério de parada não satisfeito*) **Faça**
 - 5: *Atribuir $R_t = Q_t \cup P_t$.*
 - 6: *Aplicar a ordenação por não-dominância a R_t identificando as fronteiras F*
 - 7: *Atribuir $P_{t+1} = \emptyset$ e $i = 1$.*
 - 8: **Enquanto** ($|P_{t+1}| + |F_i| < M$) **Faça**
 - 9: *Atribuir $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$*
 - 10: *$i = i + 1$*
 - 11: **Fim**
 - 12: *Realizar uma ordenação de F_i , que é a fronteira que não coube por completo em P_{t+1} , por distância de aglomeração.*
 - 13: *Inserir $M - |P_{t+1}|$ elementos de F_i em P_{t+1} .*
 - 14: *Criar uma população Q_{t+1} a partir de P_{t+1} , pelo operador CCO*
 - 15: **Fim**
-

2.6.1 Procedimento de diversificação

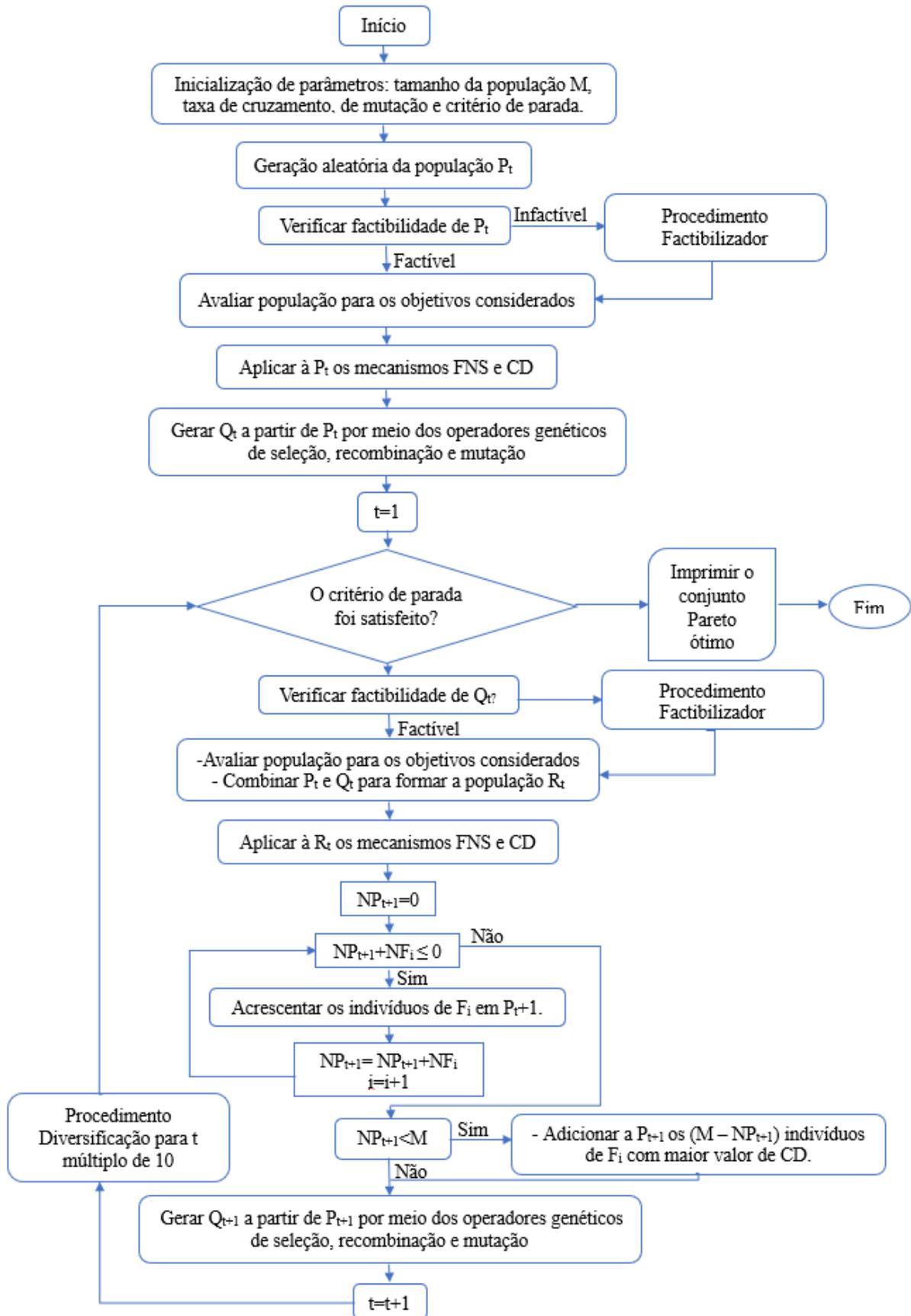
Além do procedimento de factibilização, foi inserido ao *NSGA-II* uma estratégia chamada procedimento de diversificação, diferentemente do *Crowding Distance* que busca diversificar por fronteira, este diversifica a população.

O procedimento consiste em, a cada intervalo de x gerações, verificar a existências de indivíduos iguais na população. Caso exista, é aplicado uma série de mutações e o procedimento de factibilização até que a população seja totalmente composta por indivíduos diferenciados. Foi escolhido aplicar esse procedimento a cada 10 gerações para amenizar o esforço computacional.

Embora a diversidade da população seja o que impulsiona os algoritmos evolutivos, permitindo-os escapar de ótimos locais com tanta eficiência, foi verificado indícios de melhor desempenho da diversificação a cada 10 gerações do que diversificando em todas as gerações. Entre as possíveis melhorias de desempenho, podem ser citados: menor esforço computacional; maior número de indivíduos não-dominados em F_1 por geração; maior rapidez para encontrar a solução ótima para cada objetivo, considerando uma visão mono-objetiva da solução. Tais resultados podem levar à diversidade começar a ser considerada um parâmetro ajustável e otimizável dos algoritmos evolutivos. É necessário a realização de muito mais testes e maior estudo sobre o assunto, portanto o aprofundamento nesses resultados foi listado como trabalho futuro.

Uma hipótese levantada é que o acúmulo de indivíduos iguais por algumas gerações ajudou o diversificador, fazendo com que fosse necessário leves mudanças em uma maior quantidade de indivíduos já de boa avaliação. Geralmente o que diferencia uma solução boa de outra levemente melhor ou pior é a mudança de poucas chaves, que é exatamente o que o procedimento de diversificação faz ao impor uma mutação seguida de factibilização.

Por fim, com todas as etapas utilizadas no algoritmo devidamente explicadas, o *NSGA-II* aplicado ao problema segue o fluxograma presente na Figura 18.

Figura 18 - Fluxograma do *NSGA-II*

Fonte: Elaborada pelo autor.

3 MODELAGEM DO PROBLEMA

Este capítulo tem por finalidade apresentar o cálculo do fluxo de potência aplicado e, principalmente, as funções objetivo foco da otimização do algoritmo genético e do *NSGA-II*. O capítulo se inicia com uma breve abordagem do cálculo do fluxo de potência em sistema de distribuição, expressando formulações e conceitos relevantes ao tema, restringindo-se ao método de Newton-Raphson utilizado. Logo após, é apresentada a ferramenta de cálculo do fluxo de potência presente no software *Matlab*, o *Matpower*. A validação da ferramenta segundo a literatura é exibida ao fim do capítulo, justificando assim sua escolha. Em seguida, são apresentadas as funções objetivo de minimização de perda de potência e de desbalanceamento de alimentadores, mostrando suas importâncias e benefícios agregados, descrevendo o funcionamento e as formulações, e por fim as restrições a que essas equações estão submetidas.

3.1 Fluxo de potência

Conforme o algoritmo genético é executado, mais e mais topologias vão sendo encontradas, podendo essas serem melhores ou piores que as anteriores. Para saber qual das configurações é a melhor, deve-se ser realizado o cálculo da função objetivo, ou seja, checar a minimização de perda ou de desbalanceamento que cada configuração proporciona para o sistema de distribuição. Por sua vez, para obtermos o valor da função objetivo, é preciso verificar o estado do sistema e para isso se faz necessário o cálculo do fluxo de potência. O fluxo de potência é calculado de forma iterativa, ajustando os valores de tensão e ângulos das barras até se tonarem condizentes com o real estado da rede, segundo um valor de erro estipulado (MONTICELLI, 1983). Uma vez conhecidos os estados dos sistemas, pode ser efetuado uma comparação direta entre os candidatos e assim escolher a topologia que melhor otimiza o objetivo.

O cálculo do fluxo de potência é uma importante ferramenta usada em procedimentos de determinação das melhores condições de operação, controle e supervisão de sistemas em funcionamento. Por meio deste cálculo, é possível verificar níveis de tensão, sobrecargas, perdas de potência, efeito do desligamento de determinada linha da rede por conta de uma contingência, carregamento das linhas, congestionamento de fluxo, entre outras informações de grande valia (PANTUZI, 2006).

3.1.1 Formulação do problema de fluxo de potência

O cálculo do fluxo de potência, também chamado de fluxo de carga, fornece uma solução para a rede elétrica, em regime permanente para uma dada condição de operação. Para se resolver o cálculo de fluxo de carga de um sistema são necessários dados do sistema como: a potência fornecida ao sistema, as impedâncias dos ramos e as cargas nas barras. Com esses dados calculam-se as tensões nas barras e os ângulos de tensões nas barras, e utilizando este resultado é possível calcular os fluxos de potência ativa e reativa nos elementos da rede (HAFFNER, 2005).

A análise do sistema é feita em regime permanente. A rede é modelada dessa forma pois as variações com o tempo são suficientemente lentas a ponto de efeitos transitórios serem ignorados. Além disso, significa que a rede pode ser representada por um conjunto de equações e inequações algébricas não-lineares que constituem o modelo estático do sistema (PANTUZI, 2006).

Formalmente, o problema do fluxo de potência é formado por duas equações para cada barra. Tais equações são obtidas aplicando-se a conservação das potências ativas e reativas em cada barra (Lei de Kirchhoff). Em outras palavras, a potência líquida (potência gerada menos a potência consumida) injetada deve ser igual à soma das potências que fluem pela barra. Matematicamente, temos as Equações (1) e (2) (MONTICELLI, 1983):

$$P_k = \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad \forall k \in B \quad (1)$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k) = \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad \forall k \in B \quad (2)$$

Sendo que:

- k é o índice da barra, inicia em 1 e vai até o número de barras do sistema;
- m é o índice da barra adjacente a barra k , vai até Ω_k ;
- P_k é potência ativa líquida (geração menos carga) da barra k ;
- Q_k é a injeção de potência reativa na barra k ;
- P_{km} é o fluxo de potência ativa no ramo $k - m$;
- Q_{km} é o fluxo de potência reativa no ramo $k - m$;
- V_k e V_m são as magnitudes das tensões complexas nas barras k e m ;
- θ_k e θ_m são os ângulos de fase das tensões complexas nas barras k e m ;

- Q_k^{sh} é a potência reativa injetado pelo shunt conectado na barra k ;

As Equações (3) e (4) expressam de maneira geral os fluxos de potência ativa e reativa nas linhas do sistema, respectivamente.

$$P_{km} = V_k^2 g_{km} - V_k V_m (g_{km} \cos\theta_{km} + b_{km} \text{sen}\theta_{km}) \quad (3)$$

$$Q_{km} = -V_k^2 (b_{km} + b_{km}^{sh}) + V_k V_m (b_{km} \cos\theta_{km} - g_{km} \text{sen}\theta_{km}) \quad (4)$$

Em que:

- g_{km} é a condutância entre as barras k e m ;
- b_{km} é a susceptância entre as barras k e m ;
- b_{km}^{sh} é a susceptância shunt entre as barras k e m ;

Na formulação básica do problema de fluxo de carga de sistemas de energia elétrica, a cada barra está associada quatro grandezas que, por sua vez, estão diretamente relacionadas ao tipo da barra. Essas grandezas são:

- V_k : Módulo da tensão na barra k ;
- θ_k : Ângulo da tensão na barra k ;
- P_k : Potência ativa líquida injetada na barra k ;
- Q_k : Potência reativa líquida injetada na barra k ;

De acordo com esses parâmetros, pode-se classificar os tipos de barras da rede, que podem ser (GLOVER et al., 2008):

- Barra de referência ou barra $V\theta$: chamada também de barra slack, é utilizada para realizar o fechamento do balanço de potência ativa e reativa do sistema. Nessas barras são fornecidos os valores de V e θ , e os valores de P e Q são calculados.
- Barra carga ou barra PQ : nas barras desse tipo são conhecidos os valores de potência ativa P e reativa Q . Uma vez conhecido esses valores é possível calcular a magnitude de tensão V e o ângulo θ .
- Barra de geração ou barra PV : Conhecidas também como barras controladas por tensão, nessas barras realiza-se o controle de tensão por injeção de potência reativa de compensadores síncronos. Nesse tipo de barra os valores P e V são conhecidos e calcula-se Q e θ . Essas barras normalmente não estão presentes nos sistemas de distribuição (OLIVEIRA, 2011).

Em resumo, os parâmetros e as barras se relacionam conforme a Tabela 4:

Tabela 4 - Relação dos parâmetros com as barras.

Tipo da barra	Variáveis	Constantes
PQ	V_k e θ_k	P_k e Q_k
PV	P_k e θ_k	P_k e V_k
V θ	P_k e Q_k	V_k e θ_k

Fonte: Adaptado de Oliveira (2011).

3.1.2 Método de Newton-Raphson

O método mais conhecido na literatura para cálculo do fluxo de potência é o método de Newton-Raphson e pertence à classe de métodos numéricos iterativos que resolve sistemas de equações não-lineares na forma $y = f(x)$ simultaneamente, fazendo linearizações do problema por meio da expansão da série de Taylor (SCHÄFER, 2018). O método baseia-se na estimação de valores iniciais para as variáveis desconhecidas das barras da rede e faz o ajuste desses valores a cada iteração i , até atingir um erro estipulado ou o número máximo de iterações. As variáveis que devem ser inicializadas são as magnitudes (V) e ângulos (θ) de tensões nas barras PQ, enquanto o critério do erro estipulado é medido a partir dos valores de ΔP^i e ΔQ^i para cada barra k . Para isso é necessário resolver o sistema linear da Equação (5):

$$f(x^i) = -J(x^i)(\Delta X^i) \quad (5)$$

Sendo que os termos da Equação (5) são representados pelas Equações (6), (7) e (8):

$$f(x^i) = \begin{bmatrix} \Delta P^i \\ \Delta Q^i \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\Delta x^i = \begin{bmatrix} \Delta \theta^i \\ \Delta V^i \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$J(x^i) = \begin{bmatrix} \frac{\partial(\Delta P)}{\partial \theta} & \frac{\partial(\Delta P)}{\partial V} \\ \frac{\partial(\Delta Q)}{\partial \theta} & \frac{\partial(\Delta Q)}{\partial V} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Nas Equações (6), (7) e (8), f é a variação das potências ativas e reativas, já ΔX é

a variação dos valores estipulados para tensão e ângulo, e J é a matriz Jacobiana, todos na iteração i do algoritmo.

Os resíduos de erro ΔP e ΔQ são dados pelas Equações (9) e (10):

$$\Delta P = P^{esp} - P(V, \theta) \quad (9)$$

$$\Delta Q = Q^{esp} - Q(V, \theta) \quad (10)$$

Em que, P^{esp} e Q^{esp} são valores constantes que representam as potências ativa e reativa específicas do sistema. Já $P(V, \theta)$ e $Q(V, \theta)$ são os valores de potência ativa e reativa calculados a partir dos valores das variáveis V e θ da presente iteração. Sendo assim a matriz Jacobiana pode ser reescrita como na Equação (11):

$$J(x^i) = - \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial \theta} & \frac{\partial P}{\partial V} \\ \frac{\partial Q}{\partial \theta} & \frac{\partial Q}{\partial V} \end{bmatrix}^{(i)} \quad (11)$$

A matriz Jacobiana em submatrizes representadas pela Equações (12), (13), (14) e (15):

$$H = \frac{\partial(P)}{\partial \theta} \quad (12)$$

$$N = \frac{\partial(P)}{\partial V} \quad (13)$$

$$M = \frac{\partial(Q)}{\partial \theta} \quad (14)$$

$$L = \frac{\partial(Q)}{\partial V} \quad (15)$$

As submatrizes Jacobianas H, N, M e L são compostas pelas Equações (16) a (22):

$$H_{km} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} = V_k V_m (G_{km} \text{sen} \theta_{km} - B_{km} \text{cos} \theta_{km}) \quad (16)$$

$$H_{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = -V_k^2 B_{kk} - V_k \sum_{m \in K} V_m (G_{km} \text{sen} \theta_{km} - B_{km} \text{cos} \theta_{km}) \quad (17)$$

$$N_{km} = \frac{\partial P_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \text{cos} \theta_{km} + B_{km} \text{sen} \theta_{km}) \quad (18)$$

$$N_{kk} = \frac{\partial P_k}{\partial V_k} = V_k G_{kk} + \sum_{m \in K} V_m (G_{km} \text{cos} \theta_{km} + B_{km} \text{sen} \theta_{km}) \quad (18)$$

$$M_{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} = -V_k V_m (G_{km} \text{cos} \theta_{km} + B_{km} \text{sen} \theta_{km}) \quad (19)$$

$$M_{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} = -V_k^2 G_{kk} - V_k \sum_{m \in K} V_m (G_{km} \cos \theta_{km} + B_{km} \sin \theta_{km}) \quad (20)$$

$$L_{km} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = V_k (G_{km} \sin \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) \quad (21)$$

$$L_{kk} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = -V_k B_{kk} + \sum_{m \in K} V_m (G_{km} \sin \theta_{km} - B_{km} \cos \theta_{km}) \quad (22)$$

A partir das expressões acima, a Equação (5) pode ser reescrita na forma da Equação (23):

$$\begin{pmatrix} \Delta P^i \\ \Delta Q^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H & N \\ M & L \end{pmatrix}^i \begin{pmatrix} \Delta \theta^i \\ \Delta V^i \end{pmatrix} \quad (23)$$

Com as formulações das equações descritas, os processos realizados pelo método de Newton-Raphson podem ser representados conforme pseudocódigo a seguir.

Algoritmo 6. Pseudocódigo do Método de Newton-Raphson.

- 1: *Montar a matriz admitância nodal Y_{barra} .*
 - 2: *Inicializar as tensões complexas*
 - 3: $i = 0$
 - 4: **Enquanto** (*Não convergir*) ou ($i < i_{máx}$) **Faça**
 - 5: *Calcular ΔP (para barras PQ e PV) e ΔQ (para barras PQ)*
 - 6: **Se** ($\max[abs(\Delta P)] \leq \varepsilon_p$) e ($\max[abs(\Delta Q)] \leq \varepsilon_q$) **Então**
 - 7: *Convergiu, Calcular os fluxos de potências nos circuitos e* **Encerrar programa**
 - 8: **Senão**
 - 9: $i = i + 1$
 - 10: **Fim**
 - 11: *Montar a matriz Jacobiana $J(\theta^i, V^i)$*
 - 12: **Resolver**

$$\begin{aligned} \Delta Q^i &= \begin{bmatrix} H(\theta^i, V^i) & N(\theta^i, V^i) \\ M(\theta^i, V^i) & L(\theta^i, V^i) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P(\theta^i, V^i) \\ \Delta Q(\theta^i, V^i) \end{bmatrix} \\ \Delta \theta^i &= \begin{bmatrix} H(\theta^i, V^i) & N(\theta^i, V^i) \\ M(\theta^i, V^i) & L(\theta^i, V^i) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P(\theta^i, V^i) \\ \Delta Q(\theta^i, V^i) \end{bmatrix} \end{aligned}$$
 - 13: **Atualizar**

$$\begin{aligned} \theta^{i+1} &= \theta^i + \Delta \theta^i \quad \text{para as barras PV e PQ} \\ V^{i+1} &= V^i + \Delta V^i \quad \text{para as barras PV} \end{aligned}$$
 - 14: **Fim**
-

O método de Newton-Raphson foi utilizado neste trabalho, pois é eficiente e sua aplicação é bastante difundida (SAADAT, 1999), sendo empregado por muito tempo como principal método de cálculo do fluxo de potência. Alguns trabalhos apontam dificuldade ou

até mesmo impossibilidade do método para a convergência em redes de distribuição (SRINIVAS, 2000), devido a algumas características do sistema de distribuição, como: radialidade, cargas desbalanceadas, alta relação R/X nas linhas e presença de geração distribuída. No entanto, esse problema não foi evidenciado em nenhuma das redes utilizadas nos testes, assim como em (BARBOSA, 2012) e em (PEREIRA, 2014). A ausência do problema pode ter sido possibilitada por: não estar sendo considerado alocações de geração distribuída; o algoritmo buscar como objetivo configurações bem balanceadas; principalmente o procedimento de factibilização inserido no AG sempre fornecer indivíduos perfeitamente factíveis quanto à radialidade.

3.1.3 Ferramenta *Matpower*

O cálculo do fluxo de potência pelo método de Newton-Raphson foi realizado através da ferramenta *Matpower*, presente no *Matlab*. A ferramenta foi desenvolvida por Zimmerman et al. (2011), da universidade de Cornell.

Pereira (2014) fez uma comparação do *Matpower* com outras ferramentas que possuem a mesma finalidade, PSAT (MILANO, 2013) e o *openDSS* (EPRI, 2014). O autor destaca a melhor interface do *Matpower* e a ausência de problema que frequentemente ocorriam com as outras ferramentas, além de oferecer uma maior flexibilidade ao programador. O trabalho de Pereira (2014) valida a ferramenta aplicando-a em sistemas elétricos da literatura. A Tabela 5 apresenta as características dos sistemas abordados e a Tabela 6 traz a comparação dos resultados com os da literatura.

Tabela 5 - Características dos sistemas do IEEE.

Sistema	16 barras	33 barras	70 barras	84 barras
N. Barras	16	33	70	94
N. Chaves	16	37	74	96
N. Geradores	3	1	1	11
Carga (MW)	28,7	3,7	3,8	28,3
Carga (MVar)	5,9	2,3	2,7	20,7

Fonte: (PEREIRA, 2014).

Tabela 6 - Comparativo de perdas técnicas para as redes do IEEE: Matpower x literatura.

Sistema		16 barras	33 barras	70 barras	84 barras
Referência		(Zhu, 2002)	(Zhu, 2002)	(Huang, 2002)	(Su & Lee, 2003)
Configuração Original segundo Pereira (2014) (kW)	Matpower	511,44	202,69	225,02	532,01
	Referência	511,40	202,69	225,00	531,99
Configuração Ótima segundo Pereira (2014) (kW)	Matpower	466,09	139,55	99,68	469,89
	Referência	466,10	139,55	99,66	469,88

Fonte: (PEREIRA, 2014).

Os resultados apontados por Pereira (2014) indicam eficiência da ferramenta *Matpower*, com uma aproximação de boa precisão dos valores de perda de potência encontrados na literatura.

3.2 Funções objetivo

Geralmente, os trabalhos encontrados na literatura especializada sobre reconfiguração de redes de distribuição visam definir os estados das chaves manobráveis que minimizem perdas técnicas no sistema elétrico, reduzam o desbalanceamento de cargas entre alimentadores, minimizem o tempo de restabelecimento e aumentem a confiabilidade do serviço de distribuição (JOSE e KOWLI, 2016; KHORSHID-GHAZANI et al., 2017). Entre os objetivos citados, o mais comum é a minimização de perdas técnicas por efeito Joule decorrentes do transporte de energia pelos alimentadores e trechos do sistema. Por outro lado, o balanceamento de alimentadores também tem tido destaque, recebendo novas abordagens recentemente.

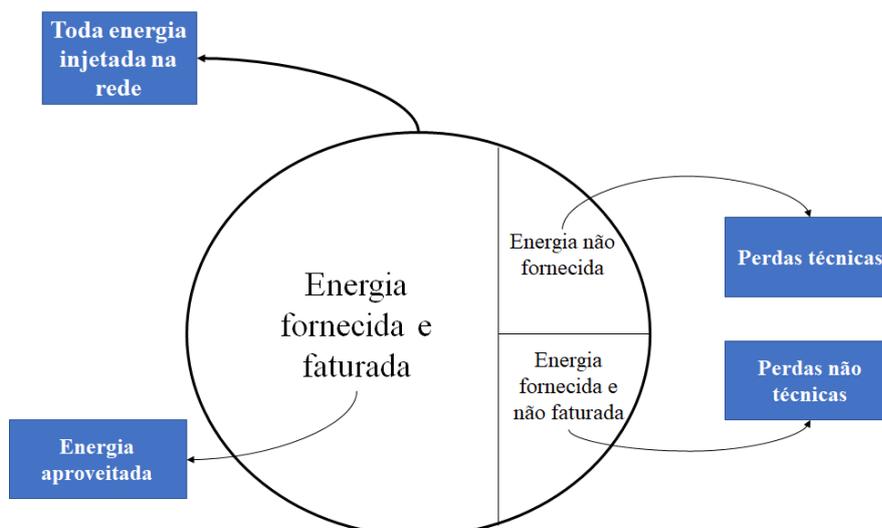
Foi escolhido como objetivo 1 a minimização da perda de potência, por ter grande influência na magnitude de tensão e um forte peso econômico pois impacta diretamente nos gastos. Já o objetivo 2, o balanceamento de alimentadores, foi escolhido por favorecer o equilíbrio do sistema, elevar confiabilidade da rede e aumentar da vida útil de equipamentos.

3.3 Perda de potência ativa

A perda de potência tem influência direta na lucratividade da concessionária, pois toda energia que é perdida representa um gasto sem finalidade tanto para a distribuidora quanto para os consumidores.

De acordo com os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST (ANEEL, 2016), a perda de potência na distribuição é definida como a diferença entre a energia injetada e a energia fornecida faturada, podendo ser dividida em perdas técnicas e não técnicas, representadas de forma meramente ilustrativa na Figura 19.

Figura 19 - Distribuição da energia na rede elétrica.



Fonte: Elaborada pelo autor.

As perdas técnicas são compostas principalmente por perdas devido ao efeito Joule nos condutores das linhas, fazendo com que parte da energia seja dissipada na forma de calor em alimentadores e trechos da rede elétrica. Existem perdas técnicas causadas por outros efeitos, dentre elas pode-se citar: fuga de corrente e efeito corona. Porém, estima-se que tais efeitos representem apenas 5% da perda que o efeito Joule provoca (PEREIRA, 2014). Por ser inerente ao processo de transmissão e distribuição de energia, as perdas técnicas não podem ser evitadas, entretanto sua ocorrência pode ser minimizada por meio de estratégias, como é o caso da reconfiguração da rede.

Já as perdas não técnicas, também chamadas de perdas comerciais, são referentes a energia entregue, mas não faturada (ARAUJO e SIQUEIRA, 2006). Essas perdas estão relacionadas a furtos, fraudes, e problemas de medição e faturamento. Uma forma de

amenizá-las é através do incentivo de programas de conscientização da população, visto que a maior parte dessa perda corresponde a furtos de energia.

A redução das perdas técnicas tende a ser alcançada ao utilizar linhas da rede com menores valores de resistência elétrica, trechos que diminuam a distância entre a fonte de energia e a carga, assim como o uso de linhas que proporcionem balanceamento de carga entre os alimentadores. A junção desses elementos influencia em uma menor perda de potência ao sistema, proporcionando maior qualidade da energia.

Além disso, a minimização de perdas acarreta benefícios como:

- Melhores níveis de tensão;
- Maior confiabilidade no fornecimento;
- Aumento da vida útil dos equipamentos;
- Redução dos custos de manutenção e de substituição de elementos da rede;
- Redução da necessidade de geração ou contratação de energia elétrica;

3.3.1 Formulação matemática da perda de potência

Para o cálculo das perdas de potência ativa em um sistema de distribuição de energia elétrica, utilizou-se a Equação (24), frequentemente encontrada em trabalhos com esse objetivo (OLIVEIRA, 2011; LAVORATO, et al., 2012).

$$\text{Min}(P_{Total}) = \text{Min} \sum_{km=1}^N P_{km} \quad (24)$$

A função objetivo do modelo, Equação (24), consiste na minimização da perda técnica total na rede elétrica, dada pelo somatório de perdas por efeito Joule em todos os trechos de distribuição, funções não lineares das tensões nodais conforme Equação (25).

$$P_{km} = g_{km} \cdot (V_k^2 + V_m^2 - 2 \cdot V_k \cdot V_m \cdot \cos \theta_{km}) \cdot CH_{km} \quad (25)$$

Em que:

- P_{Total} : perda técnica total na rede de distribuição;
- P_{km} : perda técnica no trecho $k-m$;
- g_{km} : condutância no trecho $k-m$;

- V_k : módulo da tensão na barra k ;
- V_m : módulo da tensão na barra m ;
- N : número de linhas do sistema;
- θ_{km} : defasamento angular entre as barras k e m ;
- CH_{km} : valor da posição da chave manobrável do trecho k - m , em função da decisão de reconfiguração (0 – chave aberta, não há perda; 1 – chave fechada, contabiliza a perda no trecho);

3.4 Balanceamento de alimentadores

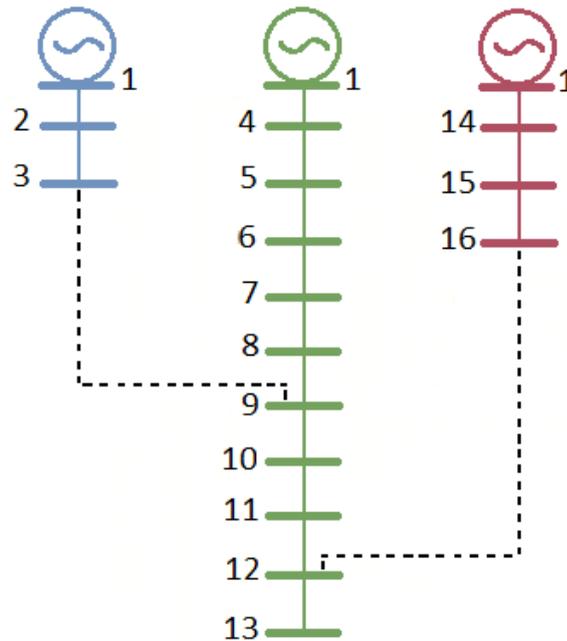
A rede ideal de distribuição de eletricidade deve operar continuamente, sem redução de carga. Pelo contrário, novas cargas são constantemente conectadas aos sistemas. Isso gera desequilíbrio ao sistema, pois desbalanceia os alimentadores, podendo ocorrer de alguns alimentadores trabalharem com folga enquanto outros encontram-se sobrecarregados (FERREIRA et al., 2017).

Há uma boa quantidade de trabalhos voltados ao setor de distribuição de energia elétrica, focados principalmente em minimizar as perdas de energia, como pode ser visto na literatura especializada. Embora seja de grande importância, principalmente para o viés econômico, a diminuição das perdas ôhmicas não é o único objetivo que merece estudos aprofundados.

O balanceamento da rede é um objetivo essencial, pois alimentadores desbalanceados geram uma série de problemas à rede como: aumento da perda de potência e, conseqüentemente, uma redução da magnitude de tensão; sobrecargas no sistema, sobretudo nos alimentadores; diminuição da vida útil de equipamentos (JIN et al., 2004). O equilíbrio do sistema está diretamente ligado com a sua segurança, uma rede bem balanceada é mais confiável e tem menos problemas do que redes desestruturadas, cujos alimentadores estão sobrecarregados e desequilibrados entre si. O balanceamento adequado da rede acarreta os benefícios já citados no tópico sobre perda de potência, principalmente em relação a confiabilidade.

Adiante, na Figura 20, temos a representação de um sistema hipotético, que será chamado de *sistema base de teste*, criado para ilustrar um cenário de desbalanceamento de alimentadores.

Figura 20 - Sistema base de teste desbalanceado.



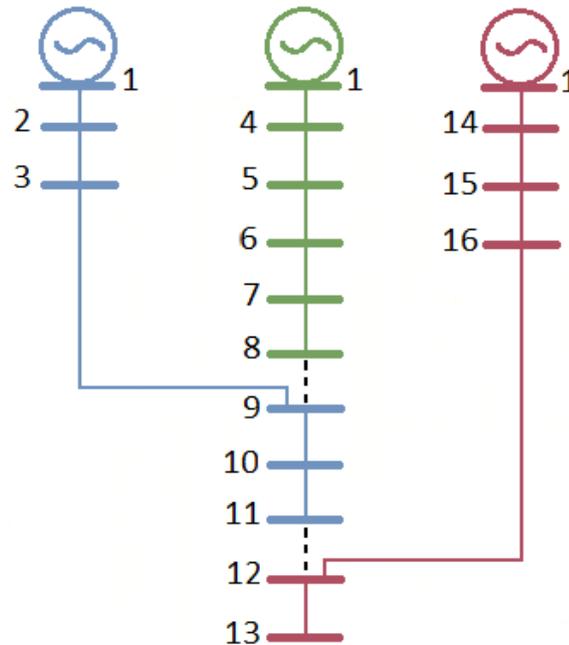
Fonte: Elaborada pelo autor.

O sistema base de teste é composto por 3 alimentadores de igual capacidade, 15 barras de carga com o mesmo consumo de potência, 17 linhas de igual impedância, sendo duas chaves de interconexão (normalmente abertas) e 15 chaves seccionadoras (normalmente fechadas).

Na situação ilustrada, o setor em azul é atendido pelo o alimentador 1, a parte em verde é domínio do alimentador 2 e o alimentador 3 supre a demanda de toda a região em vermelho. O sistema possui um desbalanceamento entre os alimentadores, visto que os alimentadores 1, 2 e 3 fornecem energia para 2, 10 e 3 barras, respectivamente. Nitidamente, o alimentador 2 encontra-se sobrecarregado enquanto os demais alimentadores trabalham com uma considerável folga.

Com a alteração da topologia da rede é possível alcançar configurações com maior equilíbrio do sistema. A Figura 21 mostra a modificação que ocorreu no sistema base de teste ao abrirmos as chaves que ligam 8-9/11-12 e fecharmos as chaves que conectam 3-9/12-16.

Figura 21 - Sistema base de teste balanceado.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Pode-se perceber que o sistema está em seu balanceamento máximo visto as condições que foram especificadas, pois os alimentadores suprem de maneira igualitária 5 barras de carga, 5 impedâncias e o fluxo proporcionado por cada alimentador passa por trechos equivalentes. Como mostrado, um cenário em desequilíbrio, com ocorrência de sobrecarga e desgaste dos alimentadores pode ser transformado em uma rede em total equilíbrio, com alimentadores balanceados. O próximo tópico trata de diferentes métodos para realizar o balanceamento e alcançar a solução desse desequilíbrio.

3.5 Métodos de balanceamento de alimentadores aplicados

Quando se trata de métodos para balanceamento de alimentadores, é fundamental a utilização de algoritmos que encontrem soluções confiáveis. Tais algoritmos devem ser capazes de distribuir da forma mais equilibrada possível o domínio que cada alimentador terá do sistema, sem que haja sobrecargas e nem folgas desnecessárias entre eles.

O algoritmo encontrará a solução com base no tipo de balanceamento, ou seja, a técnica de balanceamento adotada irá indicar qual parâmetro do sistema o algoritmo busca otimizar. Nesse trabalho foram escolhidos como foco do equilíbrio da rede três parâmetros de grande relevância: impedância, fluxo e carga.

3.5.1 Balanceamento por carga

O primeiro método de balanceamento, apresentado por Baran e Wu (1989) e abordado mais recentemente por Ravibabu et al. (2008), é o mais antigo e mais difundido quando se trata de balanceamento de alimentadores. A quantidade excessiva de cargas em determinados pontos da rede elétrica provavelmente é o que está mais diretamente ligado à ocorrência de sobrecargas no sistema elétrico. Como o próprio termo *sobrecarga* sugere, ao distribuir cargas de forma desequilibrada pelo sistema, pode exceder a capacidade da rede. Portanto, garantir uma boa distribuição de carga entre os alimentadores é de vital importância para o bom funcionamento do sistema.

Na metodologia proposta nesta pesquisa, esta função objetivo para balanceamento consiste na minimização do desvio padrão entre somatórios do consumo de cargas acumuladas por cada um dos alimentadores do sistema. O objetivo é manter todos os alimentadores responsáveis por uma quantidade equivalente de cargas do sistema.

No trabalho de Ravibabu et al. (2008), assim como na metodologia proposta neste trabalho, utilizou-se algoritmo genético para a reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica com o objetivo de melhorar a distribuição de cargas para cada alimentador da rede elétrica. Porém, os autores não fazem nenhuma menção ao uso de algum procedimento factibilizador, fato esse que pode surtir diferença para sistemas de maior porte. Além disso, outra diferença visualizada é a formulação do desbalanceamento de carga utilizado por Ravibabu et al. (2008), em que os autores propõem o *LBI*, do inglês *load-balancing index*. A formulação do *LBI* é descrita abaixo, de acordo com a Equação (26):

$$LBI = \frac{1}{n(\sum_{i=1}^n (y - y_i)^2)^{0.5}} \quad (26)$$

Sendo:

- *LBI* é o índice de balanceamento de carga;
- *n* é o número de alimentadores do sistema;
- y_i é o carregamento normalizado no alimentador *i* (carga real dividida pelo limite de carga);
- *y* é a média das cargas normalizadas y_i ;

No Capítulo 4 é realizado uma comparação entre os resultados obtidos pelo AG de Ravibabu et al. (2008) e o AG da metodologia proposta, quanto à minimização do desbalanceamento de carga.

3.5.2 Balanceamento por fluxo

O segundo objetivo de balanceamento, explorado em (FERREIRA et al., 2017), tem como foco o fluxo de potência. A passagem de fluxo muito intenso pode sobreaquecer os condutores da rede, danificando-os. Esse aquecimento, acarretará o aumento do efeito *Joule* e conseqüentemente aumento da perda de potência. Em contrapartida, fluxo de baixa intensidade não atinge o perfil de tensão desejado do sistema.

Na metodologia proposta, esta função objetivo de balanceamento consiste na minimização do desvio padrão entre os fluxos que saem de cada alimentador. A intenção é dispor o sistema de modo que os fluxos fornecidos por cada alimentador tenham os valores mais próximos possíveis um do outro, proporcionando assim um equilíbrio da rede quanto aos fluxos.

No trabalho de Ferreira et al. (2017) é apresentada uma nova abordagem para a reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, em que o objetivo é melhorar o fluxo de potência demandada por cada alimentador da rede elétrica. Para isso, o autor aplicou a técnica da decomposição matemática de Benders, que é a estratégia de decomposição de problemas de programação matemática mais tradicionalmente utilizada (BENDERS, 1962). Esse método consiste em dividir o problema global original em subproblemas mestre e escravo, em que as decisões são tomadas no primeiro e avaliadas no segundo. A comunicação entre os dois subproblemas é dada por restrições denominada cortes, geradas a partir de informações do segundo subproblema e incluídas no primeiro de forma iterativa até que um critério de convergência seja alcançado.

No capítulo de resultados são expostas as soluções obtidas pela técnica de Ferreira et al. (2017) e pelo AG proposto neste trabalho, além de uma comparação entre os dois.

3.5.3 Balanceamento por impedância

O terceiro método usado como objetivo do algoritmo aplica uma abordagem interessante para o balanceamento de alimentadores, explorada em Rese et al. (2017), em que

esse balanceamento de alimentadores é feito com base na impedância acumulada. A impedância é um parâmetro com grande influência em sistemas de distribuição. O acúmulo elevado de impedâncias, causado geralmente por longos trechos da rede, geram aquecimento de condutores, aumento do efeito *Joule* e, conseqüentemente, o aumento do fluxo de potência necessário para suprir trechos finais da rede (JIN et al., 2004). Portanto, torna-se de grande importância uma melhor distribuição das impedâncias do sistema entre os alimentadores.

Na metodologia proposta, esta última função objetivo de balanceamento consiste na minimização do desvio padrão entre os valores das impedâncias acumuladas por cada alimentador do sistema. Tornando assim a rede mais bem distribuída quanto à impedância.

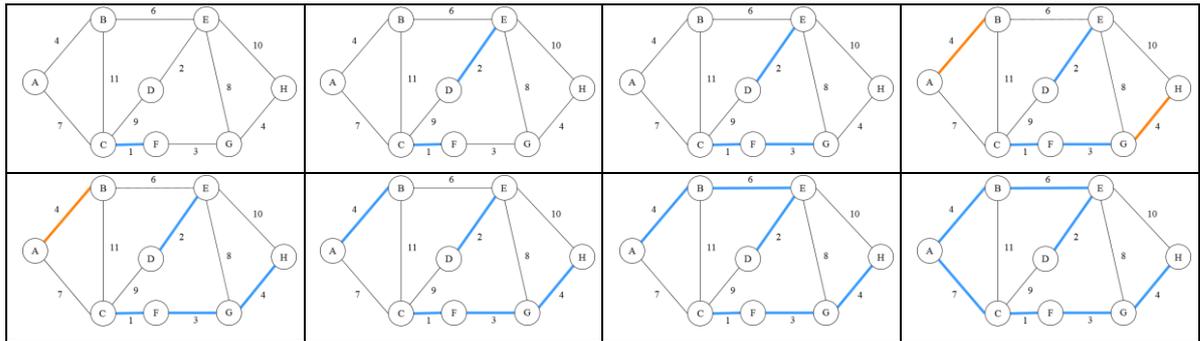
No trabalho de Rese et al. (2017) é feito um estudo de balanceamento de alimentadores com base na distribuição do acúmulo de impedância entre eles. Foi realizada uma comparação entre a atuação de quatro algoritmos: Kruskal, Exclusão Reversa, Prim e Borůvka. Todos esses algoritmos buscam uma Árvore Geradora Mínima (AGM), ou seja, algoritmos que geram uma árvore com mínimo de ligações, mas de modo que a rede seja conexa e acíclica. Para isso, os sistemas de distribuição foram modelados através de grafos ponderados não dirigidos.

A seguir, são apresentados resumidamente cada um dos métodos utilizados por Rese et al. (2017) e no próximo capítulo esses algoritmos são comparados com o AG com factibilizador quanto a minimização de desbalanceamento de impedância.

3.5.3.1 Algoritmo de Kruskal

O algoritmo de Kruskal foi apresentado por Joseph Kruskal em 1956. O algoritmo não parte de um vértice específico, mas sim da aresta de menor custo do sistema. Para as arestas subsequentes, é verificado o tamanho de todas as arestas e a de menor custo é adicionada à árvore, desde que esta aresta não cause um ciclo com as arestas já inseridas anteriormente. Caso haja mais de uma aresta de valor mínimo, será escolhido aleatoriamente uma entre as opções de menor valor (KRUSKAL, 1956). A Figura 22 esboça o funcionamento do algoritmo de Kruskal.

Figura 22 - Execução do algoritmo de Kruskal.

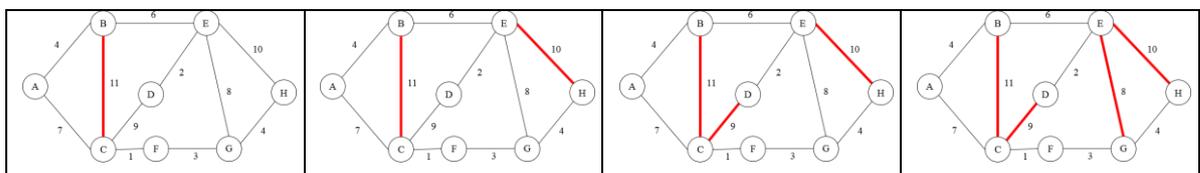


Fonte: Rese et al. (2017).

3.5.3.2 Algoritmo de Exclusão Reversa

O algoritmo de Exclusão Reversa ou *Reverse-Delete Algorithm (RDA)* tem o funcionamento parecido com o algoritmo de Kruskal, porém é feito o processo inverso. Inicialmente todas as arestas estão inseridas no grafo e a cada passo é retirado da árvore a aresta de maior custo, desde que a rede se mantenha conexa. Esse processo é feito até que não haja nenhum ciclo no grafo (KLEINBERG e TARDOS, 2006). A Figura 23 mostra o processo feito pelo o algoritmo de Exclusão Reversa.

Figura 23 - Execução do algoritmo de Exclusão Reversa.

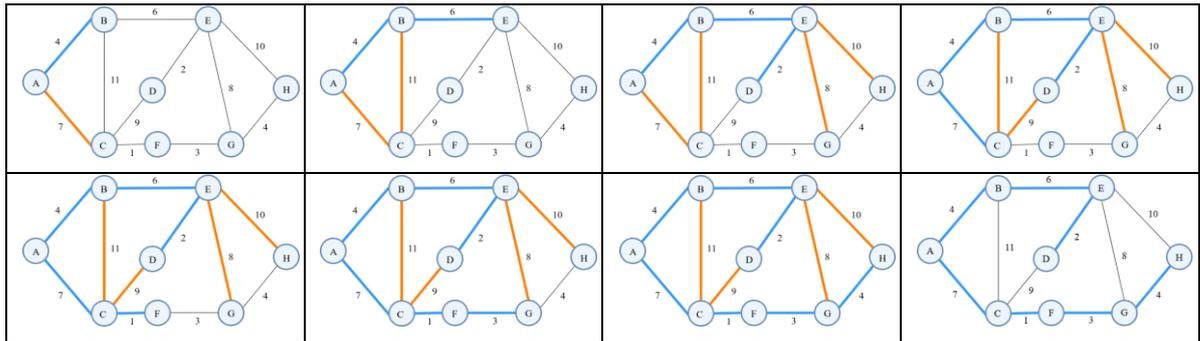


Fonte: Rese et al. (2017).

3.5.3.3 Algoritmo de Prim

O algoritmo de Prim foi apresentado por Robert C. Prim em 1957. Nesse algoritmo, um vértice é escolhido aleatoriamente e é definido como o vértice inicial. A árvore tem seu tamanho continuamente incrementado, começando pelo vértice inicial e agregando vértice a vértice com o menor custo. Em resumo, o algoritmo funciona basicamente adicionando a cada passo, uma aresta com o peso mínimo à uma árvore previamente definida (PRIM, 1957). A Figura 24 mostra os passos que o algoritmo de Prim realiza para encontrar uma solução.

Figura 24 - Execução do algoritmo de Prim.

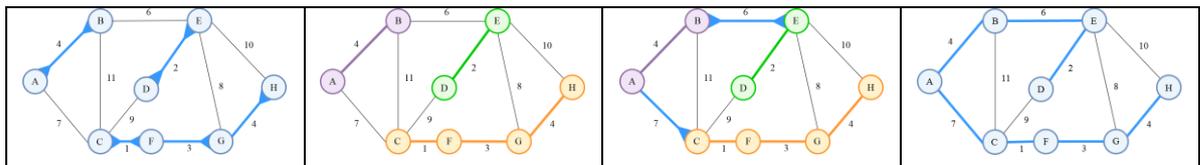


Fonte: Rese et al. (2017).

3.5.3.4 Algoritmo de Borůvka

O algoritmo proposto por Borůvka em 1926 é o mais antigo entre os métodos comparados. O algoritmo de Borůvka se baseia na observação da aresta de menor custo que incide sobre cada vértice, formando assim subgrafos. Após isso, é inserida a aresta de menor custo entre os subgrafos, até que seja formado uma única árvore (NEŠETŘIL et al., 2001). O algoritmo de Borůvka funciona como é mostrado na Figura 25.

Figura 25 - Execução do algoritmo de Borůvka.



Fonte: Rese et al. (2017).

3.6 Formulação matemática proposta para o balanceamento de alimentadores

Para o cálculo do desbalanceamento entre alimentadores é proposto a utilização de uma fórmula matemática simples e eficiente: o desvio padrão. Essa formulação se mostrou flexível, pois pode ser utilizada para todos os objetivos de balanceamento, seja ele carga, fluxo ou impedância. As configurações são avaliadas quanto a sua capacidade de balancear os alimentadores do sistema. No processo de balanceamento utilizado o objetivo é a minimização do desvio padrão entre cada um dos alimentadores, como mostrado na Equação (27).

$$Min(DP) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}} \quad (27)$$

O significado de cada variável muda de acordo com o tipo de balanceamento utilizado. Sendo:

a. Balanceamento por Carga

- DP é o desvio padrão das cargas acumuladas dos alimentadores;
- X_i é a carga total do alimentador i ;
- n é o número de alimentadores do sistema;
- \bar{X} é a média aritmética dos valores de X_i .

b. Balanceamento por Fluxo

- DP é o desvio padrão dos fluxos que partem dos alimentadores;
- X_i é o fluxo de potência partindo do alimentador i ;
- n é o número de alimentadores do sistema;
- \bar{X} é a média aritmética dos valores de X_i .

c. Balanceamento por Impedância

- DP é o desvio padrão da impedância acumulada dos alimentadores;
- X_i é a impedância total do alimentador i ;
- n é o número de alimentadores do sistema;
- \bar{X} é a média aritmética dos valores de X_i .

3.7 Restrições das funções objetivo

Além das funções objetivo, o problema de reconfiguração de redes de distribuição apresenta restrições que precisam ser consideradas, formuladas a seguir. Tanto a perda de potência, Equação (24), quanto o balanceamento de alimentadores, Equação (27), estão sujeitos a:

$$Pg_k - Pl_k - \sum_{m \in \Omega_k} CH_{km} \cdot P_{km} = 0 \quad (28)$$

$$Qg_k - Ql_k - \sum_{m \in \Omega_k} CH_{km} \cdot Q_{km} = 0 \quad (29)$$

$$0 \leq Pg_k \leq Pg_{k,Máx} \quad (30)$$

$$Qg_{k,Min} \leq Qg_k \leq Qg_{k,Máx} \quad (31)$$

$$CH_{km} = 0 \text{ ou } 1 \quad (32)$$

$$V_{min} \leq V_k, V_m \leq V_{Máx} \quad (33)$$

$$\text{Radialidade e Conectividade} \quad (34)$$

Em que:

- Pg_k : potência ativa gerada na barra k ;
- Qg_k : potência reativa gerada na barra k ;
- Pl_k : potência ativa demanda na barra k ;
- Ql_k : potência reativa demandada na barra k ;
- P_{km} : fluxo de potência ativa no trecho $k-m$;
- Q_{km} : fluxo de potência reativa no trecho $k-m$;
- Ω_k : conjunto de barras que formam trecho de linha com a barra k ;
- $Pg_{k,Máx}$: geração máxima de potência na barra k ;
- $Qg_{k,Min}$: limite de potência reativa indutiva na barra k ;
- $Qg_{k,Máx}$: limite de potência reativa capacitiva na barra k ;
- V_{min} : limite inferior de tensão da rede;
- $V_{máx}$: limite superior de tensão da rede;

As equações de balanço de potência ativa e reativa em cada barra do sistema correspondem às restrições (28) e (29), respectivamente (MONTICELLI, 1983). Estas equações envolvem os fluxos de potência P_{km} e Q_{km} nas linhas, de acordo com as Equações (35) e (36).

$$P_{km} = V_k^2 \cdot g_{km} - V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos\theta_{km} - V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}\theta_{km} \quad (35)$$

$$Q_{km} = -V_k^2 \cdot b_{km} + V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \cos\theta_{km} - V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}\theta_{km} \quad (36)$$

Em que b_{km} é susceptância do trecho $k-m$.

Através da formulação descrita na Equação (35) foi possível medir o fluxo de potência nos principais ramos dos alimentadores e realizar o balanceamento por fluxo, conforme explicado na seção 3.5.2.

A proposta do trabalho não contempla a geração distribuída, portanto só há geração, P_{gk} e Q_{gk} , nas barras referentes à subestação de distribuição. Todas as outras barras da rede, tem-se $P_{gk} = 0$ e $Q_{gk} = 0$.

Os limites de geração de potência ativa e perfil de potência reativa nas barras são representados nas restrições das Equações (30) e (31), respectivamente. A restrição da Equação (31) mostra a parte discreta do problema, representando o estado da chave pela variável CH_{km} , cujo valor pode assumir zero, quando a chave está aberta, ou o valor um, quando a chave está fechada.

A restrição da Equação (33) está associada ao cumprimento dos limites inferiores e superiores de tensão nas barras, que é um requisito de qualidade de energia do sistema. Segundo a ANEEL, os valores de tensão em p.u. em cada barra não devem ser inferiores a 0,93 ou superiores a 1,05 da tensão nominal.

Por último a restrição (34), o problema está sujeito às restrições de radialidade e conectividade da rede elétrica. Para cumprir essa restrição foi inserido um procedimento de factibilização ao AG, a fim de garantir que o sistema não opere malhado e que, ao mesmo tempo, todas as barras sejam alimentadas (LEE et al., 2015; JABR et al., 2012).

4 RESULTADOS DA APLICAÇÃO DAS METAHEURÍSTICAS

Este capítulo traz os resultados da aplicação das metaheurísticas evolutivas mono e multiobjetiva, Algoritmo Genético e *NSGA-II* respectivamente, para o problema de reconfiguração de redes de distribuição. Inicialmente, são apresentados os sistemas em que os testes foram realizados. Em seguida, as configurações encontradas pelo AG proposto neste trabalho para minimização de perdas e para minimização do desbalanceamento são comparadas a trabalhos presentes na literatura. Logo após, é feita uma comparação entre os objetivos de balanceamento, seguido da apresentação de um índice de balanceamento e por fim os resultados obtidos pelo *NSGA-II* proposto neste trabalho.

As implementações foram desenvolvidas na linguagem de programação do ambiente Matlab e executadas em um computador com processador Intel Core™ i7 de 2.7 GHz e 8 GB de memória RAM.

4.1 Sistemas utilizados

Todos os sistemas utilizados no presente trabalho são redes de distribuição conhecidas na literatura. Informações como resistências e reatâncias das linhas, potências ativas e reativas das barras, entre outras são encontradas nos Anexos ou em (CIVANLAR et al., 1988), (CHIOU et al., 2005) e (MANTOVANI et al., 2000).

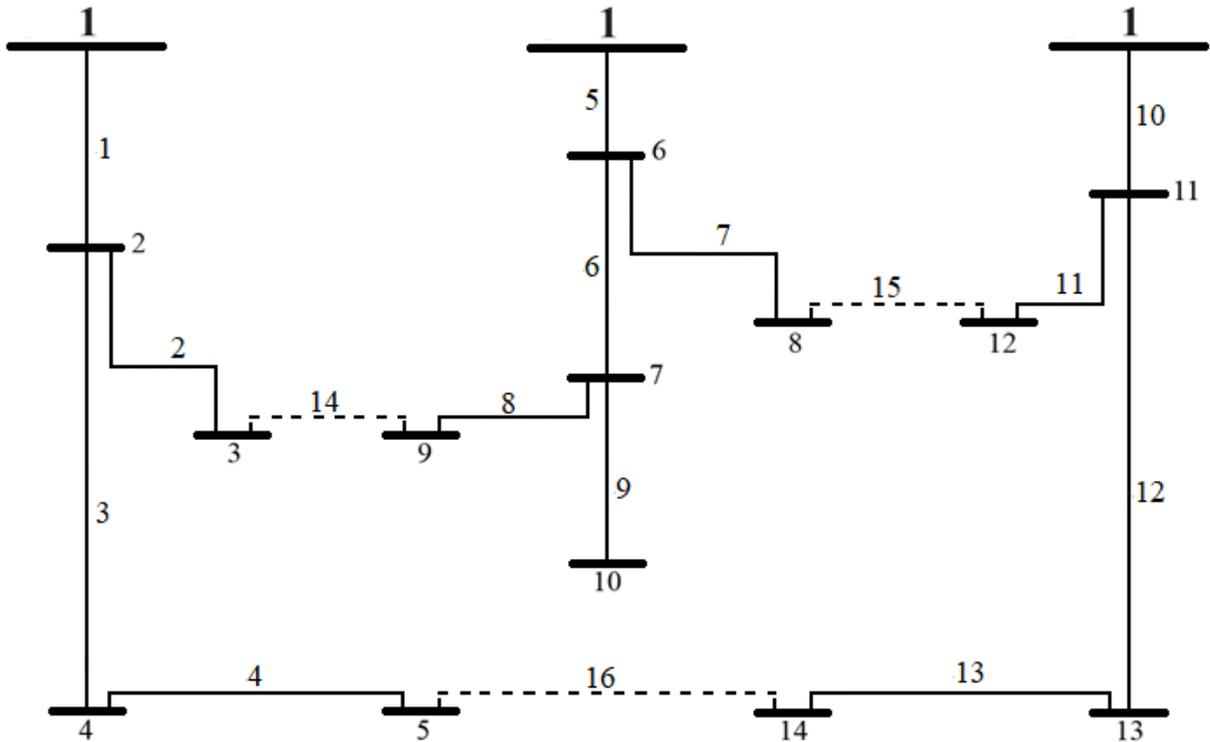
Na metodologia proposta, assim como em outros trabalhos (OLIVEIRA, 2011), foi considerado que todas as linhas das redes possuem chaves seccionadoras que podem ser manobradas a qualquer momento, isso aumentou a possibilidade de melhorar a qualidade da função objetivo.

4.1.1 Sistema de 16 barras

O sistema de 16 barras originalmente obtido por Civanlar et al. (1988) é hipotético, opera com tensão nominal de 23,0 kV e potência base de 100 MVA. As condições de carga total de potência ativa e reativa são 28,700 kW e 5,900 kVAr, respectivamente. A rede possui três alimentadores (barras de índice 1), 13 barras de carga e 16 linhas, sendo três chaves de interconexão (normalmente abertas) e 13 chaves seccionadoras (normalmente fechadas). É comum este sistema ser descrito como sendo de 14 barras, já que as três barras que são

subestações podem ser consideradas como sendo uma única barra (PEREIRA, 2010). Na Figura 26 é apresentado o diagrama da estrutura do sistema.

Figura 26 - Sistema 16 barras na configuração padrão

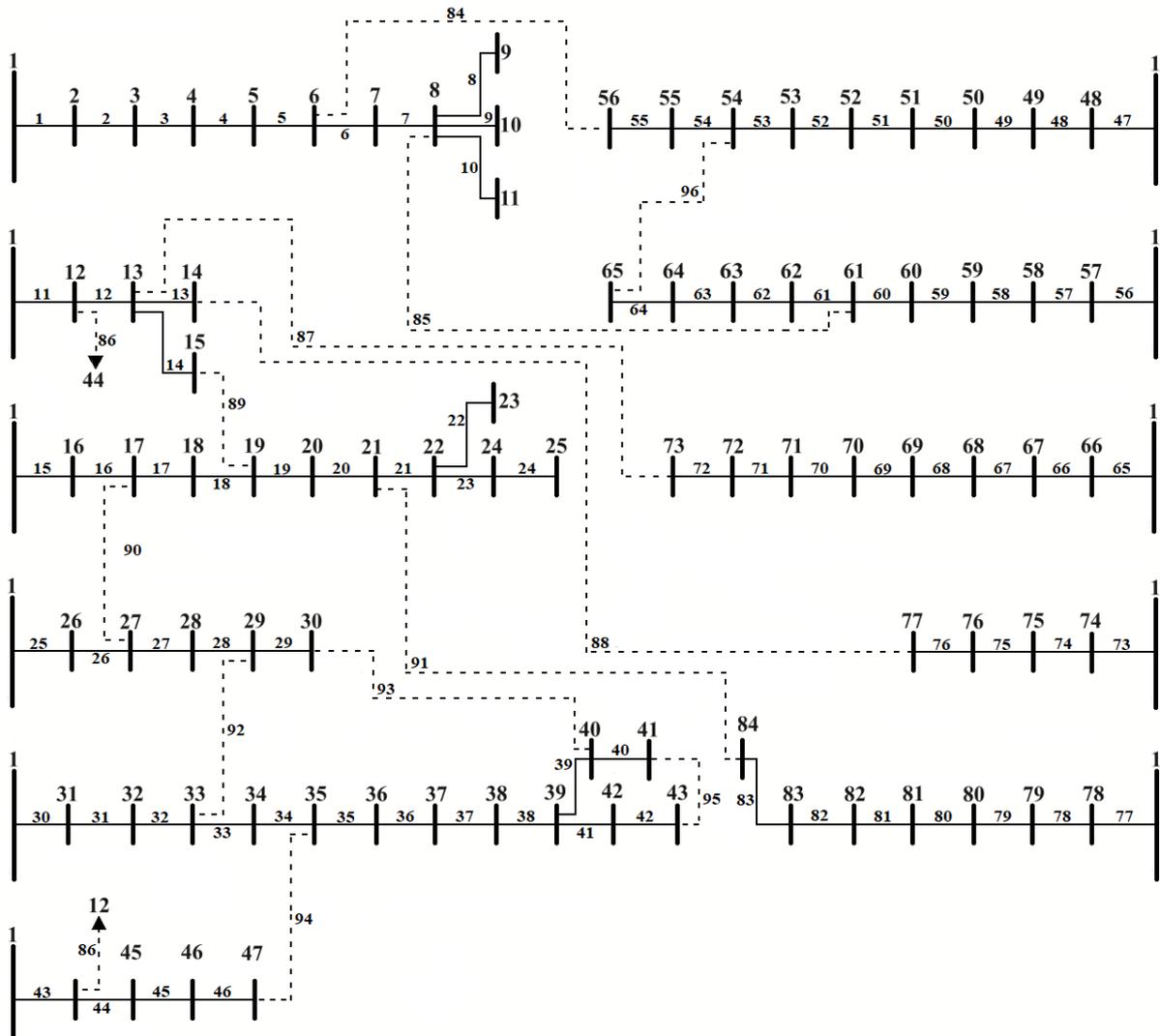


Fonte: Adaptado de Civanlar et al. (1988).

4.1.2 Sistema de 84 barras

A segunda rede usado para testes é um sistema real (CARDONA, 2016) e foi sugerido por Chiou et al. (2005). Possui 84 barras, opera com tensão nominal de 11,4 kV e potência base de 100 MVA, as condições de carga total ativa e reativa são respectivamente 28.350 kW e 20.700 kVAr. Este sistema possui 11 alimentadores (barras de índice 1), 73 barras de carga e 96 linhas, sendo 13 chaves normalmente abertas e 83 chaves normalmente fechadas. Na Figura 27 é mostrado o diagrama que representa o sistema.

Figura 27 - Sistema 84 barras na configuração padrão

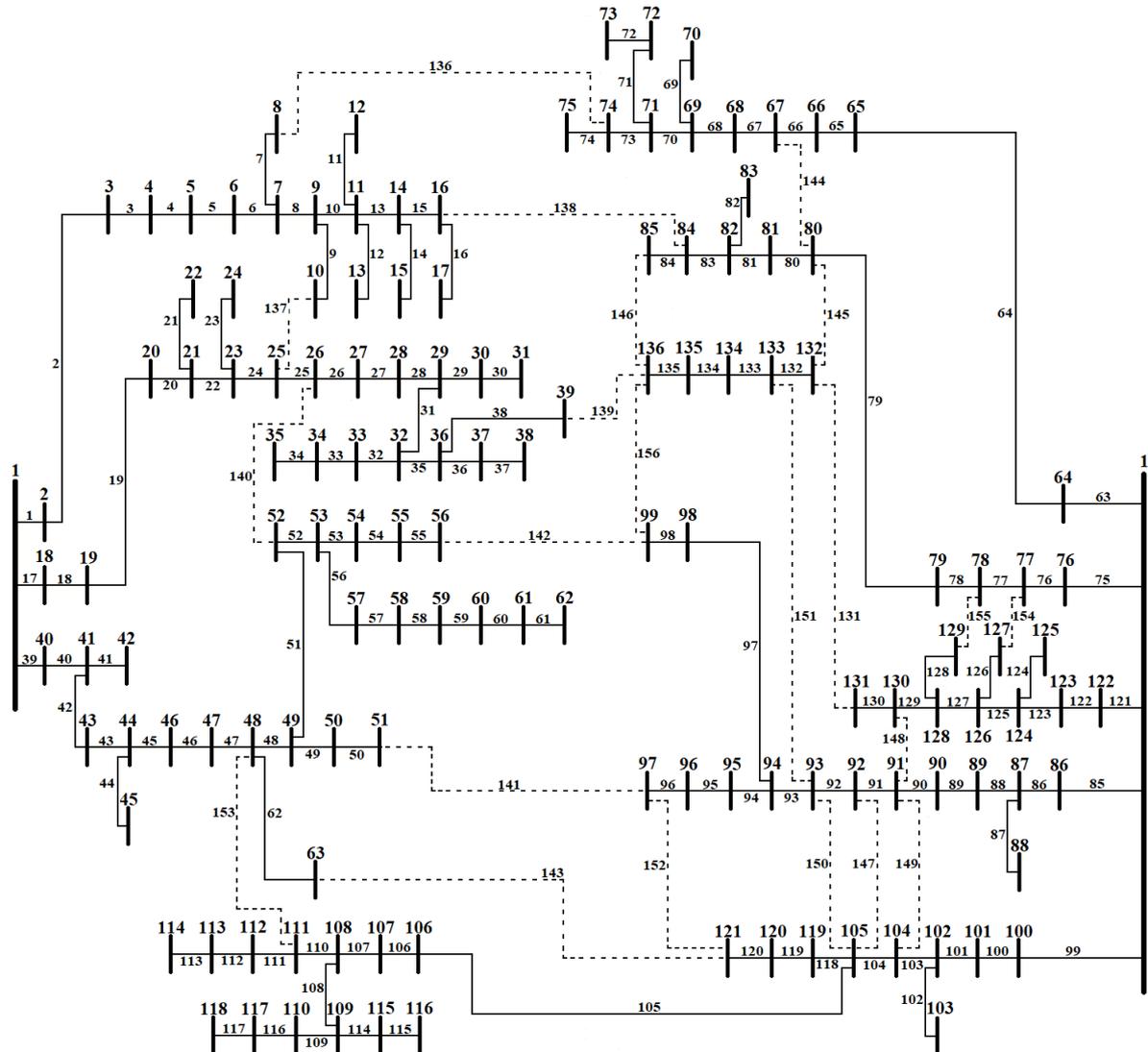


Fonte: Adaptado de Chiou et al. (2005).

4.1.3 Sistema de 136 barras

O terceiro sistema abordado neste trabalho é uma rede de distribuição real brasileiro de médio porte localizado em Três Lagoas, Mato Grosso do Sul (PEREIRA, 2010; OLIVEIRA, 2011) e foi sugerido por Mantovani et al. (2000). Possui 136 barras, opera com tensão nominal de 13,8 kV e potência de 100 MVA. As condições de carga total ativa e reativa são respectivamente 18.313,809 kW e 7.932,534 kVAr. O sistema possui dois alimentadores (barras de índice 1), 156 linhas, sendo 21 chaves normalmente abertas e 135 chaves normalmente fechadas. Na Figura 28, é mostrado o diagrama que representa o sistema.

Figura 28 - Sistema 136 barras na configuração padrão



Fonte: Adaptado de Mantovani et al. (2000).

4.2 Resultados da aplicação do AG na fase mono-objetiva

Na fase mono-objetiva, o AG proposto foi aplicado para melhorar dois grandes objetivos da reconfiguração de SDEE: Minimizar perdas e minimizar desbalanceamento. A metodologia foi aplicada para os sistemas de 16, 84 e 136 barras, descritos anteriormente.

4.2.1 Minimização de perda de potência

O primeiro objetivo atendido foi a minimização nas perdas dos sistemas. Pequenas variações no valor da perda de potência encontradas por autores são aceitáveis e até

mesmo comuns, pois o valor da perda pode sofrer leves alterações de acordo com alguns fatores, como o cálculo do fluxo de potência utilizado. As configurações encontradas são o que confirmam que os autores obtiveram os mesmos resultados, pois estas não dependem do fluxo aplicado, mas sim da eficiência da metodologia aplicada.

4.2.1.1 Minimização de perdas no sistema de 16 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 16 barras são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7 - Minimização de perda de potência para sistema de 16 barras.

Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)
Padrão	14, 15, 16	0,5114
Metodologia Proposta	7, 8, 16	0,4661
(CARREÑO et al., 2008);	7, 8, 16	0,4661
(ROMERO et al., 2010); (OLIVEIRA, 2011); (SOUZA, 2013); (CARDONA, 2016); (MARINHO, 2017);	7, 8, 16	0,4661
(MANTOVANI et al., 2000); (LORENZETI, 2004); (GUIMARÃES, 2005); (GOMES et al., 2005); (PEREIRA, 2010);	7, 8, 16	0,4661
(CIVANLAR et al., 1988);	7, 14, 16	0,4839

Fonte: Elaborada pelo autor.

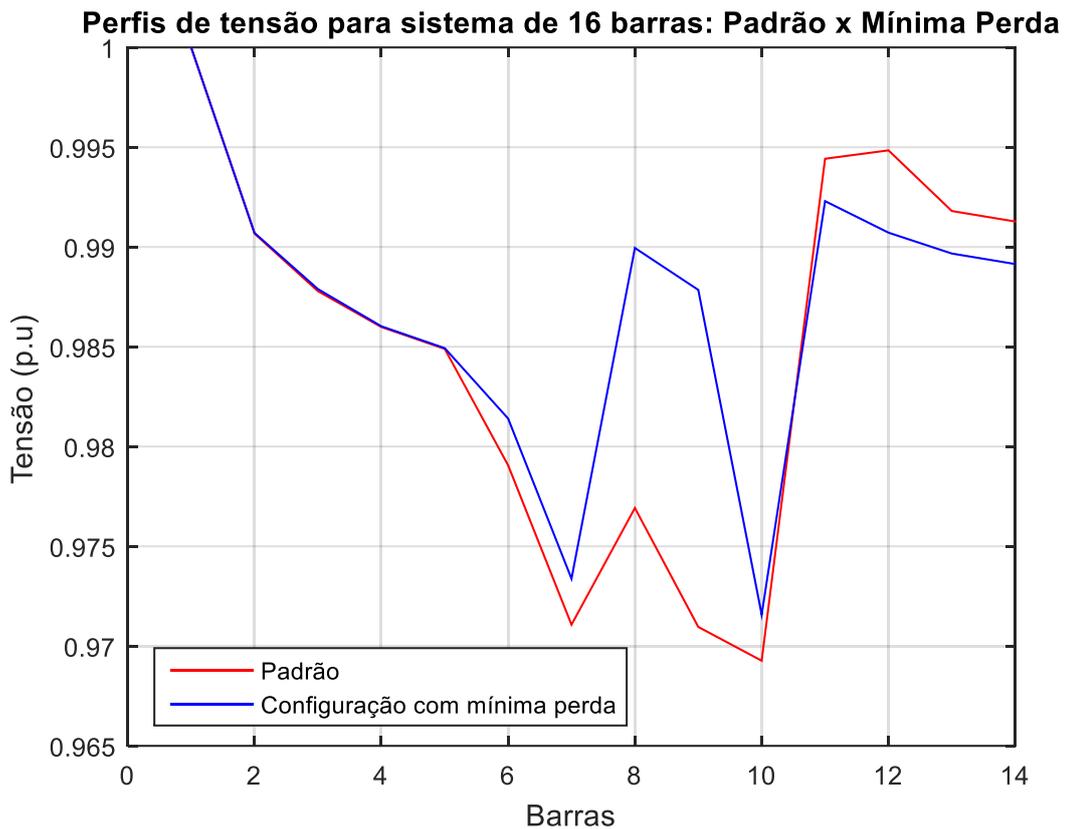
As perdas mínimas obtidas pela metodologia proposta são de 0,4661 MW, que representam uma melhoria de 8,853% em relação às perdas da configuração padrão. O AG encontrou as mesmas configurações alcançadas por Mantovani et al. (2000), Lorenzetti (2004), Guimarães (2005), Gomes et al. (2005), Carreño et al. (2008), Pereira (2010), Romero et al. (2010), Oliveira (2011), Souza (2013), Cardona (2016), Marinho (2017) e obteve resultado

superior ao trabalho de Civanlar et al. (1988). Segundo Gomes et al. (2005), a topologia encontrada representa a solução ótima do problema.

Para encontrar a solução, foram utilizadas uma população de 50 e 100 gerações, com a obtenção da solução ótima na geração 16, totalizando o acionamento da função objetivo 800 vezes.

Na Figura 29, são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 16 barras.

Figura 29 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 16 barras.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Com a observação da Figura 29, verifica-se que a configuração obtida pela metodologia proposta proporciona um melhor perfil de tensão para o sistema, possuindo magnitudes de tensão iguais ou maiores em 10 barras e menores em apenas 4 barras. A Tabela 8 realça as melhorias dessa configuração quanto a tensão.

Tabela 8 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 16 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9693	0,9849	1
Metodologia Proposta	0,9716	0,9868	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Houve um aumento do valor em p.u. da tensão mínima em 0,0023, mostrando uma elevação do limite inferior de tensão. Além de um aumento de 0,0019 quanto a tensão média, demonstrando uma melhoria na estabilidade de tensão. É importante registrar que não ocorreu nenhuma violação dos limites inferiores, de acordo com o especificado pela ANEEL (0,93 em p.u.).

4.2.1.2 Minimização de perdas no sistema de 84 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 84 barras são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 - Minimização de perda de potência para sistema de 84 barras.

Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)
Padrão	84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 96	0,5319
Metodologia Proposta	7, 13, 34, 39, 42, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92	0,4698
(WANG, 2008); (OLIVEIRA, 2011); (SOUZA, 2013); (JUNIOR, 2014); (CARDONA, 2016);	7, 13, 34, 39, 42, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92	0,4699

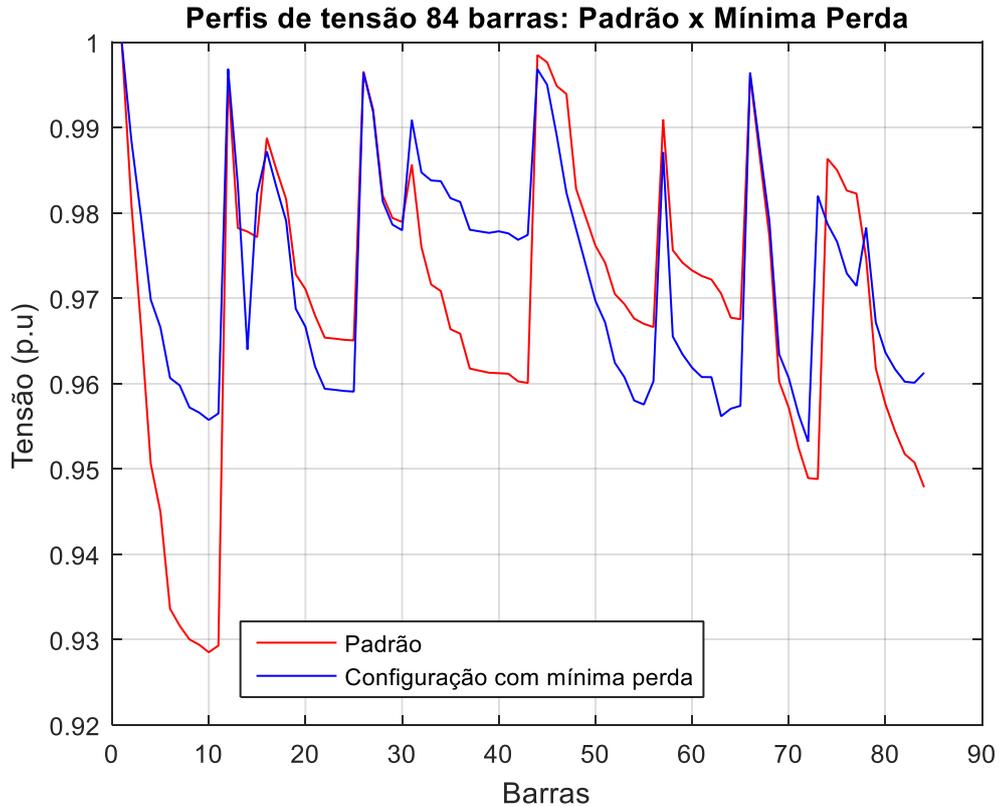
Fonte: Elaborada pelo autor.

A metodologia proposta obteve perdas mínimas de potência de 0,4698 MW, que representam uma melhoria de 11,68% em relação às perdas da configuração padrão. O AG proposto neste trabalho encontrou a mesma configuração obtidas por Wang (2008), Oliveira (2011), Souza (2013), Junior (2014) e Cardona (2016).

Para encontrar a solução, foram utilizadas uma população de 100 indivíduos e 200 gerações, com a obtenção da solução ótima na geração 103, totalizando o acionamento da função objetivo 10300 vezes.

Na Figura 30 são apresentados os perfis de tensão encontrados para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 84 barras.

Figura 30 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 84 barras.



A partir da Figura 30, é possível verificar nitidamente uma melhoria significativa do perfil de tensão, principalmente nas primeiras barras do sistema de 84 barras, amenizando com eficiência o afundamento de tensão que ocorre no início do perfil de tensão da configuração padrão. A Tabela 10 reafirma as melhorias dessa configuração quanto a tensão.

Tabela 10 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 84 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9285	0,9695	1
Metodologia Proposta	0,9532	0,9725	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

A metodologia proposta acarretou elevação da tensão média em 0,003 e aumentou no valor de tensão mínima em p.u. de 0,0247. Este valor é bastante significativo, pois com a tensão mínima em 0,9285, como está na topologia padrão, ocorre uma violação do limite inferior de tensão e conseqüentemente pagamento de multa por parte da concessionária. Além de tirar a rede de um estado precário de tensão, os valores de tensão ficaram bem mais estáveis.

4.2.1.3 Minimização de perdas no sistema de 136 barras

Ao aplicarmos a metodologia proposta para o sistema de 136 barras obtivemos os resultados como apresentado na Tabela 11.

Tabela 11 - Minimização de perda de potência para sistema de 136 barras.

Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)
Padrão	136, 137, 138, 139, 140, 141, 142, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 152, 153, 154, 155, 156	0,3204
Metodologia Proposta	7, 35, 51, 90, 96, 106, 118, 126, 135, 137, 138, 141, 142, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 155	0,2802
(CARREÑO et al., 2008); (OLIVEIRA, 2011); (SOUZA, 2013);	7, 35, 51, 90, 96, 106, 118, 126, 135, 137, 138, 141, 142, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 155	0,2802
(CARDONA, 2016);	7, 35, 51, 90, 96, 106, 118, 126, 135, 137, 138, 141, 142, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 155	0,2803
(GUIMARÃES, 2005);	7, 38, 51, 53, 90, 96, 106, 118, 126, 137, 138, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 155, 156	0,2802
(LORENZETI, 2004);	38, 51, 53, 106, 119, 136, 137, 138, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 152, 154, 155, 156	0,2845
(MANTOVANI et al., 2000);	51, 136, 137, 138, 139, 141, 142, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 152, 106, 154, 155, 156	0,2855

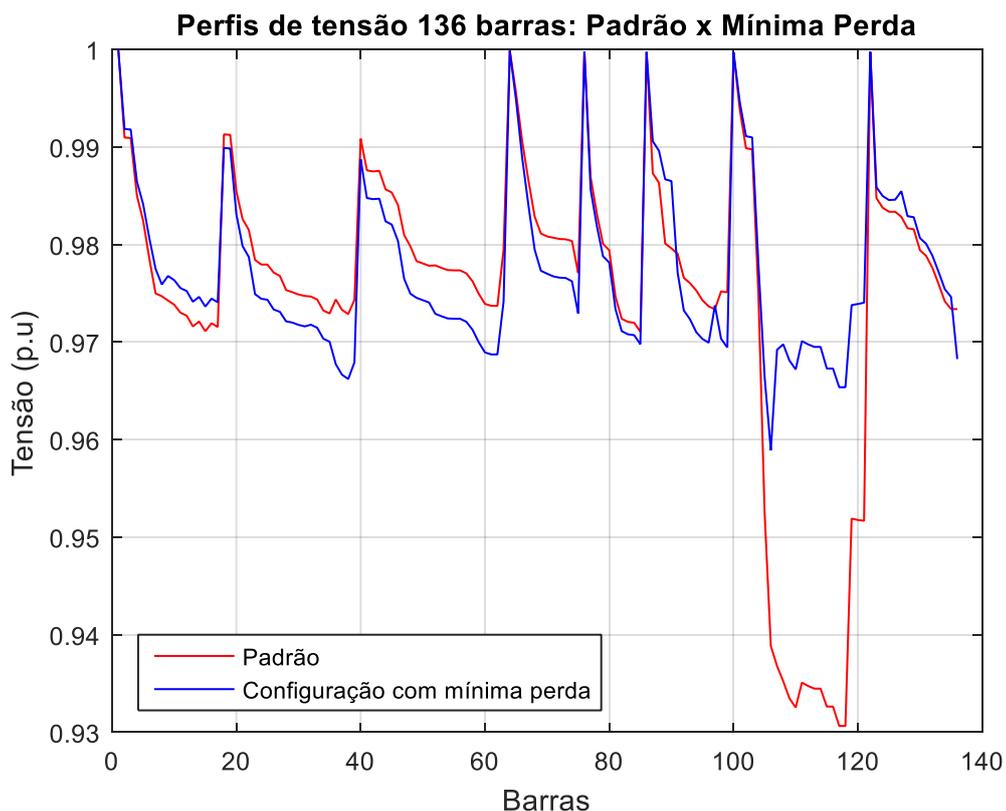
Fonte: Elaborada pelo autor.

As perdas mínimas obtidas pela metodologia proposta são de 0,2802 MW, que representam uma melhoria de 12,54% em relação às perdas da configuração padrão. O AG encontrou as mesmas configurações alcançadas por Carreño et al. (2008), Oliveira (2011), Souza (2013), Cardona (2016) e obteve resultado superior ao trabalho de Mantovani et al. (2000), Lorenzetti (2004) e Guimarães (2005).

Para encontrar a solução foram utilizadas uma população de 100 e 300 gerações, com a obtenção da solução ótima na geração 212, totalizando o acionamento da função objetivo 21200 vezes. O número de valor de acionamentos é também o número de cálculo de fluxo de potência realizados, ou seja, o número de problemas não-lineares resolvidos pelo AG. Tal valor pode ser visto como um fator de desempenho computacional e seu aumento condiz com a característica do problema e com a capacidade do AG de testar diversas soluções de maneira simultânea a cada geração.

Na Figura 31, são apresentados os perfis de tensão encontrados para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 136 barras.

Figura 31 - Perfil de tensão da minimização da perda no sistema de 136 barras.



Como mostrado na Figura 31, é visível a estabilidade da tensão da rede com a configuração encontrada pela metodologia proposta, proporcionando evitar o afundamento de tensão que ocorre nas barras finais do perfil de tensão da topologia padrão. A Tabela 12 confirma as melhorias dessa configuração quanto a tensão.

Tabela 12 - Principais valores da tensão da minimização da perda no sistema de 136 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9306	0,9749	1
Metodologia Proposta	0,9589	0,9774	1

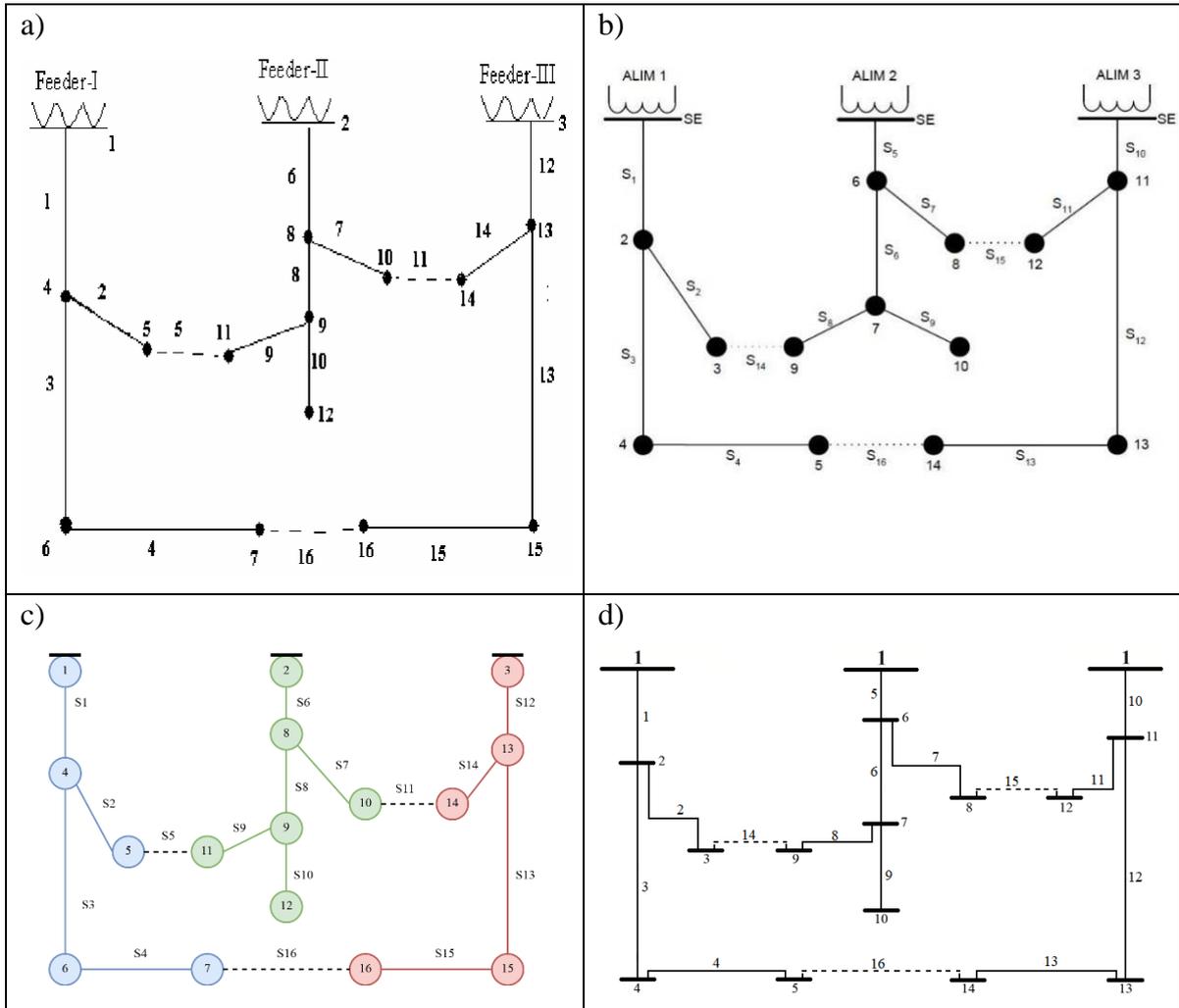
Fonte: Elaborada pelo autor.

A metodologia proposta elevou a tensão média por unidade em 0,0025 e aumentou no valor de tensão mínima em p.u. de 0,0283. Embora o sistema na configuração padrão não estivesse violando os limites de tensão, o valor da tensão mínima (0,9306) estava bem próximo do limite inferior de tensão da ANEEL (0,93). Pequenas oscilações no sistema podem promover um cenário de subtensão e causar tensão precária na rede. A configuração da metodologia proposta evita esse problema ao elevar a mínima tensão e de maneira geral melhorar o perfil de tensão.

4.2.2 Minimização do desbalanceamento de alimentadores

O segundo objetivo de otimização do trabalho foi atender a minimização desbalanceamento entre alimentadores. Esta seção traz os resultados encontrados pelo algoritmo genético com procedimento de factibilização e os compara com as configurações obtidas por: Ravibabu et al. (2008) para o balanceamento de carga; Ferreira et al. (2017) para o balanceamento por fluxo e Rese et al. (2017) para o balanceamento de impedância. Todos os autores trabalharam com o sistema de 16 barras bem conhecido da literatura (CIVANLAR et al., 1988). A enumeração das barras e linhas da rede se altera em cada trabalho, como mostra a Figura 32. Para descrever as configurações, será usado como base a posição das chaves do sistema de 16 barras enumerado pelo autor dessa dissertação, detalhado no Anexo.

Figura 32 - Diferentes sistemas de 16 barras encontrados na literatura.



Fonte: a) Ravibabu et al. (2008); b) Ferreira et al. (2017); c) Rese et al. (2017); d) elaborado pelo autor.

4.2.2.1 Minimização do desbalanceamento de carga

Para a minimização do desbalanceamento de cargas do sistema de 16 barras, o trabalho de Ravibabu et al. (2008) foi utilizado com base de comparação. Na Tabela 13, o AG da metodologia proposta foi comparado com o AG de Ravibabu et al. (2008).

Tabela 13 - Comparação de algoritmos para balanceamento de fluxo.

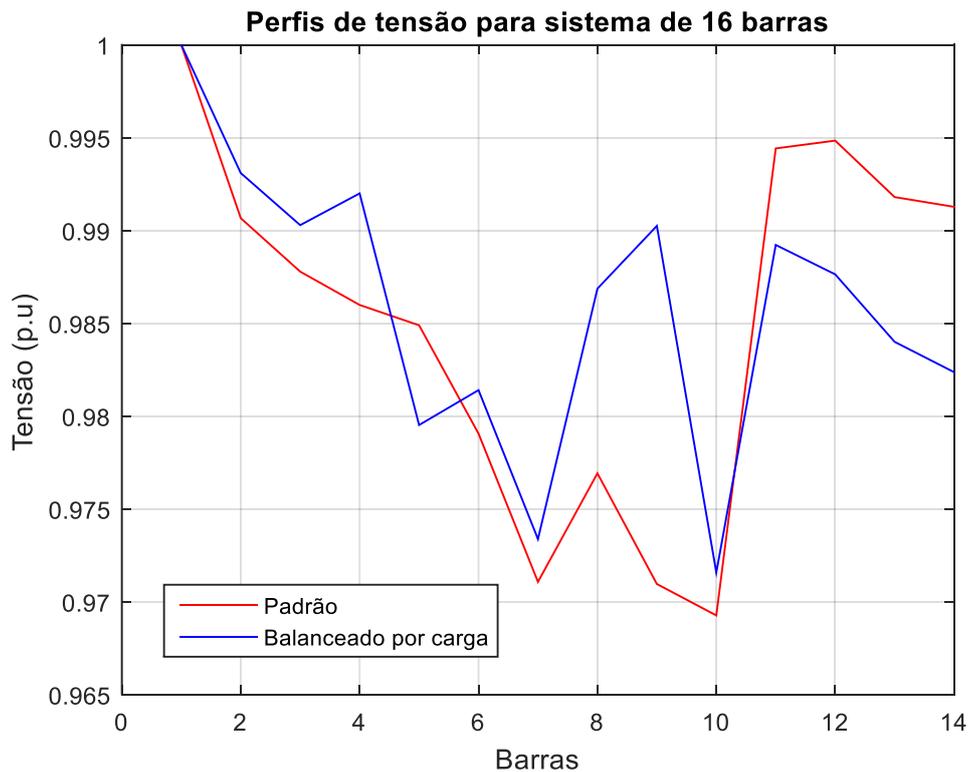
Algoritmos	Configuração	Perdas (MW)	Desbalanceamento de Carga
Padrão	14, 15, 16	0,5114	5,0846
AG de Ravibabu et al. (2008)	4, 7, 8	0,4793	3,4064
AG da metodologia proposta	4, 7, 8	0,4793	3,4064

Fonte: Elaborada pelo autor.

Embora tenha sido usado formulações distintas do problema, o AG da metodologia proposta encontrou a mesma configuração que o AG de Ravibabu et al. (2008). A topologia obtida causa uma redução de 33% do desbalanceamento de carga em relação à configuração padrão. Houve também uma melhoria quanto à perda de potência, reduzindo em 6,28% o valor.

Na Figura 33, são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 16 barras.

Figura 33 - Perfil de tensão do balanceamento de carga.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Neste estudo de caso, os balanceamentos proporcionaram melhorias no perfil de tensão da rede, superando a configuração padrão, como é numericamente comprovado na Tabela 14.

Tabela 14 - Principais valores da tensão do balanceamento de carga.

Algoritmos	Tensão Mínima	Tensão Média	Tensão Máxima
Padrão	0,9693	0,9849	1
AG de Ravibabu et al. (2008)	0,9716	0,9857	1
AG da metodologia proposta	0,9716	0,9857	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os algoritmos genéticos de ambos os trabalhos balancearam o sistema quanto à carga dos alimentadores, proporcionando uma melhoria do perfil de tensão. O valor da mínima tensão superou 0,97 em p.u. e a tensão média também foi levemente elevada.

4.2.2.2 Minimização do desbalanceamento de fluxo

Quanto à minimização do desbalanceamento de fluxo, o trabalho de Ferreira et al. (2017) foi utilizado para comparação. Na Tabela 15, os resultados encontrados por Ferreira et al. (2017), com a decomposição de Benders, foram comparados com o AG da metodologia proposta.

Tabela 15 - Comparação de algoritmos para balanceamento de fluxo.

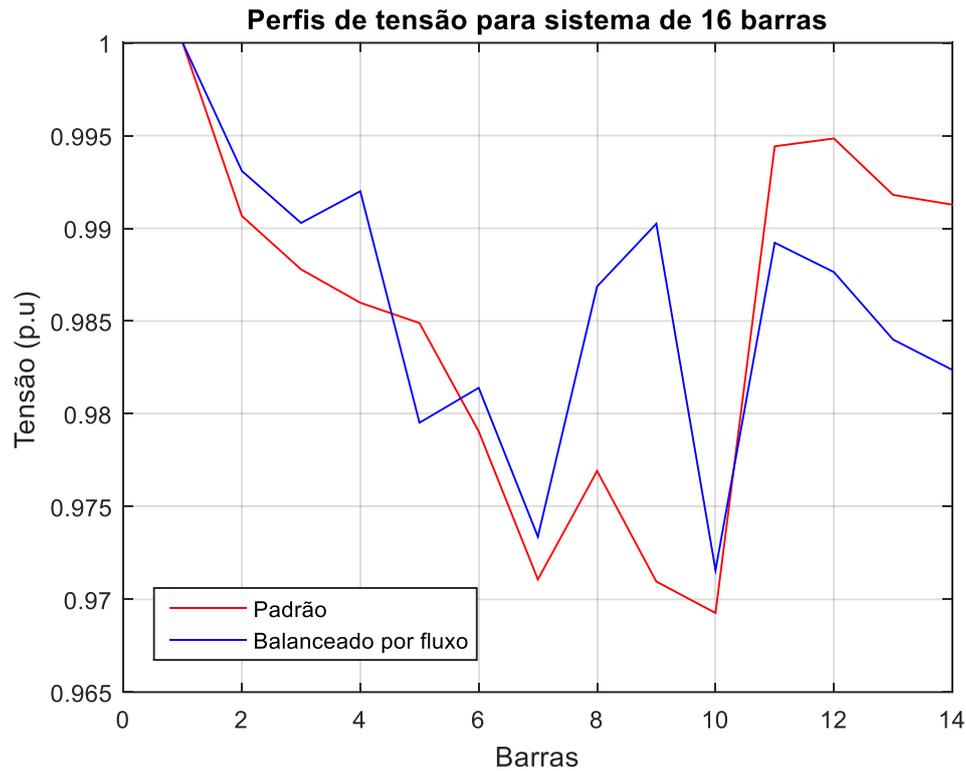
Algoritmos	Configuração	Perdas (MW)	Desbalanceamento de Fluxo
Padrão	14, 15, 16	0,5114	5,2692
Decomposição de Benders	4, 7, 8	0,4793	3,5427
Metodologia proposta	4, 7, 8	0,4793	3,5427

Fonte: Elaborada pelo autor.

Foi encontrado pelo AG proposto neste trabalho a mesma configuração que Ferreira et al. (2017) obtiveram com a decomposição de Benders. A topologia balanceada proporciona uma redução de 32,77% do desbalanceamento por fluxo em relação a configuração padrão. Além da melhoria no balanceamento da rede, a metodologia também permitiu uma redução de 6,28% do valor de perda de potência que a configuração padrão fornece.

Os perfis de tensão encontrados para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 16 barras são apresentados na Figura 34.

Figura 34 - Perfil de tensão do balanceamento de fluxo.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Tabela 16, são mostrados os principais valores encontrados nas magnitudes das tensões da Figura 34, ressaltando o melhor desempenho da topologia balanceamento por fluxo em relação a topologia padrão.

Tabela 16 - Principais valores da tensão do balanceamento de fluxo.

Algoritmos	Tensão Mínima	Tensão Média	Tensão Máxima
Padrão	0,9693	0,9849	1
Decomposição de Benders	0,9716	0,9857	1
Metodologia Proposta	0,9716	0,9857	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

O algoritmo genético e a decomposição de Benders balancearam o sistema quanto ao fluxo de potência demandada pelos alimentadores, permitindo uma melhoria do perfil de tensão. O valor da mínima tensão chegou a mais de 0,97 em p.u. e a tensão média também foi levemente aumentada.

4.2.2.3 Minimização do desbalanceamento de impedância

Os resultados da minimização do desbalanceamento de impedância obtidos pela metodologia proposta foram comparados com as topologias encontradas pelos algoritmos utilizados por Rese et al. (2017). Na Tabela 17, as topologias alcançadas pelos algoritmos de Kruskal, Exclusão reversa, Prim e Borůvka, são comparados com a configuração encontrada pelo AG proposto neste trabalho.

A primeira coluna indica a configuração que o algoritmo encontrou, a segunda mostra quais chaves estão abertas para essa configuração. As colunas três, quatro e cinco indicam a impedância acumulada por cada alimentador. A coluna seis representa a impedância total do sistema, a sétima coluna mostra o desvio padrão dos elementos das colunas três, quatro e cinco, ou seja, o desvio padrão da impedância acumulada entre os alimentadores (foco do trabalho). E por fim, a oitava coluna é a diferença da impedância em relação à configuração padrão.

Tabela 17 - Balanceamento por impedância para sistema de 16 barras.

Algoritmos	Configurações	A1 (Ω)	A2 (Ω)	A3 (Ω)	Total (Ω)	Desvio	Diferença
Padrão	14, 15, 16	0,519	0,739	0,498	1,756	0,1333	-
Kruskal	3, 8, 11	0,318	0,640	0,555	1,512	0,1669	-0,244
Exclusão Reversa	3, 8, 11	0,318	0,640	0,555	1,512	0,1669	-0,244
Prim	11, 15, 16	0,575	0,583	0,498	1,657	0,0470	-0,099
Borůvka	3, 8, 11	0,318	0,640	0,554	1,512	0,1669	-0,244
Metodologia Proposta	7, 14, 16	0,518	0,584	0,554	1,716	0,0322	-0,040

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na análise da Tabela 17 a coluna referente ao desvio padrão é a que tem a maior importância, pois quanto menor esse valor, melhor é a distribuição de impedâncias entre os alimentadores, proporcionando um maior equilíbrio ao sistema.

Os algoritmos de Kruskal, Exclusão Reversa e Borůvka encontraram a mesma configuração. Entre os métodos que Rese et al. (2017) utilizaram, o de melhor desempenho foi o algoritmo de Prim, com 0,0470 de desvio padrão. Ao compararmos com o método

proposto, temos que o algoritmo genético conseguiu desvio padrão de 0,03224, sendo o melhor resultado entre todos, 31,4% menor que o algoritmo de Prim.

Entre os algoritmos, embora o AG proposto neste trabalho tenha sido o que proporcionou a maior impedância total do sistema, isso não foi prejudicial ao sistema. É importante ressaltar que, embora o fluxo seja considerado uma consequência da carga, a impedância também possui influência sobre ele. O algoritmo genético obteve uma configuração em que houve grande transferência das impedâncias do alimentador A2 para o A3. Isso permitiu uma melhor distribuição de impedância entre os alimentadores, e provavelmente, uma melhor distribuição do fluxo no sistema, fazendo com que ocorresse uma menor perda de potência por trecho, conseqüentemente, uma redução a perda total do sistema, como é verificado a seguir.

A partir da Tabela 17, é feita uma análise mais focada nos objetivos de otimização do presente trabalho, minimização de perdas e de desbalanceamento, nesse caso específico o desbalanceamento da impedância. A Tabela 18 contém as configurações encontrada por cada algoritmo, juntamente com suas respectivas perdas de potência e desbalanceamento de impedância.

Tabela 18 - Comparação de algoritmos para balanceamento de impedância.

Algoritmos	Configurações	Perdas (MW)	Desbalanceamento de Impedância
Padrão	14, 15, 16	0,5114	0,1333
Kruskal	3, 8, 11	0,5605	0,1669
Exclusão Reversa	3, 8, 11	0,5605	0,1669
Prim	11, 15, 16	0,4932	0,0470
Borůvka	3, 8, 11	0,5605	0,1669
Metodologia Proposta	7, 14, 16	0,4839	0,0322

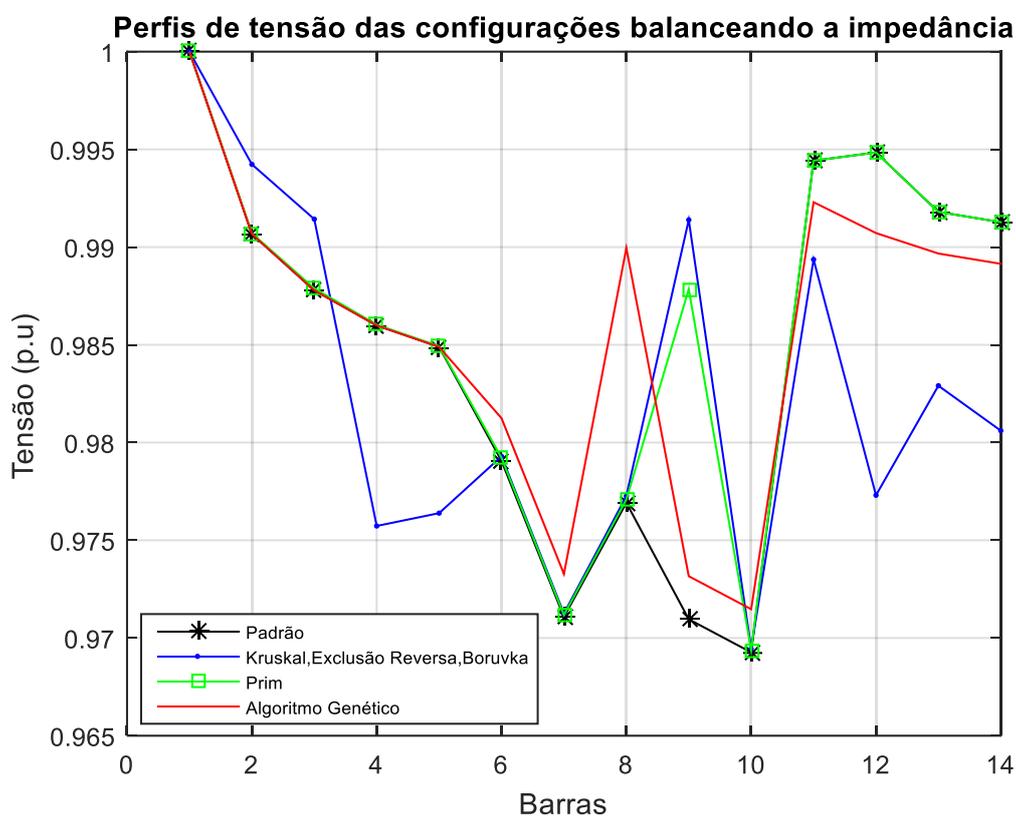
Fonte: Elaborada pelo autor.

Considerando somente os algoritmos abordado por Rese et al. (2017), o algoritmo de Prim foi o que teve a menor perda de potência. Porém, ao compararmos com a metodologia proposta, além dela proporcionar o melhor balanceamento por impedância, conseguiu também fornecer a menor perda de potência entre os algoritmos comparados, sendo melhor em 1,88% do que Prim e em 5,38% em relação à configuração padrão.

Na Figura 35, são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados

para a topologia padrão e para configuração da metodologia proposta do sistema de 16 barras.

Figura 35 - Perfil de tensão do balanceamento de impedância.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Tabela 19 são mostrados os principais valores encontrados nos perfis de tensão da Figura 35, evidenciando numericamente o melhor desempenho do algoritmo genético proposto quanto ao perfil de tensão que a configuração balanceada proporcionou

Tabela 19 - Principais valores da tensão do balanceamento de impedância.

Algoritmos	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9693	0,9849	1
Kruskal	0,9694	0,9826	1
Exclusão Reversa	0,9694	0,9826	1
Prim	0,9694	0,9826	1
Boruvka	0,9694	0,9826	1
Metodologia Proposta	0,9715	0,9857	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

O algoritmo genético proposto no presente trabalho balanceou o sistema quanto à impedância, permitindo uma melhoria do perfil de tensão. Os valores de mínima e média tensão foram elevados, sendo o AG foi o único algoritmo que proporcionou uma mínima tensão superior a 0,97 em p.u.

4.2.3 Comparação de balanceamentos

Esta seção traz uma análise comparativa entre os três diferentes objetivos de balanceamento: balanceamento por carga, por fluxo e por impedância. Os objetivos de balanceamento são comparados entre si, inicialmente, quanto à redução da perda de potência, perfil de tensão e redução do desbalanceamento de seus respectivos parâmetros. Por fim, as configurações balanceadas são avaliadas de maneira mais precisa, por meio de um índice de balanceamento proposto pelo autor.

4.2.3.1 Comparação de balanceamentos para sistema de 16 barras

Os resultados obtidos com a comparação dos balanceamentos propostos aplicados ao sistema de 16 barras são apresentados na Tabela 20.

Tabela 20 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 16 barras.

Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga
Padrão	14, 15, 16	0,5114	0,1333	5,2692	5,0846
Balanceamento por Impedância	7, 14, 16	0,4839	0,0322	4,2608	4,1053
Balanceamento por Fluxo	4, 7, 8	0,4793	0,1412	3,5427	3,4064
Balanceamento por Carga	4, 7, 8	0,4793	0,1412	3,5427	3,4064

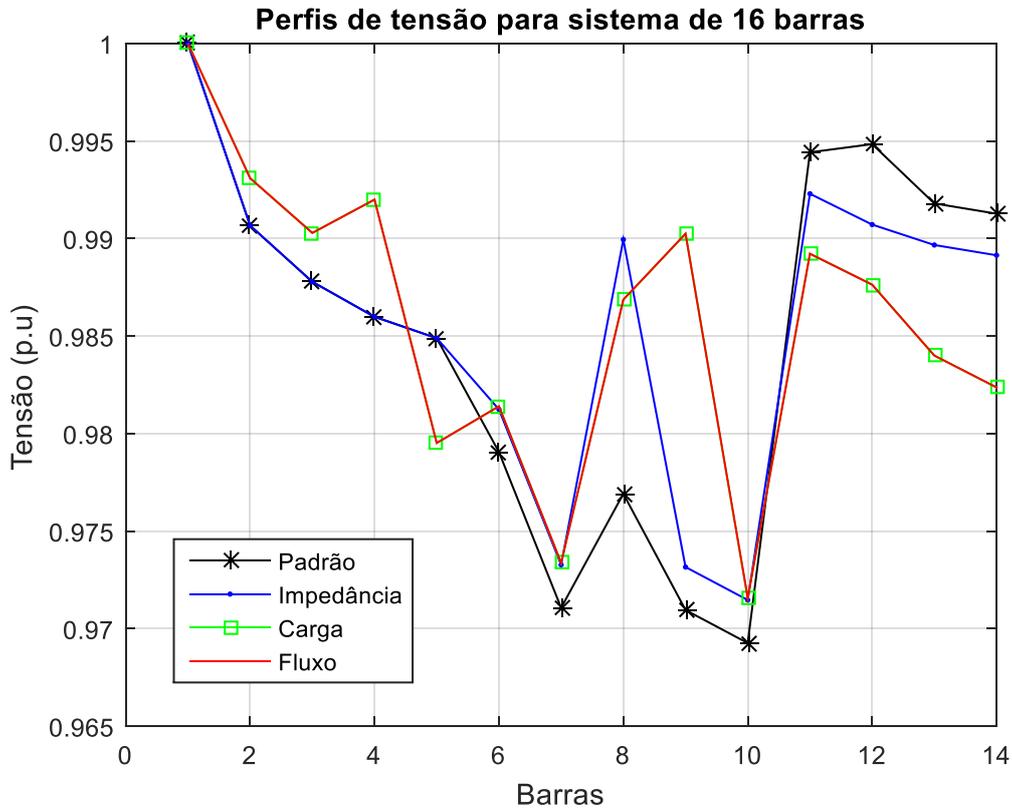
Fonte: Elaborada pelo autor.

O AG proposto neste trabalho encontrou configurações satisfatórias para cada um dos objetivos de balanceamentos. Todos os balanceamentos proporcionaram uma redução significativa da perda de potência em relação à configuração padrão. Os balanceamentos por carga e por fluxo obtiveram as mesmas topologias, com uma redução de 6,28% da perda de potência comparando com o estado padrão da rede. Logicamente cada balanceamento teve

melhor desempenho para o seu respectivo objetivo.

Na Figura 36, são apresentados os níveis das magnitudes de tensão encontrados para a topologia padrão e para as configurações da metodologia proposta do sistema de 16 barras.

Figura 36 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 16 barras.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Tabela 21, são mostrados os principais valores encontrados nos perfis de tensão da Figura 36, evidenciando o melhor desempenho nos balanceamentos em relação ao sistema padrão.

Tabela 21 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 16 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9693	0,9849	1
Balanceamento por Impedância	0,9715	0,9857	1
Balanceamento por Fluxo	0,9716	0,9857	1
Balanceamento por Carga	0,9716	0,9857	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os balanceamentos conseguiram a mesma tensão média, superior à tensão média da topologia padrão. Para todos os balanceamentos a mínima tensão foi elevada para valores acima de 0,97 e com pequeno destaque dos balanceamentos por carga e por fluxo.

4.2.3.2 Comparação de balanceamentos para sistema de 84 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 84 barras são apresentados na Tabela 22.

Tabela 22 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 84 barras.

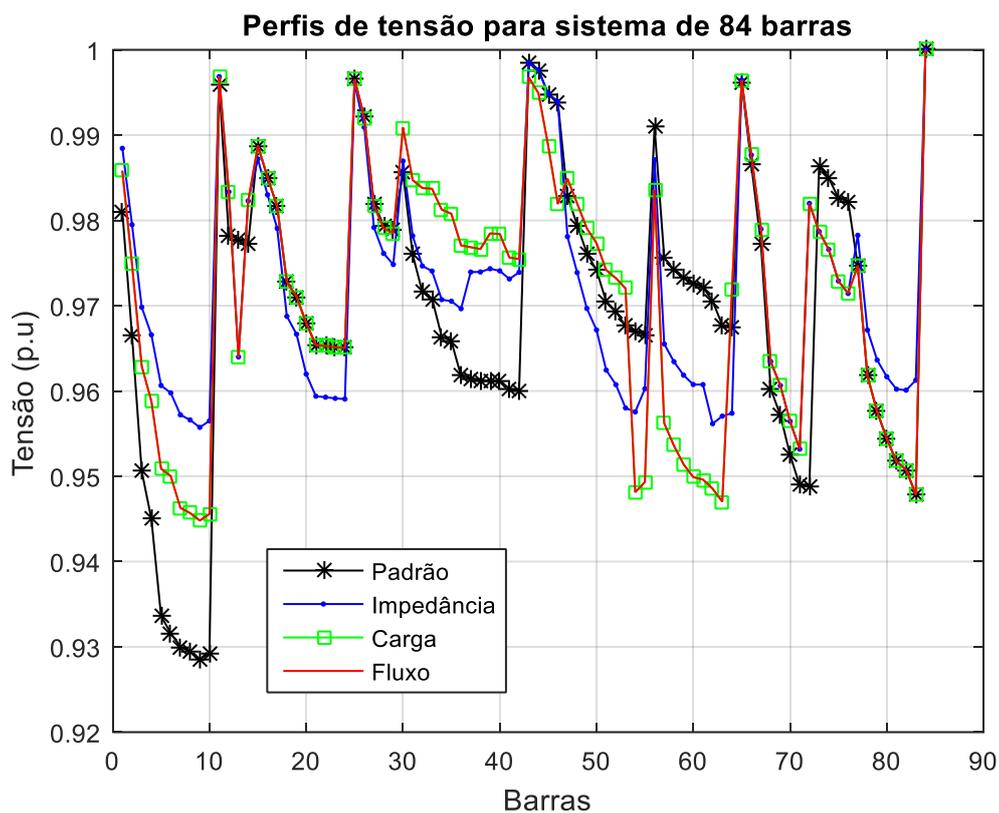
Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga
Padrão	84, 85, 86, 87, 88, 89, 90, 91, 92, 93, 94, 95, 96	0,5319	0,8531	0,9473	0,9193
Balanceamento por Impedância	7, 13, 37, 42, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92, 94	0,4870	0,5458	0,8151	0,7975
Balanceamento por Fluxo	7, 13, 34, 39, 54, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95	0,4884	0,7263	0,5295	0,5224
Balanceamento por Carga	7, 13, 34, 39, 54, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95	0,4884	0,7263	0,5295	0,5224

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para o segundo sistema, as soluções encontradas pelo AG proposto neste trabalho também são eficientes, proporcionando maior balanceamento quanto a cada parâmetro e de modo geral, diminuindo as perdas técnicas da rede. O balanceamento por impedância obteve uma perda levemente menor dos que os outros dois balanceamentos, com uma redução de 8,43% em relação a configuração padrão. Os balanceamentos por carga e por fluxo mais uma vez encontraram a mesma topologia.

Na Figura 37, são apresentados os perfis de tensão encontrados para a topologia padrão e para as configurações da metodologia proposta do sistema de 84 barras.

Figura 37 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 84 barras.



No segundo estudo de caso, os três balanceamentos proporcionaram melhorias no perfil de tensão da rede, superando a configuração padrão, como é numericamente comprovado na Tabela 23.

Tabela 23 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 84 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9285	0,9695	1
Balanceamento por Impedância	0,9532	0,9717	1
Balanceamento por Fluxo	0,9448	0,9717	1
Balanceamento por Carga	0,9448	0,9717	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Todos os balanceamentos possibilitaram a elevação da mínima e média tensão, tirando o sistema de um cenário com tensão precária. Amenizaram o afundamento de tensão que ocorria na configuração padrão e tornaram o perfil de tensão bem menos instável. As

configurações balanceadas alcançaram a mesma tensão média e o balanceamento por impedância foi o único que proporcionou tensão mínima acima de 0,95.

4.2.3.3 Comparação de balanceamentos para sistema de 136 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 136 barras são apresentados na Tabela 24.

Tabela 24 - Comparação do desbalanceamento para sistema de 136 barras.

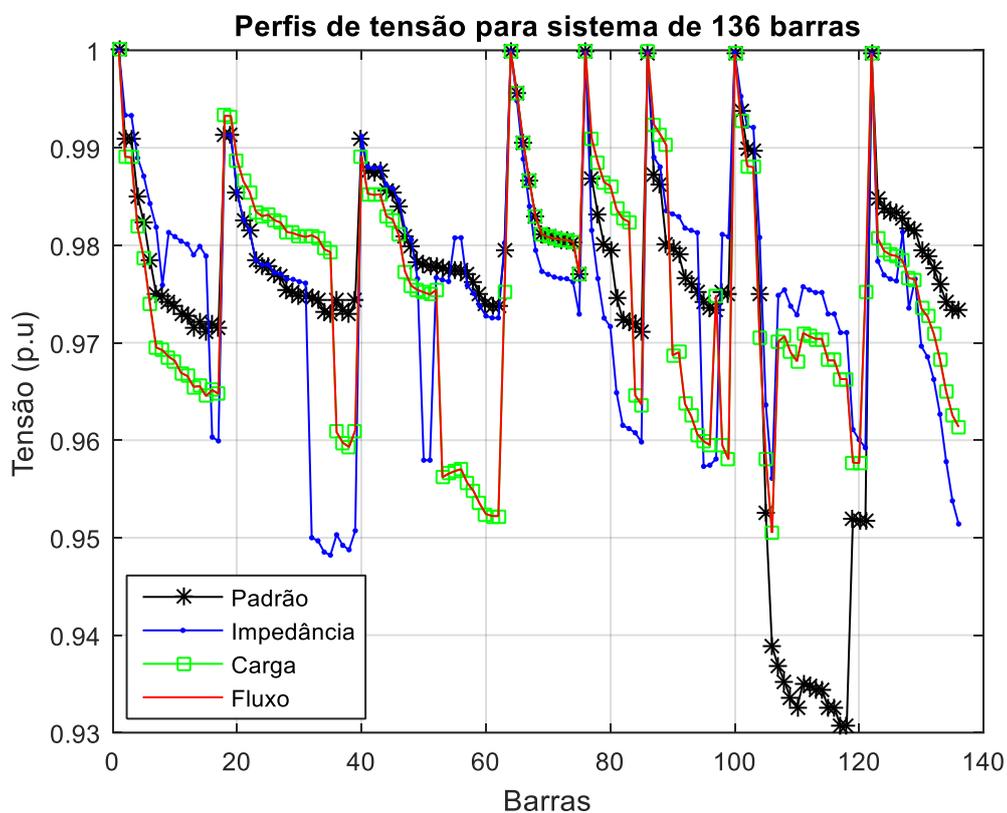
Configuração	Chaves NA	Perdas (MW)	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga
Padrão	136, 137, 138, 139, 140, 141, 142, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 152, 153, 154, 155, 156	0,3204	2,5302	0,5417	2,2760
Balanceamento por Impedância	7, 15, 31, 48, 49, 54, 94, 106, 126, 128, 137, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 149, 150, 151, 156	0,3160	0,7000	0,3206	2,9764
Balanceamento por Fluxo	35, 52, 83, 89, 96, 106, 120, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	0,3121	3,1177	0,0905	0,0009
Balanceamento por Carga	35, 52, 83, 89, 96, 106, 120, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	0,3121	3,1177	0,0905	0,0009

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para o último sistema teste, o algoritmo proposto encontrou boas soluções para cada objetivo de balanceamento de alimentadores, obtendo para todos eles um menor valor de perda de potência em relação à configuração padrão, reduzindo em até 2,61% o valor das perdas. Os balanceamentos por carga e por fluxo se destacaram, encontrando a mesma configuração e a menor perda de potência entre as topologias da Tabela 24.

Na Figura 38, são apresentados os perfis de tensão encontrados para a topologia padrão e para as configurações da metodologia proposta do sistema de 136 barras.

Figura 38 - Perfil de tensão dos balanceamentos no sistema de 136 barras.



No terceiro estudo de caso, o perfil de tensão da rede aperfeiçoado em todos os balanceamentos utilizados, superando o perfil de tensão fornecido pela configuração padrão, como ressalta os valores contidos na Tabela 25.

Tabela 25 - Principais valores da tensão dos balanceamentos no sistema de 136 barras.

Configuração	Tensão mínima	Tensão média	Tensão máxima
Padrão	0,9306	0,9749	1
Balanceamento por Impedância	0,9482	0,9757	1
Balanceamento por Fluxo	0,9505	0,9757	1
Balanceamento por Carga	0,9505	0,9757	1

Fonte: Elaborada pelo autor.

Através da Figura 38 e Tabela 25 pode-se observar que as configurações balanceadas encontradas melhoram o perfil de tensão do sistema, após a reconfiguração com foco no balanceamento por carga e por fluxo o menor valor de tensão encontrado no sistema foi de 0,9505 em p.u. elevando a mínima tensão em 0,0199. A topologia padrão fornece mínima tensão muito próxima (0,9306) do limite inferior de tensão estabelecido pela ANEEL (0,93), fato esse que deixa a rede muito suscetível a ocorrência de subtensão, pois qualquer mínima oscilação na rede pode causar esse cenário.

4.2.4 Normalização dos dados

Para determinar de fato qual foi o objetivo de balanceamento com o melhor desempenho, é necessário uma análise mais criteriosa dos resultados que cada configuração forneceu. Para uma análise mais precisa das Tabelas 20, 22 e 24, os dados foram normalizados de acordo com a Equação (37):

$$X_{norm} = \frac{X}{X_{máx}} \quad (37)$$

Sendo:

- X_{norm} o valor normalizado do dado;
- X o valor real do dado;
- $X_{máx}$ o maior valor entre os dados.

A normalização dos dados permite com que os valores sejam julgados de forma mais igualitária. A seguir, é apresentado o índice utilizado para avaliar o desempenho das configurações balanceadas.

4.2.5 Índice De Balanceamento

Nos diversos trabalhos que abordaram a minimização da perda de potência (Seção 4.2.1), foi utilizado como medida de desempenho, unicamente, o valor da perda de potência que as configurações obtidas proporcionaram. Já nos trabalhos de Ravibabu et al. (2008), Ferreira et al. (2017) e Rese et al. (2017), os valores de perdas foram considerados secundariamente ou até mesmo desconsiderados. Em Ravibabu et al. (2008), os autores

discorrem brevemente sobre perda de potência, mas não citam o valor encontrado e nem a incluem na fórmula do *LBI* (Capítulo 3, Seção 3.5.1), fazendo a avaliação do desempenho das configurações somente com foco no acúmulo de carga. Em (FERREIRA et al., 2017), o valor da perda de potência é informado, entretanto o desempenho é medido exclusivamente quanto a distribuição do fluxo de potência pelos alimentadores. Em (RESE et al., 2017), os autores não fazem menção relevante à perda de potência e a análise do desempenho das topologias encontradas é feita com base apenas no acúmulo de impedâncias.

Cada tipo de avaliação de desempenho tem sua importância, e como mostrado no decorrer do trabalho, tanto a perda quanto cada um dos balanceamentos têm sua relevância para os SDEEs. Os objetivos de balanceamento foram tratados separadamente até o momento, porém não é interessante equilibrar o sistema quanto a um parâmetro e ao mesmo tempo causar grande desequilíbrio quanto a um outro. Diante do que foi descrito, após a normalização dos dados, é proposto um índice que leva em consideração a perda de potência e todos os três objetivos de balanceamento, chamado de Índice De Balanceamento (IDB), representado pela Equação (38).

$$IDB = \rho_1 \times P + \rho_2 \times DP_I + \rho_3 \times DP_F + \rho_4 \times DP_C \quad (38)$$

Sendo:

- *IDB* : Índice De Balanceamento;
- *P* : Perda de potência da configuração;
- *DP_I* : Desvio padrão por balanceamento de impedância;
- *DP_F* : Desvio padrão por balanceamento de fluxo;
- *DP_C* : Desvio padrão por balanceamento de carga;
- ρ_1 : Peso para a perda de potência da configuração;
- ρ_2 : Peso para a desvio padrão por balanceamento de impedância;
- ρ_3 : Peso para a desvio padrão por balanceamento de fluxo;
- ρ_4 : Peso para a desvio padrão por balanceamento de carga.

O IDB leva em consideração o quanto uma configuração balanceia o sistema em relação a cada objetivo e pode ser modelado conforme a Equação (38), pois todos os objetivos consistem em minimização de valores. Portanto, quanto menor o valor do IDB, melhor é a configuração.

Todos os pesos da Equação (38) foram considerados com o valor 1 (um), visto que no presente trabalho todos os objetivos foram tratados com a mesma relevância. A utilização

de pesos permite quantificar o grau de importância dado a cada um dos termos do IDB, caso seja de interesse da concessionária distribuidora ou de futuros pesquisadores a alteração destes.

4.2.6 Resultado da aplicação do IDB

De posse dos dados normalizados e do IDB, as Tabelas 20, 22 e 24 foram ajustadas, dando origem às Tabelas 26, 27 e 28, respectivamente.

Tabela 26 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 16 barras.

Configuração	Perdas	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga	IDB
Padrão	1	0,944050992	1	1	3,944050992
Balanceamento por Impedância	0,946167384	0,228328612	0,8086237	0,807398812	2,790518508
Balanceamento por Fluxo	0,93723113	1	0,672341152	0,669944538	3,279516821
Balanceamento por Carga	0,93723113	1	0,672341152	0,669944538	3,279516821

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 27 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 84 barras.

Configuração	Perdas	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga	IDB
Padrão	1	1	1	1	4
Balanceamento por Impedância	0,915740584	0,639784316	0,860445477	0,867507886	3,283478263
Balanceamento por Fluxo	0,918373103	0,851365608	0,558957036	0,568258458	2,896954204
Balanceamento por Carga	0,918373103	0,851365608	0,558957036	0,568258458	2,896954204

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 28 - Comparação do desbalanceamento com IDB para sistema de 136 barras.

Configuração	Perdas	Desvio de Impedância	Desvio de Fluxo	Desvio de Carga	IDB
Padrão	1	0,811559804	1	0,764682166	3,57624197
Balanceamento por Impedância	0,986916063	0,224537319	0,591840502	1	2,803293884
Balanceamento por Fluxo	0,974581564	1	0,167140484	0,000302379	2,142024426
Balanceamento por Carga	0,974581564	1	0,167140484	0,000302379	2,142024426

Fonte: Elaborada pelo autor.

Considerando somente a perda de potência alcançada por cada balanceamento, os métodos de balanceamento por fluxo e por carga obtiveram resultados superiores aos demais métodos para a maioria dos sistemas testados. Isso, conseqüentemente, refletiu positivamente no perfil de tensão proporcionado pela configuração encontrada. Entretanto, para uma análise mais completa do desempenho dos métodos, é necessário levar em consideração mais do que somente a perda, mas também o equilíbrio do sistema quanto a cada parâmetro de balanceamento.

Nas Tabelas 26, 27 e 28 a coluna referente ao IDB é a que tem a maior importância, pois quanto menor esse valor, mais a configuração atende aos três métodos de balanceamento e a minimização de perda de potência simultaneamente. Esse índice proporciona uma melhor distribuição do sistema entre os alimentadores e um maior equilíbrio.

Para o sistema de 16 barras, houve uma redução de perda de potência em 6,28% da configuração padrão para o balanceamento de menor perda. Todos os métodos de balanceamento alcançaram um IDB superior ao do sistema padrão. Entre os métodos utilizados, o de melhor desempenho foi o balanceamento por impedância, com IDB de 2,79. Ao compararmos com a configuração padrão, temos que esses dois métodos de balanceamento superaram em 29,25% a configuração padrão e em 16,85% o balanceamento por fluxo e por cargas. Embora os balanceamentos por carga e por fluxo não tenham sido os melhores, mostraram-se eficientes ao obter o segundo melhor desempenho para esse sistema, com IDB de 3,28.

No sistema de 84 barras, a perda de potência diminuiu em 8,43% da configuração padrão para a de melhor balanceamento. Todas as técnicas de balanceamento foram superiores à configuração padrão quanto ao IDB. Para esse sistema de maior porte os balanceamentos por fluxo e por carga obtiveram o melhor desempenho, com um IDB de 2,897. Esse valor é superior ao encontrado pela configuração padrão em 27,58% e melhor que o balanceamento por impedância em 11,77%.

Quanto ao sistema de 136 barras, a perda de potência passou de 0,32024 kW para 0,3121 kW, considerando a configuração padrão e a balanceada com menor perda. Quanto ao IDB para o último sistema, os balanceamentos por carga e fluxo tiveram o melhor desempenho, com IDB de 2,14. Esse IDB foi melhor que a configuração padrão em 40,1% e superior ao IDB do balanceamento por impedância em 23,59%.

Com os testes realizados, destacaram-se as configurações encontradas pelo AG proposto neste trabalho com o objetivo de melhorar os balanceamentos por carga e por fluxo, pois obtiveram o segundo melhor resultado para o sistema de 16 barras e proporcionaram

resultados superiores para os sistemas de 84 e 136 barras. Para encerramento da fase mono-objetiva é necessário a escolha de um dos dois melhores balanceamentos, portanto na fase multiobjetiva será utilizado o balanceamento de cargas, por ser um dos métodos com melhor resultado, ser o mais difundido e mais comumente utilizado. É importante ressaltar que ambos os balanceamentos tiveram o mesmo grau de desempenho e encontraram as mesmas configurações, portanto a utilização de um ou do outro torna-se opcional.

4.3 Resultados da aplicação do *NSGA-II* na fase multiobjetiva

Para a fase multiobjetiva do presente trabalho foi aplicado o algoritmo multiobjetivo evolutivo *NSGA-II* com os objetivos de minimizar perdas técnicas de potência e minimizar o desbalanceamento de cargas. O algoritmo foi executado para cada um dos três sistemas: 16, 84 e 136 barras. A intenção é fornecer ao operador do sistema, um conjunto de soluções que levem em conta esses dois importantes objetivos, podendo assim quantificar o quanto deseja atender um objetivo sem negligenciar o outro. Com a aplicação dessa metodologia é possível, por exemplo, fixar o valor das perdas em um determinado valor aceitável pela concessionária e ao mesmo tempo obter o melhor desempenho possível, dentro desse cenário, do balanceamento entre os alimentadores do sistema de distribuição.

4.3.1 Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 16 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 16 barras são apresentados na Tabela 29.

Tabela 29 - Indivíduos não-dominados para sistema de 16 barras.

Configurações	Perda de Potência (kW)	Balanceamento de Carga
7, 8, 16	466,1267	3,722
4, 7, 8	479,2915	3,4064

Fonte: Elaborada pelo autor.

Quanto maior o porte do sistema, maior é a possibilidade de existir indivíduos não-dominados. O conjunto-Pareto não é representado em forma de figura, pois o algoritmo encontrou apenas duas soluções não-dominadas para este sistema, o que é justificado pela baixa dimensão que o sistema de 16 barras possui. É relevante observar que os indivíduos

encontrados pelo *NSGA-II* são os pontos extremos de suas respectivas funções objetivo. Esse fato é de grande importância para validar as soluções encontradas na fase mono-objetiva com a aplicação do algoritmo genético.

4.3.2 Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 84 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 84 barras são apresentados na Tabela 30.

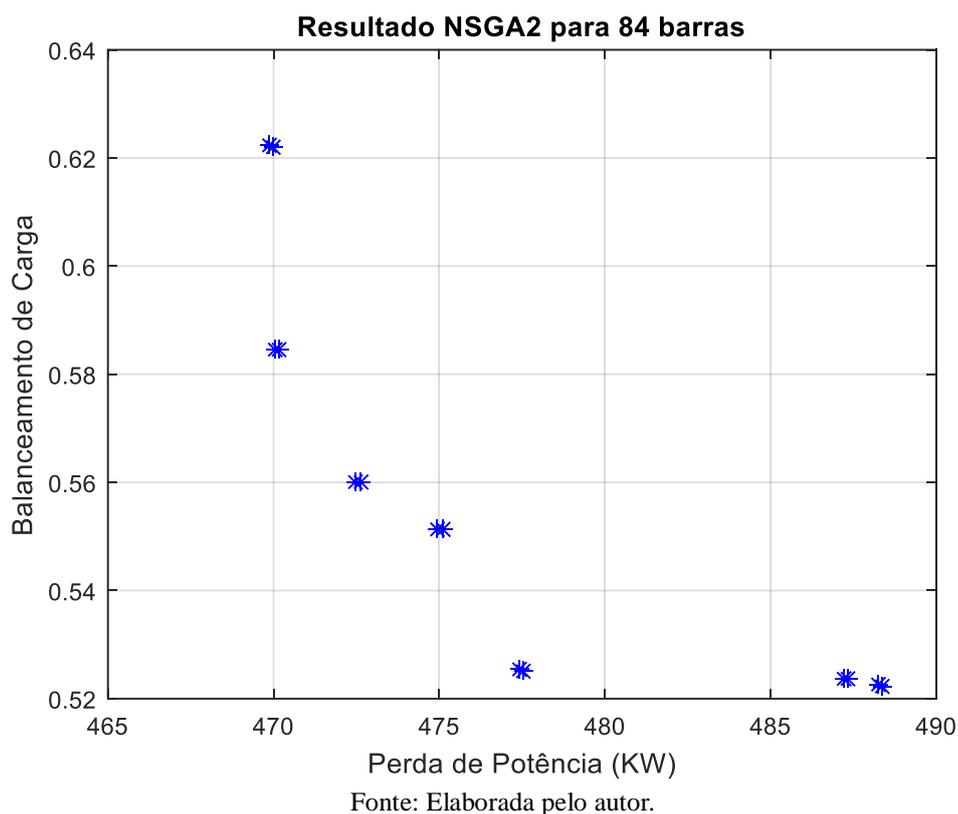
Tabela 30 - Indivíduos não-dominados para sistema de 84 barras.

Configurações	Perda de Potência (kW)	Balanceamento de Carga
7, 13, 34, 39, 42, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92	469,8575	0,6222
7, 13, 34, 39, 55, 62, 72, 83, 86, 89, 90, 92, 95	469,9882	0,6220
7, 13, 34, 39, 42, 55, 63, 72, 83, 86, 89, 90, 92	470,0367	0,5847
7, 13, 34, 39, 55, 63, 72, 83, 86, 89, 90, 92, 95	470,1674	0,5845
7, 13, 34, 39, 42, 55, 63, 72, 86, 89, 90, 91, 92	472,479	0,5602
7, 13, 34, 39, 55, 63, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95	472,6097	0,5601
7, 13, 34, 39, 42, 55, 64, 72, 83, 86, 89, 90, 92	474,9537	0,5514
7, 13, 34, 39, 55, 64, 72, 83, 86, 89, 90, 92, 95	475,0844	0,5512
7, 13, 34, 39, 42, 55, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92	477,396	0,5254
7, 13, 34, 39, 55, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95	477,5268	0,5252
7, 13, 34, 39, 42, 55, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 96	487,1892	0,5237
7, 13, 34, 39, 55, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95, 96	487,3199	0,5235
7, 13, 34, 39, 42, 54, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92	488,2395	0,5226
7, 13, 34, 39, 54, 64, 72, 86, 89, 90, 91, 92, 95	488,3703	0,5224

Fonte: Elaborada pelo autor.

Os indivíduos não-dominados da Tabela 30 formam a Fronteira Pareto mostrada na Figura 39.

Figura 39 - Fronteira Pareto encontrada para sistema de 84 barras.



Para o segundo estudo de caso, sistema de 84 barras, o algoritmo encontrou uma quantidade maior de soluções não-dominadas, totalizando 14 indivíduos não-dominados. Os pontos extremos da fronteira representam uma perda de potência de 469,8575 kW e desbalanceamento de 0,5224, representando os valores mínimos para perda de potência e para o desbalanceamento de carga, respectivamente. Esses valores corroboram os resultados obtidos pelo AG proposto neste trabalho para o sistema de 84 barras.

4.3.3 Minimização de perda e de desbalanceamento para sistema de 136 barras

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 136 barras são apresentados na Tabela 31.

Tabela 31 - Indivíduos não-dominados para sistema de 136 barras

Configurações	Perda de Potência (kW)	Balançamento de Carga
7, 35, 51, 90, 96, 106, 118, 126, 135, 137, 138, 141, 142, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 155	280,214	3,2084
7, 9, 53, 90, 106, 118, 135, 138, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	283,2367	3,1892

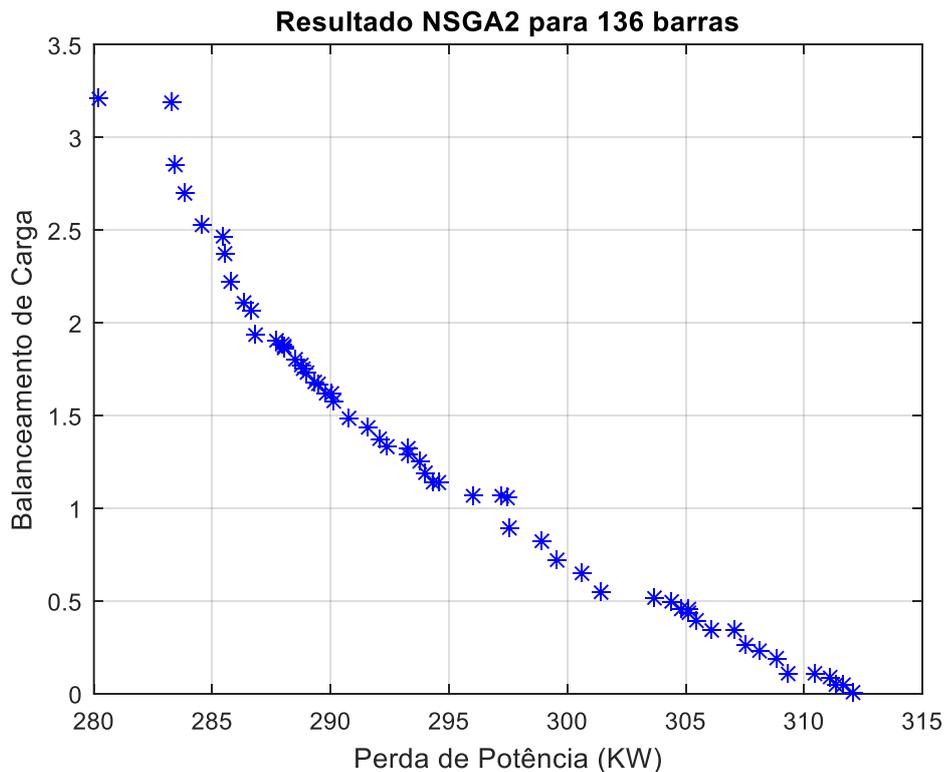
9, 53, 90, 106, 118, 135, 136, 138, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	283,4646	2,8517
9, 49, 53, 90, 106, 118, 135, 136, 138, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	283,8475	2,6972
49, 53, 90, 106, 118, 135, 136, 137, 138, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	284,5453	2,521
9, 49, 53, 90, 106, 120, 135, 136, 138, 140, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	285,4807	2,4668
49, 53, 90, 106, 120, 135, 136, 137, 138, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	285,5161	2,3769
9, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 126, 128, 136, 139, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 156	285,7345	2,2148
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 126, 128, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 156	286,311	2,1083
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 126, 128, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 156	286,6666	2,0629
38, 51, 53, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	286,7888	1,9302
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 128, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	287,6995	1,9025
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 126, 128, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 156	287,9437	1,8867
9, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 128, 136, 139, 140, 143, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 156	288,0071	1,8773
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 128, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	288,0551	1,8572
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	288,5046	1,7968
9, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 136, 139, 140, 143, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	288,7397	1,7715
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 136, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	288,8601	1,7514
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 128, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	288,9767	1,7263
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 128, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	289,3323	1,681
9, 38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 136, 140, 143, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	289,5118	1,665
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	289,7817	1,6205
9, 35, 51, 53, 83, 90, 96, 106, 120, 128, 136, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	290,0037	1,6135
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 120, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	290,1373	1,5752
38, 49, 53, 83, 84, 90, 106, 119, 136, 137, 140, 143, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	290,789	1,4888
35, 51, 53, 83, 90, 96, 106, 120, 128, 136, 137, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	291,5731	1,4373
35, 51, 53, 83, 90, 96, 106, 119, 136, 137, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	292,0301	1,3769
35, 51, 53, 83, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	292,3931	1,3316
9, 38, 51, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 136, 140, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	293,2563	1,3188
38, 51, 83, 84, 90, 96, 106, 119, 128, 136, 137, 140, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	293,3047	1,2937
38, 52, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 128, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 156	293,7285	1,2483
38, 52, 83, 84, 90, 96, 106, 119, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	293,9553	1,1879
38, 48, 50, 52, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	294,3524	1,1426
38, 48, 52, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	294,5616	1,1426
9, 35, 51, 53, 83, 89, 96, 106, 120, 128, 136, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	296,0011	1,0688
9, 35, 49, 53, 83, 90, 106, 119, 136, 140, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	297,1911	1,0664
38, 52, 83, 90, 96, 106, 136, 137, 140, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	297,4502	1,0562
35, 51, 53, 83, 89, 96, 106, 120, 128, 136, 137, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	297,5705	0,8926
9, 35, 48, 52, 83, 90, 96, 106, 120, 128, 136, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	298,934	0,8259
9, 35, 48, 52, 83, 90, 96, 106, 120, 136, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	299,5191	0,7201
35, 48, 52, 83, 90, 96, 106, 120, 128, 136, 137, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	300,616	0,6497
35, 48, 52, 83, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	301,4182	0,5439
9, 35, 51, 83, 90, 106, 120, 136, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	303,6879	0,5195
35, 52, 83, 90, 106, 119, 128, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	304,4228	0,4945
35, 52, 83, 90, 96, 106, 136, 137, 140, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	304,7678	0,4575

35, 51, 83, 90, 106, 120, 128, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	305,119	0,4491
9, 35, 52, 83, 90, 106, 136, 140, 141, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	305,1423	0,4332
35, 52, 83, 90, 106, 119, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	305,4082	0,3887
35, 51, 83, 90, 106, 120, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	306,1044	0,3433
35, 50, 51, 83, 90, 106, 119, 128, 136, 137, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	307,0916	0,34
35, 51, 83, 90, 106, 136, 137, 140, 141, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	307,5588	0,2569
35, 50, 51, 83, 90, 106, 119, 136, 137, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	308,077	0,2342
35, 50, 51, 83, 90, 106, 120, 136, 137, 140, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	308,8559	0,1889
35, 48, 52, 83, 89, 96, 106, 120, 128, 136, 137, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 156	309,3454	0,1049
35, 50, 51, 83, 90, 106, 136, 137, 140, 143, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 152, 154, 155, 156	310,468	0,1025
9, 35, 52, 73, 83, 90, 96, 106, 119, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	311,1038	0,0886
35, 52, 83, 89, 96, 106, 119, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	311,3574	0,0445
9, 35, 52, 73, 83, 90, 96, 106, 120, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	311,682	0,0432
35, 52, 83, 89, 96, 106, 120, 136, 137, 140, 141, 144, 145, 146, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156	312,0815	0,0009

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na Figura 40 é mostrado a Fronteira Pareto formada pelos indivíduos encontrados pelo *NSGA-II* proposto neste trabalho, conforme expressado na Tabela 31.

Figura 40 - Fronteira Pareto encontrada para sistema de 136 barras.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Ao aplicarmos a metodologia proposta ao sistema de 136 barras foram

encontrados um número bem maior de indivíduos não-dominados, como era esperado devido a maior dimensão do sistema. A fronteira Pareto é composta por 59 indivíduos bem distribuídos. Os pontos extremos encontrados correspondem aos mesmos encontrados na fase mono-objetiva, com 0,0009 de desbalanceamento de carga e 280,214 kW de perda de potência. Mais uma vez comprovando a eficiência das soluções encontradas pelo AG proposto.

Em um cenário hipotético em que a concessionária deseja balancear os alimentadores da rede de distribuição, mas sem que a perda de potência ultrapasse o valor de 295 kW, o conjunto de soluções encontradas pelo *NSGA-II* pode ser de grande ajuda. Para essa situação, a topologia com as chaves abertas 38, 48, 52, 83, 84, 90, 96, 106, 120, 136, 137, 141, 144, 145, 147, 148, 150, 151, 154, 155, 156 é a que melhor se encaixa, pois fornece balanceamento de 1,1426, com o valor de perda de potência em 294,5616 kW, respeitando a restrição.

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho apresentou-se duas metaheurísticas evolutivas eficientes para solucionar o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia de maneira mono-objetiva e multiobjetiva, sendo elas: Algoritmo Genético com procedimento de factibilização e *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* com procedimento de factibilização e de diversificação, respectivamente. Os algoritmos foram aplicados visando otimizar dois objetivos de importância para o setor de distribuição de energia: minimização da perda técnica de potência ativa e a minimização do desbalanceamento entre alimentadores. Para a minimização do desbalanceamento foi abordado três objetivos como foco do balanceamento da rede, um considerado mais clássico e mais antigo, e outros dois com uma abordagem mais recente do problema, sendo eles: balanceamento por carga, por fluxo e por impedância, na devida ordem. Os testes foram realizados nos sistemas de 16, 84 e 136 barras, tais sistemas são bem conhecidos e já foram utilizados em diversos trabalhos relacionados a reconfiguração de redes de distribuição.

O factibilizador foi crucial para ambos os algoritmos, por sempre proporcionar configurações perfeitamente factíveis, considerando a radialidade e conectividade da rede elétrica, auxiliando assim na aquisição das melhores soluções. O processo de factibilização mostrou-se eficaz e aplicável para demais problemas que necessitem exclusivamente de redes de distribuição radiais.

O processo de diversificação inseriu diversidade pontualmente ao *NSGA-II* permitindo aumento do número de não-dominados com o passar das gerações e auxiliando a aproximação da população para a fronteira Pareto, além de proporcionar uma relativa rápida obtenção dos extremos ótimos para cada objetivo.

Primeiramente, o AG proposto neste trabalho foi aplicado para a minimização das perdas e os resultados alcançados foram comparados com trabalhos com essa temática frequentemente referenciados. O algoritmo obteve excelente desempenho, condizentes com os melhores resultados encontrados na literatura especializada.

No segundo objetivo, foi realizado um estudo a respeito do balanceamento para o sistema de 16 barras. Neste foi realizado uma comparação dos resultados encontrados pelo AG para balanceamento de carga, fluxo e impedância com os trabalhos de Ravibabu et al. (2008), Ferreira et al. (2017) e Rese et al. (2017), respectivamente. Os resultados salientam que a metodologia proposta atingiu configurações iguais aos trabalhos de Ravibabu et al. (2008) e Ferreira et al. (2017), para o equilíbrio de carga e de fluxo, nesta ordem. Já para o

balanceamento de impedância, o AG com factibilizador proposto proporcionou resultados superiores aos quatro algoritmos explorados por Rese et al. (2017). Desta forma, é considerado o melhor resultado para este objetivo encontrado na bibliografia que aborda o tema.

Como estudo principal da minimização do desbalanceamento, foi realizada uma comparação entre os três objetivos de balanceamento. A partir do estudo, foi mostrada a importância que o balanceamento de alimentadores tem para o sistema de distribuição de energia. Tendo grande influência no perfil de tensão e perda de potência ativa. Foi ressaltado a eficácia que cada função objetivo possui quanto ao equilíbrio da rede, à relevância que cada parâmetro tem para o sistema e à aplicabilidade das soluções encontradas visando melhorar cada um dos objetivos. Nos testes realizados destacaram-se as configurações encontradas pelo AG proposto neste trabalho com o objetivo de melhorar os balanceamentos por carga e por fluxo, pois tiveram o segundo melhor resultado para o menor sistema e foram os mais benéficos para os dois sistemas de distribuição maiores, segundo o IDB.

O índice proposto é uma grande contribuição da pesquisa, pois permite analisar de forma eficiente o desempenho das configurações quanto aos valores de perda de potência e de cada objetivo de balanceamento de forma simultânea.

Além da descoberta da melhor forma para balancear os sistemas de distribuição radiais, proporcionando equilíbrio e confiabilidade à rede, foi evidenciada a fortíssima relação que o balanceamento por fluxo e por carga possuem, fato que até então não havia sido documentado na literatura especializada.

A aplicação do *NSGA-II* proposto neste trabalho permitiu encontrar um conjunto de soluções que levam em consideração a perda e o desbalanceamento simultaneamente, fornecendo ao operador do sistema a possibilidade de quantificar o quanto deseja atender de cada objetivo. Podendo focar mais em um objetivo X e ao mesmo tempo saber que o objetivo Y está em seu melhor valor possível, dentro da situação especificada.

Todas as configurações encontradas, tanto pelo AG quanto pelo *NSGA-II* propostos neste trabalho, são satisfatoriamente aplicáveis aos sistemas de distribuição, por fornecer redução significativa da perda de potência, melhoria considerável do desbalanceamento de alimentadores quanto a qualquer um dos parâmetros. Em adição, para todos os casos as soluções encontradas foram superiores que a configuração padrão, com menor perda, desbalanceamento e IDB, além de nitidamente tornar o perfil de tensão mais constante, sem afundamentos bruscos e menos instabilidade. As configurações encontradas permitiram que sistemas com a tensão mínima próxima ou abaixo de 0,93 fossem elevadas,

distanciando-as desse limite inferior de tensão, prevenindo a ocorrência de subtensões.

Por fim, listam-se a seguir algumas perspectivas de trabalhos futuros.

- Aplicação de metodologia proposta para sistemas de maior porte;
- Desenvolvimento de metodologias para redução da dimensão de sistemas de distribuição, por existirem linhas que ao serem desligadas automaticamente acarretam ilhamento da rede;
- Pesquisar ou criar objetivos de balanceamento com foco em parâmetros inexplorados;
- Melhorias na formulação do índice de balanceamento e até mesmo efetuar o balanceamento visando otimizar esse índice;
- Aplicação do *NSGA-II* com foco simultâneo em todos os objetivos abordados neste trabalho;
- Consolidar a diversidade como um parâmetro ajustável dos algoritmos evolutivos;

REFERÊNCIAS

- ABUR, Ali Determining the optimal radial network topology within the line flow constrains. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEMS - ISCAS, 2., 1996, Atlanta. **Anais...** New York: IEEE, 1996a. p. 673-676.
- AMASIFEN, Juan Carlos Cebrian; ROMERO, Ruben; MANTOVANI, José Roberto Sanches Algoritmo evolutivo dedicado a reconfiguração de redes radiais de distribuição de energia elétrica sob demandas variáveis. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA, 15., 2004, Gramado. **Anais...** Gramado: CBA, 2004. v. 1, p. 1-6.
- ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. Audiência Pública nº. 033/2009 – Revisão do Procedimentos de Distribuição (PRODIST). Brasília, DF,. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/DIC%20FIC%20DMIC.pdf> , 2016. , Acesso em 19/05/2019.
- ARAUJO, Antônio Carlos Marques, SIQUEIRA, Cláudia Aguiar. Considerações sobre as Perdas na Distribuição de Energia Elétrica no Brasil. *XVII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica - SENDI*, 2006.
- ARCANJO, Diego Nascimento. Metodologia multi-estágio para restabelecimento de sistemas elétricos de distribuição utilizando algoritmos bio-inspirados. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, Brasil, 2014.
- AUGUGLIARO, Antonino; DUSONCHET, Luigi; MANGIONE, Stefano. An efficient greedy approach for minimum loss reconfiguration of distribution networks. *Electric Power Systems Research*, v. 35, p. 167-176, 1995.
- BARAN, Mesut; WU, Felix. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, no. 2, p. 1401-1407, 1989.
- BARBOSA Carlos Henrique Nogueira de Resende. Reconfiguração e Restauração Ótima de Sistemas de Distribuição Primária de Energia Elétrica, Tese de doutorado. Universidade Federal de Minas Gerais, MG, Brasil, 2012.
- BATISTA, Samuel, CANIZES, Bruno, OLIVEIRA, António, NOGUEIRA, Teresa, VALE, Zita, “Optimal location of normally open switches in order to minimize power losses in distribution networks”. In: *Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2016*, pp. 1–5, 2016.
- BENDERS, Jacques Franciscus, “Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems”, *Numerische mathematik*, v. 4, n. 1, pp. 238–252, 1962.
- BENTO, Eduardo Prevedello; KAGAN, Nelson. Algoritmos genéticos e variantes na solução de problemas de configuração de redes de distribuição. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 19, n. 3, p. 302-315, 2008.
- BOROZAN, Vesna; RAJICIC, D.; ACKOVSKI, R. Improved method for loss minimization in distribution networks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 10, n. 3, p. 1420-1425, 1995.

BRAZ, Helon David Macêdo Configuração de sistemas de distribuição usando um algoritmo genético sequencial. 258 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Centro de Engenharia Elétrica e Informática, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2010.

CARDONA, Natalia Patiño. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando uma metodologia multipartida. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, SP, Brasil, 2016.

CARREÑO, Edgar; ROMERO, Ruben; PADILHA, Antonio Feltrin. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, 2008.

CAVELLUCI, Celso. **Buscas Informadas baseadas em grafos para a minimização das perdas em sistemas de distribuição de energia elétrica**. 1998. 139 f. Tese de doutorado-Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação da Universidade de Campinas, Campinas – SP, Brasil, 1998.

CHIOU, Ji Pyng; CHANG, Chung Fu.; SU, Ching Tzong. Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 20, n. 2, p. 668-674, 2005.

CINVALAR, Seyhan; GRAINGER J. J.; Yin H., and LEE S. S. H. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction, IEEE Trans. Power Delivery, Vol. III, No. 3, pp. 1217-1223, 1988.

DAVOUDI, Masoud, CECCHI, Valentina, AGÜERO, Julio Romero, “Network reconfiguration with relaxed radiality constraint for increased hosting capacity of distribution systems”. In: *Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2016*, pp. 1–5, 2016.

DEB, Kalyanmoy. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms, Nova York, EUA, 2001.

DELBEM, Alexandre Cláudio Botazzo; CARVALHO, André Carlos Ponce Leon Ferreira; BRETAS, Newton Geraldo. Main Chain Representation for Evolutionary Algorithm Applied to Distribution System Reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 20, n. 1, p. 425-436, 2005.

DELBEM, Alexandre Cláudio Botazzo; CARVALHO, André Carlos Ponce Leon Ferreira; BRETAS, Newton Geraldo. Graph Chain Representation Associated to an Evolutionary Algorithm for Restoration of Radial Distribution Systems. *International Journal of Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communications*, v. 12, p. 3-12, 2004.

DUGAN, Roger C., MCGRANAGHAN, Mark F., BEATY, H. Wayne, & Santoso, Surya. *Electrical Power Systems Quality*. McGraw-Hill Professional, 2003.

EPRI. *Simulation Tool – OpenDSS*. Acesso em 22 de 08 de 2014, disponível em Electric Power Research Institute, Inc: <http://smartgrid.epri.com/SimulationTool.aspx>. (2014).

FERREIRA, Flávio Arthur Leal. **Metodologia para Reconfiguração de Redes de**

Distribuição Trifásicas Assimétricas e Não Balanceadas com Geração Distribuída. Dissertação de Mestrado – Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, RS, Brasil 2010.

FERREIRA, Saulo Custodio Aquino; ARAUJO, Taís Lacerda Oliveira; Oliveira, Leonardo Willer; CARVALHO, Jerson Santos; OLIVEIRA, Edimar José. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Visando Balanceamento entre Alimentadores Através de Técnica de Decomposição. In: XII Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission (CLAGTEE 2017), Mar del Plata, 2017.

FERREIRA, Saulo Custodio de Aquino. Reconfiguração de sistemas de distribuição através de técnica de decomposição e otimização robusta, Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, BR, 2017.

GARCIA, Vinícius Jacques. Metaheurísticas multiobjetivo para o problema de restauração do serviço em redes de distribuição de energia elétrica., Ph.D. Thesis, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, BR, 2005.

GLAMOCANIN, Vlastimir. Optimal loss reduction of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 72, n. 3, p. 774-782, 1990.

GLOVER, Fred. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. **Computers & operations research**, v. 13, n. 5, p. 533-549, 1986.

GLOVER, J. Duncan, Sarma, Mulukutla S., & Overbye, Thomas. *Power System Analysis and Design* (4th Edition ed.). Cengage Learning, 2008.

GOLDBERG, David Edward Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. 1st. ed. [S.l.]: Addison-Wesley Longman Publishing Co., 1989.

GOMES, Flávio Vanderson; CARNEIRO, Sandoval; PEREIRA, José Luiz Rezende; VINAGRE, Marcio Pinho; GARCIA, Paulo Augusto Nepomuceno; ARAUJO, Leandro Ramos A new heuristic reconfiguration algorithm for large distribution system. **IEEE Transactions on Power System**, New York, v. 20, n. 3, p. 1373-1378, 2005.

GUIMARAES, Marcos Antônio Nascimento. Plataforma integrada para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando metaheurísticas. Tese de doutorado-Faculdade de Engenharia Eletrica e de Computacao, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, Brasil, 2009.

GUIMARÃES, Marcos Antônio Nascimento. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de busca tabu.108 f. Dissertação de mestrado-Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, Brasil, 2005.

HAFFNER, Sérgio. Análise de sistemas de potência. Rio de Janeiro: UFRJ-EE, 2005. Disponível

em:<http://www.dee.ufrj.br/lasp/disciplinas/Apostila_Completa_ANALISE_DE_SISTEMAS_DE_POTENCIA.pdf>. Acesso em: 15 fev. 2011.

HOLLAND, John Henry. “Adaptation in Natural & Artificial Systems”. Press 2nd ed.: MIT Press, 1975.

HOSSEINZADEH, Farzad, ALINEJAD, Bahman, PAKFAR, Keyvan, “A new technique in distribution network reconfiguration for loss reduction and optimum operation”. In: *Proc. Electricity Distribution Conf*, 2009.

JABR, Rabih A.; SINGH, Ravindra; PAL, Bikach. Minimum loss network reconfiguration using mixedinteger convex programming. *IEEE Transactions on Power Systems*. v. 17, n. 3, p. 654-662, 2012.

JARDIM, Marco Antonio Souza. Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica usando algoritmo genético multiobjetivo, Dissertação de mestrado, UFMG, Belo Horizonte, MG, Brasil, 2011.

JIN, Xiaoling, ZHAO, Jianguo, SUN, Ying, KEJUN, Li and ZHANG, Boqin. Distribution network reconfiguration for load balancing using binary particle swarm optimization, *Power System Technology. PowerCon. International Conference on*, Vol. 1, IEEE, pp. 507–512, 2004.

JOSE, Joel, KOWLI, Anupama, “Reliability constrained distribution feeder reconfiguration for power loss minimization”. In: *Power Systems Conference (NPSC), 2016 National*, pp.1–6, 2016.

JÚNIOR, Celso Fioravanti. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando uma metaheurística e espaço de busca reduzido. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, SP, Brasil, 2014.

KAGAN, Nelson; OLIVEIRA, Carlos César Barioni de; ROBBA, Ernesto João. **Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. São Paulo: Edgard Blucher, 2005.

KHODR, Hussein, MARTINEZ-CRESPO, Jorge, MATOS, Manuel, PEREIRA, Jorge, “Distribution systems reconfiguration based on OPF using Benders decomposition”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 24, n. 4, pp. 2166–2176, 2009.

KHORSHID-GHAZANI, Bitá, SEYEDI, Heresh, MOHAMMADI-IVATLOO, Behnam, ZARE, Kazem, SHARGH, Saeid, “Reconfiguration of distribution networks considering coordination of the protective devices”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, v. 11, n. 1, pp. 82–92, 2017.

KLEINBERG, Jon; TARDOS, Eva. *Algorithm Design*. 1st edition. ed. Boston, San Francisco. New York: Pearson Education, Inc. For. 1–824 p. ISBN 0-321-29535-8, 2006.

KRUSKAL, Joseph Bernard. On the shortest spanning subtree of a graph and the traveling sales- man problem. In: *Proceedings of the American Mathematical Society*. [S.l.: s.n.], v. 7, n. 1, p. 48–48. ISBN DR000410 00029939 DI970657 97P0135I. ISSN 0002-9939, 1956.

KUMAR, Yogenda; DAS, Biswarup; SHARMA, Jaydev. "Multiobjective, Multiconstraint Service Restoration of Electric Power Distribution System with Priority Customers", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 23, pp. 261-270, January, 2008.

KUNDUR, Prabha, NEAL J. Balu, and Mark G. Lauby. Power system stability and control. Vol. 7. New York: McGraw-hill, 1994.

LACERDA, Lara Aparecida Pimentel Delfim. Restabelecimento multiobjetivo de sistemas de distribuição através de método híbrido de otimização. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Juiz de Fora, MG, Brasil, 2019.

LAVORATO, Marina; FRANCO, John F.; RIDER, Marcos J.; ROMERO, Rubén. Imposing Radiality Constraints in Distribution System Optimization Problems, *IEEE Transaction on Power Systems*, New York, v. 27, n. 1, p. 172-180, 2012.

LEE, Changhyeok, LIU, Cong, MEHROTRA, Sanjay, BIE, Zhaohong, “Robust distribution network reconfiguration”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, v. 6, n. 2, pp. 836–842, 2015.

LORENZETI, Jorge Fernando Carnato. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica para a melhoria das condições de operação com relação à estabilidade de tensão. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação da Universidade Estadual de Campinas, SP, Brasil, 2004.

MAGALHAES, Alana da Silva et al. Multi-chaveamento para a restauração de serviços e balanceamento de carga em sistemas de distribuição de energia elétrica. 2007.

MANTOVANI, José Roberto Sanches; CASARI, Fernando; ROMERO, Rubén Augusto. Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. *Controle and Automacao*, p. 150-159, 2000.

MARINHO, Romário Pereira. Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando metodologias multipartida e busca tabu. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Goiás, GO, Brasil, 2017.

MENDONZA, Jorge LOPEZ, Rodrigo; MORALES, Dario; LOPEZ, Enrique; DESSANTE, Philippe; MORAGA, R. Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and address. **IEEE Transaction on Power Systems**, New York, v. 21, n. 2, p. 948-954, May 2006.

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration in na urban power distribution system. *Proc. 5th Power System Computation Conference*, p. 1–18, 1975.

MILANO, Federico. “*Power System Analysis Toolbox: Documentation*. Fonte: Dr. Federico Milano Webpage: <http://faraday1.ucd.ie/psat.html>, 2013.

MOEDINGER, Luís Henrique. **Algoritmos Evolutivos e Inteligência Coletiva Aplicados a Problemas de Otimização Não-linear com Restrições: Fundamentos e Estudos Comparativos**. Dissertação de mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, PR, 2005.

MONTICELLI, Alcir José. Fluxo de carga em redes de energia elétrica. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda., 164 p, 1983.

NARA, Koich; SHIOSE, A; KITAGAWA, Minoru; ISHIHARA, T. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 7, n. 3, p. 1044 -1051, 1992.

NEŠETŘIL, Jaroslav; MILKOVÁ, Eva; NEŠETŘILOVÁ, Helena. Otakar Borůvka on minimum spanning tree problem translation of both the 1926 papers, comments, history. *Discrete mathematics*, v. 233, n. 1-3, p. 3-36, 2001.

NUNES Jr. Hamilton Luís Machado, Ghellere M. S., Rocha Carlos Roberto Mendonça da, Freitas R. L. B. “Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica com a Aplicação do Algoritmo Dinâmico Guloso”. THE 12th LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION - CLAGTEE 2017. ISBN 978-85-61065-03-4.

OLIVEIRA, Marlon Borges Correia de. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP, Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, SP, BR, 2011.

OLIVEIRA, Marlon Borges Correia. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Ilha Solteira, SP, Brasil, 2011.

PANTUZI, André Valdir. Desempenho de um algoritmo *backWard-forward sweep* de cálculo de fluxo de potência. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, SP, Brasil, 2006.

PARDALOS, Panos e RESENDE, Maurício G. C. *Handbook of Applied Optimization*, Oxford University Press, New York, 2001.

PEREIRA, Benvindo Rodrigues. Alocação Otimizada de Bancos de Capacitores em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Através de Metaheurísticas Multiobjetivo. 2009. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, SP, Brasil, 2009.

PEREIRA, Ezequiel Campos. Reconfiguração De Redes De Distribuição De Energia Elétrica Para Minimização De Perdas Técnicas, Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, MG, Brasil, 2014.

PEREIRA, Fernando Silva. **Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado no comportamento de colônia de formigas**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo - USP, São Carlos, 2010.

PRIM, Robert Clay. Shortest Connection Networks and Some Generalizations. *Bell System Technical Journal*, v.36, n.6, p.1389-1401, 1957. ISSN 1538-7305. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/j.1538-7305.1957.tb01515.x>>, 1957.

QUEIROZ, Leonardo Mendonça Oliveira; FILHO, Christiano Lyra. Redução de perdas por

reconfiguração de redes radiais de distribuição de energia elétrica sob demandas variadas por um algoritmo genético adaptativo. In: **Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática – CBA 2006**, Salvador – BA – Brasil, p. 2903-2908, 3-6 out. 2006.

RAMOS, Esther Romero; EXPÓSITO, Antonio Gómez; SANTOS, Jesús Riquelme; IBORRA, Francisco Llorens. Path-based distribution network modeling: application to reconfiguration for loss reduction. *IEEE Transactions on power systems*, IEEE, v. 20, n. 2, p. 556–564, 2005.

RAVIBABU, P.; VENKATESH, K.; KUMAR, Chandan Sudheer. Implementation of genetic algorithm for optimal network reconfiguration in distribution systems for load balancing. In: *2008 IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering*. IEEE, 2008. p. 124-128.

RESE, Alex Luciano Roesler, Concatto, Fernando, Teive, Raimundo Celeste Ghizoni, Análise de Algoritmos da Árvore Geradora Mínima para o Problema de Reconfiguração de Redes de Distribuição. *Revista de Informática Aplicada*, v. 13, 2017.

ROMERO R. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica usando um algoritmo genético modificado. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL - SBPO**, 33., 2001.

ROMERO, Ramos Esther; RIQUELME, Santos Jesus; REYES, J. A simpler and exact mathematical model for the computation of the minimal power losses tree. *Electric Power Systems Research*. v. 80, p. 562-571, 2010.

SAADAT, Hadi et al. **Power system analysis**. 1999.

SANTOS, Augusto César; DELBEM, Alexandre Claudio Botazzo; LONDON, JR., João Bosco Augusto.; BRETAS, Newton Geraldo. Node-Depth Encoding and Multiobjective Evolutionary Algorithm Applied to Large-Scale Distribution System Reconfiguration. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 25, p. 1254-1265, 2010.

SARMA, N.D.R; PRAKASA RAO, K.S. A new 0-1 integer programming method of feeder reconfiguration for weakly meshed distribution and transmission networks. *Electric Power Systems Research*, v. 33, p. 125-131, 1995.

SCHAFFER, James David. Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms, *Genetic Algorithms and their Applications: Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Lawrence Erlbaum, pp. 93-100, 1985.

SHIRMOHAMMADI, Dariush; HONG, H. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. *Power Delivery*, *IEEE Transactions on*, v. 4, n. 2, p. 1492–1498. ISSN 0885-8977, Apr 1989.

SOUSA, Aldir Silva. Desenvolvimento de modelos e algoritmos sequenciais e paralelos para o planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica. Diss. Tese (Doutorado em Ciências) — Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2012.

SOUZA, Simone Silva Frutuoso de. Algoritmo GRASP especializado aplicado ao problema

de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição radial. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, SP, Brasil, 2013.

SRINIVAS, M. Distribution load flows: A brief review. *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, (pp. 942-945), 2000.

WANG, Chun; CHENG, Hao Zhong. Optimization of network configuration in large distribution systems using plant growth simulation algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 23, n. 1, p. 119-126, 2008.

YUEHAO, Yan, ZHONGQING, Zhang, WEI, Bao, JUN, Xin, LIMIN, Qin, YAOHENG, Du, Optimal distribution network reconfiguration for load balancing, *Electricity Distribution (CI-CED), 2016 China International Conference on, IEEE*, pp. 1-4, 2016.

ZIMMERMAN, Ray Daniel; MURILLO-SÁNCHEZ, Carlos Edmundo; THOMAS, Robert John. MATPOWER: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education. *IEEE Transactions on power systems*, v. 26, n. 1, p. 12-19, 2011.

APÊNDICE A – APLICAÇÃO DO IDB NOS RESULTADOS DO NSGA-II

A nível de estudo acadêmico, o conjunto Pareto é considerado a solução para o problema multiobjetivo, mas na prática o sistema de distribuição opera conforme a escolha uma única configuração corrente. Essa escolha deve ser feita por um operador especializado, visando a topologia que melhor atenda os interesses da empresa distribuidora. A fim de facilitar essa decisão, o IDB pode ser aplicado para melhor análise de desempenhos das configurações não-dominadas contidas no conjunto Pareto. Portanto, foi realizado um estudo a respeito das configurações obtidas pelo NSGA-II para o sistema de 136 barras, por se tratar do sistema com o maior porte e com o maior número de indivíduos na fronteira.

Na Tabela 31 é mostrado os melhores indivíduos quanto aos valores de perda de potência e desbalanceamento quanto a carga. A seguir, na Tabela 32, além destes valores, são adicionados os valores de desbalanceamento de fluxo e de impedância para cada uma dessas configurações.

Tabela 32 - Perda e desbalanceamentos para conjunto Pareto do sistema de 136 barras.

Configurações	Perda de Potência (kW)	Balanceamento de Carga	Balanceamento de Fluxo	Balanceamento de Impedância
Solução 01	280,2140	3,2084	0,5119	6,9159
Solução 02	283,2367	3,1892	0,6175	7,2983
Solução 03	283,4646	2,8517	0,6551	7,0687
Solução 04	283,8475	2,6972	0,6364	6,5476
Solução 05	284,5453	2,5210	0,6422	6,2176
Solução 06	285,4807	2,4668	0,6189	5,7558
Solução 07	285,5161	2,3769	0,6299	5,5272
Solução 08	285,7345	2,2148	0,6908	5,8555
Solução 09	286,3110	2,1083	0,6862	5,7811
Solução 10	286,6666	2,0629	0,6831	5,5287
Solução 11	286,7888	1,9302	0,6769	5,5441
Solução 12	287,6995	1,9025	0,7134	5,4868
Solução 13	287,9437	1,8867	0,6973	5,1987
Solução 14	288,0071	1,8773	0,7081	5,2286
Solução 15	288,0551	1,8572	0,7104	5,2345
Solução 16	288,5046	1,7968	0,7303	5,3273
Solução 17	288,7397	1,7715	0,7239	5,0690
Solução 18	288,8601	1,7514	0,7274	5,0749
Solução 19	288,9767	1,7263	0,7270	5,1568
Solução 20	289,3323	1,6810	0,7241	4,9045
Solução 21	289,5118	1,6650	0,7231	4,9946
Solução 22	289,7817	1,6205	0,7436	4,9973
Solução 23	290,0037	1,6135	0,6572	5,2674
Solução 24	290,1373	1,5752	0,7408	4,7450
Solução 25	290,7890	1,4888	0,7365	4,6646
Solução 26	291,5731	1,4373	0,6754	4,9374

Solução 27	292,0301	1,3769	0,6988	5,0948
Solução 28	292,3931	1,3316	0,6962	4,8424
Solução 29	293,2563	1,3188	0,7218	4,1684
Solução 30	293,3047	1,2937	0,7172	4,1858
Solução 31	293,7285	1,2483	0,7185	4,0084
Solução 32	293,9553	1,1879	0,7340	4,1013
Solução 33	294,3524	1,1426	0,7060	3,7096
Solução 34	294,5616	1,1426	0,7001	3,7841
Solução 35	296,0011	1,0688	0,7387	5,2379
Solução 36	297,1911	1,0664	0,7716	4,2929
Solução 37	297,4502	1,0562	0,7766	3,5325
Solução 38	297,5705	0,8926	0,7550	4,9079
Solução 39	298,9340	0,8259	0,6861	3,5074
Solução 40	299,5191	0,7201	0,7155	3,4124
Solução 41	300,6160	0,6497	0,7054	3,1774
Solução 42	301,4182	0,5439	0,7377	3,0824
Solução 43	303,6879	0,5195	0,7809	3,1887
Solução 44	304,4228	0,4945	0,7884	3,2811
Solução 45	304,7678	0,4575	0,8026	2,9302
Solução 46	305,1190	0,4491	0,7914	3,0183
Solução 47	305,1423	0,4332	0,7878	3,0467
Solução 48	305,4082	0,3887	0,8063	3,1216
Solução 49	306,1044	0,3433	0,8092	2,8587
Solução 50	307,0916	0,3400	0,8003	3,0473
Solução 51	307,5588	0,2569	0,8159	2,7063
Solução 52	308,0770	0,2342	0,8179	2,8877
Solução 53	308,8559	0,1889	0,8222	2,6354
Solução 54	309,3454	0,1049	0,8238	3,1479
Solução 55	310,4680	0,1025	0,8313	2,4829
Solução 56	311,1038	0,0886	0,9300	2,5047
Solução 57	311,3574	0,0445	0,9021	3,3701
Solução 58	311,6820	0,0432	0,9311	2,2523
Solução 59	312,0815	0,0009	0,9054	3,1177

Fonte: Elaborada pelo autor.

Todos os valores contidos na Tabela 32 foram normalizados segundo a Equação (37), para que o IDB possa ser calculado, de acordo com a Equação (38), dando origem à Tabela 33.

Tabela 33 - Aplicação do IDB nos indivíduos não-dominados para sistema de 136 barras

Configurações	Perda de Potência	Balaceamento de Carga	Balaceamento de Fluxo	Balaceamento de Impedância	IDB
Solução 01	0,8979	1,0000	0,5498	0,9476	3,3953
Solução 02	0,9076	0,9940	0,6632	1,0000	3,5648

Solução 03	0,9083	0,8888	0,7036	0,9685	3,4692
Solução 04	0,9095	0,8407	0,6835	0,8971	3,3309
Solução 05	0,9118	0,7858	0,6898	0,8519	3,2392
Solução 06	0,9148	0,7689	0,6647	0,7886	3,1370
Solução 07	0,9149	0,7409	0,6765	0,7573	3,0896
Solução 08	0,9156	0,6903	0,7420	0,8023	3,1502
Solução 09	0,9174	0,6571	0,7370	0,7921	3,1037
Solução 10	0,9186	0,6430	0,7337	0,7575	3,0528
Solução 11	0,9190	0,6016	0,7270	0,7596	3,0072
Solução 12	0,9219	0,5930	0,7662	0,7518	3,0328
Solução 13	0,9227	0,5881	0,7490	0,7123	2,9720
Solução 14	0,9229	0,5851	0,7605	0,7164	2,9849
Solução 15	0,9230	0,5789	0,7630	0,7172	2,9821
Solução 16	0,9245	0,5600	0,7844	0,7299	2,9988
Solução 17	0,9252	0,5522	0,7775	0,6946	2,9495
Solução 18	0,9256	0,5459	0,7813	0,6954	2,9481
Solução 19	0,9260	0,5381	0,7808	0,7066	2,9514
Solução 20	0,9271	0,5239	0,7777	0,6720	2,9007
Solução 21	0,9277	0,5190	0,7766	0,6844	2,9076
Solução 22	0,9285	0,5051	0,7987	0,6847	2,9171
Solução 23	0,9293	0,5029	0,7059	0,7217	2,8598
Solução 24	0,9297	0,4910	0,7956	0,6501	2,8664
Solução 25	0,9318	0,4640	0,7910	0,6391	2,8260
Solução 26	0,9343	0,4480	0,7254	0,6765	2,7842
Solução 27	0,9357	0,4292	0,7506	0,6981	2,8136
Solução 28	0,9369	0,4150	0,7477	0,6635	2,7632
Solução 29	0,9397	0,4110	0,7753	0,5711	2,6971
Solução 30	0,9398	0,4032	0,7703	0,5735	2,6868
Solução 31	0,9412	0,3891	0,7717	0,5492	2,6512
Solução 32	0,9419	0,3703	0,7883	0,5619	2,6625
Solução 33	0,9432	0,3561	0,7582	0,5083	2,5658
Solução 34	0,9439	0,3561	0,7520	0,5185	2,5705
Solução 35	0,9485	0,3331	0,7934	0,7177	2,7927
Solução 36	0,9523	0,3324	0,8288	0,5882	2,7017
Solução 37	0,9531	0,3292	0,8341	0,4840	2,6004
Solução 38	0,9535	0,2782	0,8109	0,6725	2,7151
Solução 39	0,9579	0,2574	0,7369	0,4806	2,4327
Solução 40	0,9597	0,2244	0,7685	0,4676	2,4203
Solução 41	0,9633	0,2025	0,7577	0,4354	2,3588
Solução 42	0,9658	0,1695	0,7924	0,4223	2,3501
Solução 43	0,9731	0,1619	0,8387	0,4369	2,4107
Solução 44	0,9755	0,1541	0,8468	0,4496	2,4259
Solução 45	0,9766	0,1426	0,8621	0,4015	2,3827
Solução 46	0,9777	0,1400	0,8500	0,4136	2,3813
Solução 47	0,9778	0,1350	0,8461	0,4175	2,3764

Solução 48	0,9786	0,1211	0,8660	0,4277	2,3935
Solução 49	0,9808	0,1070	0,8692	0,3917	2,3487
Solução 50	0,9840	0,1060	0,8596	0,4175	2,3671
Solução 51	0,9855	0,0801	0,8763	0,3708	2,3127
Solução 52	0,9872	0,0730	0,8785	0,3957	2,3344
Solução 53	0,9897	0,0589	0,8831	0,3611	2,2927
Solução 54	0,9912	0,0327	0,8848	0,4313	2,3400
Solução 55	0,9948	0,0319	0,8928	0,3402	2,2598
Solução 56	0,9969	0,0276	0,9989	0,3432	2,3666
Solução 57	0,9977	0,0139	0,9690	0,4618	2,4423
Solução 58	0,9987	0,0135	1,0000	0,3086	2,3208
Solução 59	1,0000	0,0003	0,9724	0,4272	2,3999

Fonte: Elaborada pelo autor.

Embora as soluções tenham o mesmo desempenho segundo o *NSGA-II*, por serem não-dominados entre si, algumas se destacam mais que outras. Com base no valor de IDB que cada configuração proporciona, a pior configuração que pode ser escolhida é a Solução 02, pois possui o maior IDB, com valor de 3,5648. Por outro lado, a melhor escolha do conjunto Pareto é a Solução 55, com um IDB de 2,2598, representando uma redução de 36,61% em relação ao IDB da Solução 02. Portanto, a Solução 55 é a configuração que melhor atende simultaneamente a minimização da perda de potência, do desbalanceamento de carga, de fluxo e de impedância.

ANEXO A – DADOS DOS SISTEMAS TESTES

A.1 Sistema de 16 Barras

Valor base da tensão: 23,00 kV.

Valor base da potência: 100 MW.

Ramo	De	Para	Resistência do ramo (pu)	Reatância do ramo (pu)	Potência ativa (kW)	Potência reativa (kVar)
1	1	2	0,075	0,1	0	0
2	2	3	0,08	0,11	2	1,6
3	2	4	0,09	0,18	3	0,4
4	4	5	0,04	0,04	2	-0,4
5	1	6	0,11	0,11	1,5	1,2
6	6	7	0,08	0,11	4	2,7
7	6	8	0,11	0,11	5	1,8
8	7	9	0,11	0,11	1	0,9
9	7	10	0,08	0,11	0,6	-0,5
10	1	11	0,11	0,11	4,5	-1,7
11	11	12	0,09	0,12	1	0,9
12	11	13	0,08	0,11	1	-1,1
13	13	14	0,04	0,04	1	0,9
14	3	9	0,04	0,04	2,1	-0,8
15	8	12	0,04	0,04	0	0
16	5	14	0,09	0,12	0	0

A.2 Sistema de 84 Barras

Valor base da tensão: 11,4 kV.

Valor base da potência: 100 MW

Ramo	De	Para	Resistência do ramo (pu)	Reatância do ramo (pu)	Potência ativa (kW)	Potência reativa (kVar)
1	1	2	0,1496	0,5097	0	0
2	2	3	0,1613	0,3312	0	0
3	3	4	0,1814	0,3726	0,1	0,05
4	4	5	0,0706	0,1449	0,3	0,2

5	5	6	0,1613	0,3312	0,35	0,25
6	6	7	0,0302	0,0621	0,22	0,1
7	7	8	0,0312	0,1062	1,1	0,8
8	8	9	0,0806	0,1656	0,4	0,32
9	8	10	0,1814	0,3726	0,3	0,2
10	8	11	0,0806	0,1656	0,3	0,23
11	1	12	0,0605	0,1242	0,3	0,26
12	12	13	0,2621	0,5343	0,0009	0
13	13	14	0,0202	0,0414	1,2	0,8
14	13	15	0,0605	0,1242	0,8	0,6
15	1	16	0,0873	0,2973	0,7	0,5
16	16	17	0,0403	0,0828	0	0
17	17	18	0,0403	0,0828	0,3	0,15
18	18	19	0,121	0,2484	0,5	0,35
19	19	20	0,0302	0,0621	0,7	0,4
20	20	21	0,131	0,2691	1,2	1
21	21	22	0,1814	0,3726	0,3	0,3
22	22	23	0,121	0,2484	0,4	0,35
23	22	24	0,1512	0,3105	0,05	0,02
24	24	25	0,1008	0,207	0,05	0,02
25	1	26	0,0436	0,1487	0,05	0,01
26	26	27	0,0806	0,1656	0,05	0,03
27	27	28	0,1915	0,3933	0,1	0,06
28	28	29	0,0374	0,1274	0,1	0,07
29	29	30	0,1008	0,207	1,8	1,3
30	1	31	0,1512	0,3047	0,2	0,12
31	31	32	0,1008	0,207	0	0
32	32	33	0,1008	0,207	1,8	1,6
33	33	34	0,0202	0,0414	0,2	0,15
34	34	35	0,131	0,2691	0,2	0,1
35	35	36	0,0403	0,0828	0,8	0,6
36	36	37	0,383	0,7865	0,1	0,06
37	37	38	0,0302	0,0621	0,1	0,06
38	38	39	0,0302	0,0621	0,02	0,01
39	39	40	0,0605	0,1242	0,02	0,01
40	40	41	0,1613	0,3312	0,02	0,01
41	39	42	0,1512	0,3105	0,02	0,01
42	42	43	0,1613	0,3312	0,2	0,16
43	1	44	0,0374	0,1274	0,05	0,03
44	44	45	0,0302	0,0621	0	0
45	45	46	0,1008	0,207	0,03	0,02
46	46	47	0,1814	0,3726	0,8	0,7
47	1	48	0,187	0,6371	0,2	0,15
48	48	49	0,0504	0,1035	0	0
49	49	50	0,0504	0,1035	0	0
50	50	51	0,0302	0,0621	0	0

51	51	52	0,0605	0,1242	0,2	0,16
52	52	53	0,0302	0,0621	0,8	0,6
53	53	54	0,0605	0,1242	0,5	0,3
54	54	55	0,0403	0,0828	0,5	0,35
55	55	56	0,1008	0,207	0,5	0,3
56	1	57	0,1745	0,5946	0,2	0,08
57	57	58	0,4133	0,8486	0	0
58	58	59	0,0403	0,0828	0,03	0,02
59	59	60	0,0312	0,1062	0,6	0,42
60	60	61	0,0302	0,0621	0	0
61	61	62	0,0202	0,0414	0,02	0,01
62	62	63	0,0806	0,1656	0,02	0,01
63	63	64	0,1814	0,3726	0,2	0,13
64	64	65	0,0187	0,0637	0,3	0,24
65	1	66	0,0374	0,1274	0,3	0,2
66	66	67	0,131	0,2691	0	0
67	67	68	0,0935	0,3186	0,05	0,03
68	68	69	0,1683	0,5734	0	0
69	69	70	0,0374	0,1274	0,4	0,36
70	70	71	0,0561	0,1911	0	0
71	71	72	0,0436	0,1487	0	0
72	72	73	0,0202	0,0406	2	1,5
73	1	74	0,2493	0,8495	0,2	0,15
74	74	75	0,0249	0,0849	0	0
75	75	76	0,0436	0,1487	0	0
76	76	77	0,0374	0,1274	1,2	0,95
77	1	78	0,1932	0,6584	0,3	0,18
78	78	79	0,0997	0,3398	0	0
79	79	80	0,0374	0,1274	0,4	0,36
80	80	81	0,1008	0,2031	2	1,3
81	81	82	0,1008	0,2031	0,2	0,14
82	82	83	0,0706	0,1449	0,5	0,36
83	83	84	0,2419	0,4968	0,1	0,03
84	6	56	0,1008	0,207	0,4	0,36
85	8	61	0,1008	0,207	0	0
86	12	44	0,1008	0,207	0	0
87	13	73	0,2621	0,5382	0	0
88	14	77	0,3528	0,7245	0	0
89	15	19	0,4133	0,8329	0	0
90	17	27	0,0706	0,1449	0	0
91	21	84	0,0605	0,1242	0	0
92	29	33	0,0403	0,0828	0	0
93	30	40	0,0605	0,1242	0	0
94	35	47	0,0202	0,0414	0	0
95	41	43	0,1512	0,3105	0	0
96	54	65	0,0302	0,0621	0	0

A.3 Sistema de 136 Barras

Valor base da tensão: 13,8 kV.

Valor base da potência: 100 MW.

Ramo	De	Para	Resistência do ramo (pu)	Reatância do ramo (pu)	Potência ativa (kW)	Potência reativa (kVar)
136	136	1	0,1744	0,4025	0,0000	0,0000
1	1	2	0,001	0,0023	0,0000	0,0000
2	2	3	0,1172	0,2706	0,0478	0,0190
3	3	4	0,0522	0,1205	0,0426	0,0169
4	4	5	0,0818	0,1887	0,0870	0,0346
5	5	6	0,0857	0,1978	0,3113	0,1239
6	6	7	0,0601	0,1387	0,1489	0,0592
7	6	8	0,0298	0,0298	0,2387	0,0950
8	8	9	0,2737	0,144	0,0623	0,0248
9	8	10	0,0571	0,057	0,1246	0,0496
10	10	11	0,209	0,1099	0,1402	0,0558
11	10	12	0,4817	0,1652	0,1168	0,0465
12	10	13	0,0621	0,062	0,2492	0,0991
13	13	14	0,2637	0,1387	0,2915	0,1160
14	13	15	0,0298	0,0298	0,3037	0,1208
15	15	16	0,1543	0,0811	0,2154	0,0857
16	136	17	0,1744	0,4025	0,1986	0,0790
17	17	18	0,001	0,0023	0,0000	0,0000
18	18	19	0,1172	0,2706	0,0000	0,0000
19	19	20	0,0571	0,1319	0,0000	0,0000
20	20	21	0,3732	0,1963	0,0301	0,0147
21	20	22	0,0956	0,2206	0,2310	0,1129
22	22	23	0,1592	0,0838	0,0603	0,0295
23	22	24	0,0128	0,0296	0,2310	0,1129
24	24	25	0,0236	0,0546	0,1205	0,0589
25	25	26	0,0099	0,0227	0,0000	0,0000
26	26	27	0,0621	0,062	0,0570	0,0279
27	27	28	0,0124	0,0124	0,3647	0,1783
28	28	29	0,0995	0,0524	0,0000	0,0000
29	29	30	0,209	0,1099	0,1247	0,0609
30	28	31	0,0298	0,0298	0,0570	0,0279
31	31	32	0,0498	0,0262	0,0000	0,0000
32	32	33	0,219	0,1152	0,0855	0,0418
33	33	34	0,0597	0,0314	0,0000	0,0000
34	31	35	0,0397	0,0397	0,3967	0,1940

35	35	36	0,1941	0,1021	0,0000	0,0000
36	36	37	0,1393	0,0733	0,1812	0,0886
37	35	38	0,0298	0,0298	0,2422	0,1184
38	136	39	0,1744	0,4025	0,0753	0,0368
39	39	40	0,0621	0,1433	0,0000	0,0000
40	40	41	1,5558	0,5336	0,0013	0,0005
41	40	42	0,001	0,0023	0,0063	0,0027
42	42	43	0,0364	0,0841	0,0000	0,0000
43	43	44	0,428	0,2251	0,1179	0,0500
44	43	45	0,0335	0,0773	0,0627	0,0266
45	45	46	0,069	0,1592	0,1723	0,0730
46	46	47	0,0325	0,075	0,4586	0,1944
47	47	48	0,0601	0,1387	0,2630	0,1115
48	48	49	0,149	0,1488	0,2358	0,0999
49	49	50	0,149	0,1488	0,0000	0,0000
50	48	51	0,0236	0,0546	0,1092	0,0463
51	51	52	0,0138	0,0318	0,0000	0,0000
52	52	53	0,0315	0,0728	0,0728	0,0309
53	53	54	0,0158	0,0364	0,2585	0,1096
54	54	55	0,0108	0,025	0,0692	0,0293
55	52	56	0,0571	0,1319	0,0218	0,0093
56	56	57	0,1344	0,0707	0,0000	0,0000
57	57	58	0,219	0,1152	0,0205	0,0087
58	58	59	0,2637	0,1387	0,1506	0,0638
59	59	60	0,1742	0,0916	0,2207	0,0936
60	60	61	0,1095	0,0576	0,0924	0,0392
61	47	62	0,0729	0,1683	0,0000	0,0000
62	136	63	0,0039	0,0091	0,2267	0,0961
63	63	64	0,1419	0,3275	0,0000	0,0000
64	64	65	0,201	0,4639	0,2940	0,1170
65	65	66	0,1734	0,4002	0,0830	0,0330
66	66	67	0,1724	0,398	0,0830	0,0330
67	67	68	0,0896	0,2069	0,1038	0,0413
68	68	69	0,2936	0,1544	0,1764	0,0702
69	68	70	0,0305	0,0705	0,0830	0,0330
70	70	71	0,3683	0,1937	0,2179	0,0867
71	71	72	0,5375	0,2827	0,0233	0,0093
72	70	73	0,0355	0,0819	0,0051	0,0020
73	73	74	0,695	0,2384	0,0726	0,0289
74	136	75	0,0059	0,0136	0,4060	0,1615
75	75	76	0,3832	0,8846	0,0000	0,0000
76	76	77	0,1182	0,2729	0,1002	0,0425
77	77	78	0,1093	0,2524	0,1425	0,0604
78	78	79	0,0246	0,0569	0,0960	0,0407
79	79	80	0,3253	0,3248	0,3005	0,1274
80	80	81	0,1788	0,1785	0,1412	0,0599

81	81	82	0,2986	0,1571	0,2799	0,1186
82	81	83	0,0571	0,057	0,0873	0,0370
83	83	84	0,2986	0,1571	0,2439	0,1034
84	136	85	0,0059	0,0136	0,2478	0,1050
85	85	86	0,2197	0,5071	0,0000	0,0000
86	86	87	0,0551	0,0716	0,0899	0,0381
87	86	88	0,2305	0,5321	1,1373	0,4821
88	88	89	0,0395	0,0135	0,4583	0,1943
89	89	90	0,0404	0,0932	0,3852	0,1633
90	90	91	0,1744	0,4025	0,0000	0,0000
91	91	92	0,0443	0,1023	0,0796	0,0338
92	92	93	0,0699	0,1615	0,0873	0,0370
93	93	94	0,154	0,1537	0,0000	0,0000
94	94	95	0,1142	0,1141	0,0740	0,0314
95	95	96	0,1391	0,1389	0,2321	0,0984
96	93	97	0,0542	0,1251	0,1418	0,0601
97	97	98	0,0709	0,1637	0,0000	0,0000
98	136	99	0,0049	0,0114	0,0765	0,0324
99	99	100	0,0887	0,2047	0,0000	0,0000
100	100	101	0,0621	0,1433	0,0513	0,0218
101	101	102	1,2004	0,4118	0,0599	0,0254
102	101	103	0,2394	0,5526	0,0091	0,0038
103	103	104	0,3655	0,8437	0,0021	0,0009
104	104	105	0,2404	0,5549	0,0167	0,0071
105	105	106	0,1066	0,1385	1,5065	0,6386
106	106	107	0,1121	0,1456	0,3130	0,1327
107	107	108	0,2886	0,1518	0,0798	0,0338
108	108	109	0,2837	0,1492	0,0513	0,0218
109	107	110	0,0239	0,031	0,0000	0,0000
110	110	111	0,2488	0,1309	0,2024	0,0858
111	111	112	0,4529	0,2382	0,0608	0,0258
112	112	113	0,2986	0,1571	0,0456	0,0193
113	108	114	0,4081	0,2147	0,0000	0,0000
114	114	115	0,5673	0,2984	0,1571	0,0666
115	109	116	0,5773	0,3036	0,0000	0,0000
116	116	117	0,2488	0,1309	0,2502	0,1060
117	104	118	0,1694	0,3911	0,0000	0,0000
118	118	119	0,0768	0,1774	0,0698	0,0296
119	119	120	0,065	0,1501	0,0321	0,0136
120	136	121	0,0059	0,0136	0,0611	0,0259
121	121	122	0,3408	0,7868	0,0000	0,0000
122	122	123	0,0236	0,0546	0,0946	0,0463
123	123	124	0,2764	0,0948	0,0499	0,0244
124	123	125	0,0108	0,025	0,1232	0,0602
125	125	126	0,2787	0,1466	0,0784	0,0383
126	125	127	0,0512	0,1183	0,1455	0,0711

127	127	128	0,0621	0,1433	0,0214	0,0105
128	127	129	0,0729	0,1683	0,0748	0,0366
129	129	130	0,0227	0,0523	0,2279	0,1114
130	130	131	0,0483	0,1114	0,0356	0,0174
131	131	132	0,0847	0,1956	0,2493	0,1219
132	132	133	0,1987	0,1984	0,3167	0,1548
133	133	134	0,2086	0,2083	0,3338	0,1632
134	134	135	0,154	0,1537	0,2493	0,1219
135	7	73	0,069	0,1592	0	0
137	9	24	0,1393	0,0733	0	0
138	15	83	0,0745	0,0744	0	0
139	38	135	0,0447	0,0446	0	0
140	25	51	0,0236	0,0546	0	0
141	50	96	0,0745	0,0744	0	0
142	55	98	0,0745	0,0744	0	0
143	62	120	0,0207	0,0478	0	0
144	66	79	0,068	0,1569	0	0
145	79	131	0,0089	0,0205	0	0
146	84	135	0,1742	0,0916	0	0
147	91	104	0,0745	0,0744	0	0
148	90	129	0,0404	0,0932	0	0
149	90	103	0,0404	0,0932	0	0
150	92	104	0,0404	0,0932	0	0
151	92	132	0,0404	0,0932	0	0
152	96	120	0,1391	0,1389	0	0
153	110	47	0,261	0,339	0	0
154	126	76	0,0896	0,0471	0	0
155	128	77	0,0276	0,0637	0	0
156	135	98	0,154	0,1537	0	0
