

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Samuel Hunsche

**DESENVOLVIMENTO DE UMA METODOLOGIA PARA
AUTOMATIZAÇÃO DOS PROCESSOS DE MANOBRA EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO
ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

Santa Maria, RS
2020

Samuel Hunsche

**DESENVOLVIMENTO DE UMA METODOLOGIA PARA AUTOMATIZAÇÃO DOS
PROCESSOS DE MANOBRA EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Engenharias IV, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

ORIENTADOR: Prof. Adriano Peres de Moraes

COORIENTADOR: Prof. Arturo Suman Bretas

Santa Maria, RS
2020

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001

Hunsche, Samuel

Desenvolvimento de uma metodologia para automatização dos processos de manobra em redes de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos evolutivos / Samuel Hunsche.- 2020.

96 p. ; 30 cm

Orientador: Adriano Peres de Moraes

Coorientador: Arturo Suman Bretas

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, RS, 2020

1. Problema de Restabelecimento de Serviço 2. Redes de distribuição I. Peres de Moraes, Adriano II. Suman Bretas, Arturo III. Título.

Sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). Sob supervisão da Direção da Divisão de Processos Técnicos da Biblioteca Central. Bibliotecária responsável Paula Schoenfeldt Patta CRB 10/1728.

Declaro, SAMUEL HUNSCHE, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Dissertação) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

Samuel Hunsche

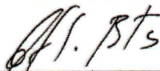
**DESENVOLVIMENTO DE UMA METODOLOGIA PARA AUTOMATIZAÇÃO DOS
PROCESSOS DE MANOBRA EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Engenharias IV, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia Elétrica**.

Aprovado em 11 de fevereiro de 2020:



Adriano Peres de Moraes, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)



Arturo Suman Bretas, PhD. (UF) (videoconferência)
(Coorientador)



Olinto César Bassi de Araújo, Dr. (UFSM)



José Roberto Sanches Mantovani, Dr. (UNESP) (videoconferência)

Santa Maria, RS
2020

DEDICATÓRIA

A todos que vêem na educação a oportunidade de um mundo melhor.

AGRADECIMENTOS

Agradeço pelo suporte técnico e financeiro as instituições que tornaram possível o desenvolvimento deste trabalho, em especial a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES/PROEX) - Código de Financiamento 001, o Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Geração Distribuída de Energia Elétrica (INCTGD), a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES - nº 23038.000776/2017-54), o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq – nº 465640/2014-1), a Fundação de Amparo à pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS – nº 17/2551-0000517-1), a Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica (CEEE-D - projeto de Pesquisa e Desenvolvimento nº 9953356) e a Universidade Federal de Santa Maria (UFSM).

Agradeço os amigos e colegas do Centro de Excelência em Energia e Sistemas de potência, em especial os professores Adriano Marchesan, Olinto Araújo, Guilherme Dhein e Ghendy Cardoso Junior, pelos conselhos e suporte técnico fornecidos durante o decorrer do curso.

Por fim, agradeço os familiares, pai, mãe, irmã e avó pela compreensão e suporte fornecidos durante os anos de estudo que se antecederam a realização desta etapa.

*"A ciência nunca resolve um problema sem
criar pelo menos outros dez."*

(George Bernard Shaw)

RESUMO

DESENVOLVIMENTO DE UMA METODOLOGIA PARA AUTOMATIZAÇÃO DOS PROCESSOS DE MANOBRA EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO ALGORITMOS EVOLUTIVOS

AUTOR: Samuel Hunsche

ORIENTADOR: Adriano Peres de Moraes

COORIENTADOR: Arturo Suman Bretas

O presente trabalho aborda o Problema de Restabelecimento de Serviço em redes de distribuição de energia elétrica. É desenvolvido um algoritmo evolutivo multiobjetivo, considerando a carga total não restabelecida, número de consumidores prioritários e não-prioritários desenergizados, número de manobras e manobras na área clara realizados. Restrições como radialidade, limites de tensão e capacidade dos elementos da rede são observadas. Um estudo de caso considerando o tempo de manobra e tempo de duração de falta como alternativa na escolha de uma solução eficiente é desenvolvido. A representação do grafo do sistema elétrico é feita por meio do vetor característico modificado para correção de topologias infactíveis, e o fluxo de potência é calculado por um método de varredura trifilar. A metodologia é implementada na plataforma Matlab e testada nos sistemas testes de 33, 69, 119 Barras e em um sistema real de 1087 barras.

Palavras-chave: Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo. Fronteira de Pareto. Heurísticas construtivas. Problema de Restabelecimento de Serviço. Redes de distribuição.

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF A METHODOLOGY FOR AUTOMATION OF MANEUVERING PROCESSES IN POWER DISTRIBUTION NETWORKS USING EVOLUTIONARY ALGORITHMS

AUTHOR: Samuel Hunsche
ADVISOR: Adriano Peres de Morais
CO-ADVISOR: Arturo Suman Bretas

The present work approaches the Service Restoration Problem in electrical distribution networks. Therefore, a multi-objective evolutionary algorithm is developed considering the total de-energized load, the number of priority and non-priority customers de-energized, the number of switching operations and switching operations inside the clear area. Constraints as radiality, voltage limits and capacity of network elements are observed. A case study considering the maneuver time and fault duration as an alternative in choosing an efficient solution is developed. The representation of the electrical system graph is done using the characteristic vector modified to the correction of infeasible solutions, while the power flow is calculated using a sweeping method. Also, another approach considering the parallel processing of individuals from the population into different cores of the processor is tested. The methodology is implemented on the Matlab platform and tested on the 33, 69, 119 Bus test systems and on a real 1087 bus system.

Keywords: Constructive heuristics. Distribution networks. Multiobjective evolutionary algorithms. Pareto Front. Service Restoration Problem.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Diagrama unifilar simplificado de um sistema elétrico de potência	23
Figura 2.2 – Sistema elétrico de potência sob condição de contingência na RD	26
Figura 2.3 – Sistema elétrico de potência operando na topologia temporária	26
Figura 2.4 – Representação de uma rede elétrica por cadeia de grafos com área clara, área escura e nós-fonte	29
Figura 3.1 – Diagrama ilustrativo de um algoritmo genético típico	33
Figura 3.2 – Ilustração de um problema multiobjetivo	36
Figura 3.3 – Ilustração de um problema multiobjetivo	37
Figura 4.1 – Grafo não-direcionado de dois vértices u e v	39
Figura 4.2 – Grafo não-direcionado conexo	40
Figura 4.3 – Grafo não-direcionado desconexo	40
Figura 4.4 – Grafo não-direcionado conexo com ciclos	41
Figura 4.5 – Grafo não-direcionado completo	42
Figura 4.6 – Grafo representativo das topologias A e B	46
Figura 4.7 – Sistema decodificado do cromossomo filho da expressão 4.2	47
Figura 4.8 – Grafo representativo de dois alimentadores	48
Figura 4.9 – Criação de um nó fictício para conexão dos alimentadores	48
Figura 4.10 – Grafo de um sistema elétrico com múltiplos nós-fonte	49
Figura 4.11 – Representação de um sistema elétrico de distribuição desconsiderando chaves da área clara	49
Figura 4.12 – Agrupamento de setores	50
Figura 5.1 – Estágios do Problema de Restabelecimento de Serviço	53
Figura 5.2 – Etapas da execução da ferramenta computacional do PRS	55
Figura 5.3 – Seleção dos indivíduos para composição da próxima geração	56
Figura 5.4 – Implementação computacional da etapa de seleção ambiental da população	57
Figura 5.5 – Etapa da execução da função de avaliação	58
Figura 5.6 – Operador cruzamento e reparo de cromossomo ineficaz	61
Figura 5.7 – Estimativa da energia não suprida durante o plano de restabelecimento	64
Figura 5.8 – Estimativa da energia não suprida durante o plano de restabelecimento	65
Figura 5.9 – Heurística de geração de soluções iniciais com base na máxima carga restaurada	68
Figura 5.10 – Heurística construtiva de soluções iniciais com base no fechamento de todas as chaves do sistema	69
Figura 5.11 – Abertura consecutiva dos ciclos formados pelo fechamento das chaves	70
Figura 6.1 – Sistema teste 33 Barras modificado	74
Figura 6.2 – Sistema teste 69 Barras	76
Figura 6.3 – Tempo de processamento na etapa do fluxo de potência por geração desenvolvida	85
Figura 6.4 – Número de execuções do algoritmo de fluxo de potência por geração desenvolvida	86
Figura 6.5 – Tempo de avaliação dos indivíduos por geração desenvolvida	86
Figura 6.6 – Sistema teste 119 Barras	87
Figura 6.7 – Diagrama do sistema teste real de 1087 barras	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Modelos de algoritmos baseados em técnicas evolutivas	34
Tabela 4.1 – Chaves do sistema e estados associados	46
Tabela 4.2 – Vetor característico dos sistemas da Figura 4.6	47
Tabela 5.1 – Operador de cruzamento para geração de um cromossomo filho	71
Tabela 6.1 – Resultados obtidos pela metodologia proposta para falta no sistema teste 33 Barras	75
Tabela 6.2 – Resultados do sistema teste 69 Barras para duas faltas simultâneas	77
Tabela 6.3 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras	79
Tabela 6.4 – Tempos de manobra do sistema teste 69 Barras	80
Tabela 6.5 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 5 horas	81
Tabela 6.6 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 120 minutos	82
Tabela 6.7 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 240 minutos	83
Tabela 6.8 – Conjunto de soluções para duas faltas simultâneas no sistema teste 119 Barras	84
Tabela 6.9 – Estudo de casos para análise de tempo de processamento	85
Tabela 6.10 – Conjunto de soluções para duas faltas simultâneas no sistema teste real de 1087 barras	89

LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1 – Comparativo entre os problemas de Reconfiguração de Rede e Restabelecimento de Serviço	21
---	----

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>AE</i>	Algoritmo Evolutivo
<i>AEMO</i>	Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo
<i>AG</i>	Algoritmo Genético
<i>MOGA</i>	Multi-objective Genetic Algorithm
<i>NA</i>	Normalmente aberta
<i>NF</i>	Normalmente fechada
<i>NPGA</i>	Niched Pareto Genetic Algorithm
<i>NSGA</i>	Non-dominated Sorted Genetic Algorithm
<i>SD</i>	Sistemas de Distribuição
<i>SDEE</i>	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica
<i>SDR</i>	Sistemas de Distribuição Radial
<i>SPEA</i>	Strength Pareto Evolutionary Algorithm

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	14
1.2	OBJETIVOS	15
1.2.1	Objetivo geral	15
1.2.2	Objetivos específicos	15
1.3	MOTIVAÇÃO	16
1.4	ESTADO DA ARTE	16
1.4.1	Trabalhos referentes ao PRS	17
1.4.2	Trabalho referentes à sequência de manobras	19
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	20
1.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	21
2	PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO DE ENERGIA EM SDEE	23
2.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	23
2.2	DEFINIÇÕES	28
2.3	NORMALIZAÇÃO DE GRANDEZAS	28
2.4	FLUXO DE POTÊNCIA	30
2.4.1	Representação da carga	31
<i>2.4.1.1</i>	<i>Curva de carga</i>	<i>31</i>
2.5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	32
3	ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO	33
3.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	33
3.2	ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO (AEMOS)	33
3.2.1	Conjunto de soluções não-dominadas e Fronteira de Pareto	35
3.2.2	Função de avaliação	36
3.2.3	Diversidade de soluções	38
3.3	CONSIDERAÇÕES FINAIS	38
4	REPRESENTAÇÃO DO SISTEMA ELÉTRICO	39
4.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	39
4.2	TEORIA DE GRAFOS	39
4.2.1	Caminhos e conectividade	40
4.2.2	Ocorrência de ciclos	41
4.2.3	Grafo completo	41
4.2.4	Representação computacional de um grafo	41
4.3	TÉCNICAS DE REPRESENTAÇÃO DO CROMOSSOMO	43
4.3.1	Codificação por vetor característico	45
4.4	INSTÂNCIAS COM ALIMENTADORES DE SUBESTAÇÕES DISTINTAS	47
4.5	SIMPLIFICAÇÕES DA ESTRUTURA DE DADOS	48
4.6	AGRUPAMENTO POR SETORES	50
4.7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	50
5	METODOLOGIA EVOLUTIVA MULTIOBJETIVO DESENVOLVIDA	52
5.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	52
5.2	ESTRUTURA DE FUNCIONAMENTO DO PROGRAMA	54
5.3	SELEÇÃO AMBIENTAL	54
5.4	FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO	56
5.4.1	Verificação de restrições	58

5.5	ESTRUTURA DE DADOS	59
5.5.1	Correção de cromossomos infactíveis	60
5.6	RELAÇÃO ENTRE TEMPO DE MANOBRA E DURAÇÃO DO DEFEITO	61
5.6.1	Tempo de manobra.....	61
5.6.2	Tempo de duração da falta.....	63
5.7	CONSIDERAÇÕES SOBRE A SEQUÊNCIA DE CHAVEAMENTOS	64
5.8	HEURÍSTICAS CONSTRUTIVAS	65
5.8.1	Máxima carga restaurada.....	66
5.8.2	Fechamento de chaves e abertura de ciclos.....	67
5.8.3	Fechamento de chaves aos nós-fonte e abertura de ciclos	69
5.8.4	Priorização de consumidores	69
5.9	CONSIDERAÇÕES A RESPEITO DO AEMO DESENVOLVIDO	70
5.9.1	Escolha dos pais	70
5.9.2	Operador de cruzamento.....	71
5.9.3	Operador de mutação.....	72
5.9.4	Operador de busca local.....	72
5.10	CONSIDERAÇÕES FINAIS	72
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	74
6.1	SISTEMA TESTE 33 BARRAS MODIFICADO	74
6.2	SISTEMA TESTE 69 BARRAS.....	76
6.2.1	Abordagem considerando consumidores prioritários.....	76
6.2.2	Abordagem com estimativa de tempos de manobra e duração da falta.....	78
6.2.2.1	<i>Falta de curta duração</i>	78
6.2.2.2	<i>Falta de longa duração.....</i>	82
6.3	SISTEMA TESTE 119 BARRAS	83
6.4	SISTEMA TESTE REAL DE 1087 BARRAS	87
6.4.1	Considerações finais	88
7	CONCLUSÕES.....	90
7.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	90
7.2	SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS.....	91
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	92

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

A importância da energia elétrica na sociedade moderna vem aumentando à medida em que os equipamentos elétricos e eletrônicos se popularizam. As tecnologias que fazem uso da eletricidade encontram-se difundidas nos setores rural, industrial, comercial e residencial. Dessa forma, requer-se um sistema elétrico que possa fornecer energia de forma ininterrupta e com bons indicadores de qualidade.

Os órgãos reguladores, além disso, vêm evoluindo no sentido de regulamentar as condições do fornecimento de energia. São definidos diversos indicadores de qualidade que, caso não sejam atingidos pelas empresas de energia elétrica, podem acarretar em penalizações financeiras.

A ocorrência de defeitos nas redes elétricas, por outro lado, são eventos inevitáveis. A parcela do sistema elétrico com maior tendência à ocorrência de defeitos é a rede de distribuição, uma vez que sua estrutura é majoritariamente aérea e sofre com as intempéries de diferentes ambientes, que incluem desde zonas urbanas a grandes extensões rurais. Além disso, devido a aspectos econômicos e de operação estes circuitos costumam ser radiais, o que afeta sua confiabilidade.

É do interesse das empresas de energia elétrica o desenvolvimento de ferramentas robustas que auxiliem na mitigação dos impactos causados por eventuais contingências. Dentre estas, destacam-se os programas computacionais voltados à automatização de manobras nas redes de distribuição, onde se enquadram as metodologias de reconfiguração e recomposição de rede.

O termo reconfiguração, por si só, costuma remeter à alteração topológica com intuito de melhorar o funcionamento no estado normal de operação da rede. A alteração da topologia da rede com o objetivo de reenergizar um conjunto de consumidores afetados por uma falta, apesar de ser um problema específico de reconfiguração, é conhecido como restabelecimento de energia. Na literatura o problema também é comumente denominado de recomposição de rede e restauração de serviço.

Com o avanço tecnológico e popularização de equipamentos como medidores inteligentes e chaves telecomandadas nas redes de distribuição, a tendência é o desenvolvimento das técnicas de auto-recomposição de rede, mais conhecida como *self-healing*, onde o Problema de Restabelecimento de Serviço (PRS) é etapa fundamental.

Este trabalho visa desenvolver uma metodologia para reconfiguração de rede com objetivo específico de restabelecer o fornecimento de energia elétrica à parcela da rede desenergizada em decorrência de uma falta permanente. Isto é feito por meio da implementação de um algoritmo evolutivo multiobjetivo para a obtenção de um conjunto de soluções eficientes. Para verificação das restrições, um fluxo de potência do tipo varredura trifásico é empregado.

O trabalho não aborda, contudo, os possíveis eventos transitórios decorrentes dos chaveamentos ao longo da rede de distribuição. Portanto, o estudo limita-se à análise estática do circuito. A carga do sistema é considerada constante durante o intervalo estudado. A metodologia desenvolvida é testada em sistemas testes difundidos na literatura, variando de 33 a 119 barras. Por fim, um sistema de distribuição real de dois alimentadores e 1087 barras é testado.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho consiste em desenvolver uma ferramenta computacional eficiente e capaz de auxiliar operadores de sistemas de distribuição de energia elétrica no restabelecimento de energia em caso de ocorrência de eventos anormais na rede, especialmente aquelas relacionadas a faltas permanentes.

1.2.2 Objetivos específicos

De forma específica, o presente trabalho tem por objetivos:

- Desenvolver o protótipo de uma ferramenta computacional capaz de atuar em tempo de operação e tratar o aspecto multiobjetivo do problema. Tal característica é importante uma vez que é necessária a obtenção de um plano de restabelecimento eficiente em um curto intervalo de tempo tratando o conflito entre os diferentes objetivos. O algoritmo computacional é desenvolvido baseado em algoritmos evolutivos multiobjetivos, considerando-se a minimização:
 - da carga desenergizada;
 - número total de manobras;
 - número de manobras na área clara;
 - número de consumidores desenergizados;
 - número de consumidores prioritários desenergizados.
- Restabelecer o fornecimento de energia para o maior número de consumidores possível e, em caso de corte de carga, garantir o restabelecimento a cargas prioritárias. Em sistemas reais, consumidores como hospitais, por exemplo, têm prioridade quando não é possível, em virtude de violações das restrições operacionais, restaurar a energia a toda parcela da rede afetada pela contingência;

- Abordar o problema de restabelecimento de serviço considerando os tempos de manobra e de duração da falta, avaliando o tempo necessário para o conserto do trecho sob contingência. A consideração dos tempos influencia diretamente na qualidade da solução proposta, especialmente quando boa parte das chaves do sistema elétrico são manuais e dependem da ação de uma equipe de campo;
- Oferecer uma visão prática a respeito do sistema elétrico de potência, com ênfase nas redes de distribuição. Dessa forma, visa-se desenvolver um documento acessível abordando os principais aspectos relacionados ao PRS.

A ferramenta computacional foi desenvolvida na plataforma Matlab®. As restrições operacionais, como níveis de tensão, capacidade dos dispositivos e linhas são verificadas a partir de um fluxo de potência baseado em método de varredura trifilar. A restrição de radialidade é observada por meio de uma rotina de varredura no grafo que representa o sistema elétrico. A busca por soluções tem caráter multiobjetivo e visa a aproximação da Fronteira de Pareto.

1.3 MOTIVAÇÃO

Frente às mudanças nas regulamentações do setor elétrico, as empresas de energia elétrica têm se preocupado em melhorar a qualidade dos serviços prestados. Com isso, dispende-se particular atenção aos indicadores de qualidade da energia elétrica, evitando eventuais penalidades financeiras e zelando pela imagem da empresa perante a sociedade.

Dessa forma, surge a demanda por ferramentas computacionais que possam auxiliar os profissionais responsáveis pela operação dos sistemas de energia, apoiando procedimentos de manobras frente às anormalidades que venham a surgir.

1.4 ESTADO DA ARTE

O problema da restauração de serviço foi alvo de estudo de diversos trabalhos ao longo dos anos. De fato, devido à sua complexidade e possíveis abordagens, o problema ainda apresenta desafios que justifiquem o desenvolvimento de novas pesquisas.

Em sua maioria, as abordagens definem o problema como sendo de otimização combinatório inteiro-misto não linear. A criação de modelos matemáticos pode ser difícil, sendo que muitos dos trabalhos desenvolvidos se baseiam em heurísticas e inteligência artificial. Para tanto, este capítulo é dedicado a discutir alguns dos trabalhos analisados e abordar pontos cabíveis de desenvolvimento. Assim, a pesquisa concentrou-se em periódicos relevantes bem como dissertações e teses sobre este tema.

1.4.1 Trabalhos referentes ao PRS

O trabalho de Fukuyama, Chiang e Miu (1996) propõem um algoritmo evolutivo paralelo para o PRS. As restrições de radialidade são tratadas por meio de um operador de correção e as violações de tensão e capacidade das linhas são penalizadas na função de avaliação. A metodologia é testada em um sistema de 69 nós. Apesar de tratar o problema de forma mono-objetiva, este trabalho traz importantes contribuições no que tange a aplicação de técnicas evolutivas no PRS. Os autores ainda recomendam a correção de indivíduos que não se configuram como topologias radiais.

O trabalho de Miu e Darling (1998) formula o problema de restauração de energia como problema de otimização multiobjetivo. A metodologia é dedicada a sistemas de distribuição de larga escala e com consumidores prioritários. O método de busca é baseado em informações obtidas por meio de um algoritmo de fluxo de potência trifásico. Esta metodologia consiste em identificar tanto as chaves de ligação quanto as seccionadoras candidatas para restabelecer os consumidores atingidos pela falta. Após, uma chave de ligação inicial, escolhida pelo índice de máxima capacidade de carga reserva ou mínima distância elétrica, é fechada. Posteriormente, uma chave seccionadora, identificada pelo índice de carga transferida ou distância elétrica, é aberta. A cada etapa, os índices são atualizadas pelo algoritmo de fluxo de potência. Desta forma, os objetivos adotados são maximizar a carga prioritária restaurada, maximizar a carga total restaurada e minimizar o número de operações nas chaves (predominantemente manuais). Os autores ressaltam que o método é aplicável a grandes sistemas, como o sistema teste 416 barras, possuindo modelos trifásicos, bifásicos e monofásicos dos elementos da rede.

O trabalho de Rivas-Davalos e Irving (2006) propõe uma nova forma de representar o sistema elétrico que os autores denominam como “*Edge-Set Encoding*” ou Codificação por Conjunto de Arestas, na tradução livre. A metodologia é baseada em algoritmos genéticos, com uma abordagem mono-objetivo, visando a diminuição dos custos de sistemas de distribuição de energia elétrica em função da quantidade e capacidade de subestações necessárias. As restrições, como capacidade das linhas e limites de tensão são penalizadas na função objetivo. A restrição de radialidade é garantida pela representação do sistema. Segundo os autores, os operadores de recombinação e mutação são favorecidos pela codificação proposta, tendo em vista as características de hereditariedade e factibilidade dos indivíduos desenvolvidos. Apesar de não se tratar diretamente do PRS, este trabalho contribui com uma nova metodologia de codificação do sistema elétrico, assunto aprofundado no Capítulo 4.

No trabalho de Garcia et al. (2009) é apresentada uma nova codificação para a rede a ser reconfigurada. Os autores utilizam o algoritmo SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) para minimização da carga desenergizada e número de chaveamentos. As restrições de proteção são abordadas intrinsecamente na manutenção da tensão e corrente dentro dos níveis desejados a fim de não causar atuação indevida dos dispositivos que a compõem. Ainda, os autores utilizam uma nova forma de codificar o sistema elétrico, baseando-se nos caminhos

elétricos possíveis de cada nó a todos os nós-fontes.

Singh et al. (2009) propõem um método de reconfiguração e restabelecimento de energia que consiste em fechar todas as chaves do sistema, deixando a rede em malha. Na sequência, as chaves com menor fluxo de potência são abertas até que uma topologia radial seja encontrada. A cada abertura de chave o fluxo de potência é calculado e as restrições são verificadas. A metodologia requer, no entanto, um método de fluxo de potência que comporte redes malhadas e existência de sistemas de geração distribuída pode levar a resultados ineficientes.

O trabalho de Moazami et al. (2013) é baseado em um algoritmo genético e tem por objetivos a minimização da área sem fornecimento, perdas elétricas e número de chaveamentos. As restrições técnicas são tratadas com penalizações dentro da função objetivo. Assim, segundo os autores, o cálculo da função de avaliação para soluções infactíveis evita a perda de informações acerca destas e o algoritmo converge mais rapidamente a uma solução aproximada da ótima. Apesar de relevantes contribuições, a metodologia é testada apenas em sistemas de pequeno porte, limitando-se a 33 barras.

Os autores Zidan e El-Saadany (2013) propõem uma metodologia baseada em algoritmos genéticos para reconfiguração da rede de distribuição com objetivo de reduzir as perdas elétricas. Os autores consideram a variação de carga e da geração distribuída ao longo do sistema de distribuição, seja ele equilibrado ou desequilibrado. Além disso, consideram o custo da operação das chaves, visando mitigar o desgaste dos equipamentos de manobras e mobilização das equipes de campo. Assim, as restrições adotadas por este trabalho são limites de tensão, capacidade de corrente das linhas, manutenção da estrutura radial da rede e energização de todas as cargas. Os autores propõem remover do espaço de busca as chaves que possam causar correntes de falta de níveis indesejados durante a execução do problema de reconfiguração. No referido trabalho, o sistema é codificado pelo estado das chaves manobráveis e o tamanho do cromossomo é igual ao número de chaves. O grafo é percorrido a cada alteração na topologia da rede a fim de verificar a factibilidade da solução. O fluxo de potência e a análise das restrições ocorrem somente nas soluções factíveis. O maior sistema testado no trabalho é uma rede equilibrada de 119 barras.

Na sequência do trabalho citado anteriormente, Zidan e El-Saadany (2015) integram os dados dos indicadores de qualidade dos consumidores no problema, como aqueles relacionados à duração e frequência de falta. A preocupação com estes fatores, bem como a avaliação da variação da carga durante os diferentes horários do dia, é inédita nos estudos do PRS até então e tem grande relevância na busca por soluções eficientes.

No trabalho de Marquez (2014) é tratado do restabelecimento de energia em sistemas de distribuição priorizando chaves automáticas. O autor utiliza um algoritmo evolutivo denominado AEMT (Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo em Tabelas) e o sistema elétrico é codificado pela Representação Nó-Profundidade (RNP). A formulação do problema é multiobjetivo, e consiste na obtenção de um plano de restabelecimento em tempo real, priorizando a operação de chaves automáticas. O autor reporta bons resultados na utilização de algoritmos evolutivos ba-

seados em tabelas e apresenta uma nova codificação para a representação do sistema elétrico. Um fluxo de potência aproximado é utilizado.

O trabalho de Rosseti (2015) propõe uma metodologia para maximizar o restabelecimento de energia em sistemas de distribuição para uma ou mais contingências simultâneas. O autor utiliza um método heurístico construtivo, fornecendo a ordem de operações das chaves. A metodologia é testada até sistemas na faixa de 400 nós. As restrições englobam a maximização de restabelecimento a consumidores prioritários e corte discreto de carga. Dentre as contribuições do trabalho, ressalta-se a criação de regras para a realização do corte discreto de carga, quando não é possível restabelecer todos os consumidores desenergizados pela falta.

O trabalho de Huang e Dinavahi (2018) utiliza uma técnica para restabelecimento de energia baseada em enxame de partículas. Os autores propõem uma representação decimal do sistema, com uma estratégia de extinção de ciclos com base em probabilidades. Os resultados do trabalho demonstram a eficiência na correção de soluções ineficazes, o que pode auxiliar no processo de convergência e evitar a perda de informações genéticas importantes.

1.4.2 Trabalho referentes à sequência de manobras

Espera-se do resultado do PRS uma topologia que se adeque aos anseios do operador e um plano de restabelecimento com a sequência das chaves a serem manobradas. Ainda, o estágio em que cada chave é manobrada pode ser de grande auxílio às equipes de operação e servir como base para estudo de eventos transitórios.

A grande parcela dos trabalhos avalia a eficiência de uma solução com base na carga restaurada, consumidores reenergizados e número de manobras. Alguns trabalhos analisam a existência de consumidores prioritários, bem como fazem distinção entre chaves manuais e automáticas. Usualmente, o tempo de manobra é desprezado ou computado proporcionalmente ao número de chaveamentos realizados (MARAVILHA et al., 2018).

O trabalho de Marques, Delbem e London (2018) utiliza um algoritmo evolutivo baseado em tabelas com a representação nó-profundidade. Os autores abordam o problema em três estágios: (1) busca pelo conjunto de soluções da Fronteira de Pareto aproximada, (2) escolha de uma solução e (3) determinação da sequência de chaveamentos. As manobras realizadas através da aplicação de operadores genéticos (etapa 1) são armazenadas na memória. Após escolhida a solução ideal entre as candidatas na etapa 2, a determinação da sequência de chaveamentos ocorre na etapa 3. As comutações repetidas, isto é, chaves que são operadas duas vezes e, portanto, não provocam alteração da topologia inicial à final, são removidas e a factibilidade é testada.

Entretanto, em SDs reais, a simplificação do tempo de manobra pode resultar em uma solução pouco eficiente na prática. A existência de diversas equipes de campo, por exemplo, possibilita que um ou mais chaveamentos sejam realizadas simultaneamente, reduzindo o tempo

global necessário para implementação da topologia emergencial temporária.

Tal preocupação, até então inédita nos trabalhos de restabelecimento de energia, é abordada por Maravilha et al. (2018), que considera a alocação das equipes de campo responsáveis pelas manobras das chaves manuais. A abordagem é justificada pela importância que o tempo necessário para realizar os chaveamentos tem na eficiência da solução proposta. Ou seja, um plano de restabelecimento que parecera eficiente pode se tornar inviável quando se tem em vista a localização geográfica das chaves, condições de tráfego do trânsito, eventos climáticos, disponibilidade e posições relativas das equipes de campo, entre outros (MARAVILHA et al., 2018; HUNSCHE et al., 2019). Neste trabalho trata-se o problema no que definem como “programação de máquinas paralelas com os tempos de configuração dependentes da sequência e restrições de precedência”. Os autores ressaltam a utilização de heurísticas para possibilitar a integração desta etapa ao PRS, cuja natureza já é computacionalmente custosa, exigindo que qualquer etapa adicional seja eficiente e não onere o tempo de execução do programa. Assim, pela atribuição de cada chave a ser manobrada à respectiva equipe de campo, bem como o estágio em que esta deve ser operada, o tempo total de manobra é minimizado visando, além disso, evitar sobrecarga nos equipamentos e linhas, bem como reconexão de setores defeituosos e violações de outras restrições operacionais.

O trabalho de Goulart et al. (2018), que também aborda o tempo necessário para implementação do plano de restabelecimento, visa minimizar a energia não suprida e a carga não restaurada após a ocorrência de uma contingência. Os autores utilizam uma abordagem baseada em *Simulated Annealing* seguida de uma busca local. As soluções são codificadas por meio de um vetor de permutações que contém todas as chaves manobráveis. Segundo os autores, a codificação adotada não admite soluções ineficazes. O tempo para a finalização do plano de manobras é estimada por meio de uma abordagem de agendamento, considerando a existência de múltiplas equipes de campo. Assim, segundo os autores, é possível avaliar a solução a partir de um critério mais realista do que apenas o número de manobras realizadas.

1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

No Capítulo 2 são discutidas as especificidades do sistema elétrico e o problema de restabelecimento de serviço é analisado. Os diferentes objetivos da reconfiguração de rede são abordados.

No Capítulo 3 são discutidos alguns algoritmos evolutivos multiobjetivos populares na literatura, enquanto no Capítulo 4 apresenta-se a estrutura de dados para a representação do sistema elétrico e suas características, avaliando diversas metodologias de codificação de grafos empregadas na bibliografia especializada.

No Capítulo 5 é retratado o algoritmo evolutivo (AE) desenvolvido, bem como heurísticas construtivas de soluções iniciais implementadas, ao passo que no Capítulo 6 são apresenta-

dos os resultados obtidos por meio do programa computacional desenvolvido.

Por fim, o Capítulo 7 é constituído pelas considerações finais e sugestão de trabalhos futuros.

Quadro 1.1 – Comparativo entre os problemas de Reconfiguração de Rede e Restabelecimento de Serviço

Critério	Problema de Reconfiguração da Rede	Problema de Restabelecimento de Energia
<i>Condição da rede elétrica</i>	Operando normalmente, mas com margem de melhora em um ou mais aspectos técnicos.	Rede com uma ou mais faltas (consumidores desenergizados).
<i>Perdas</i>	Objetivo de diminuir perdas técnicas na rede.	Na maioria dos casos, perdas não são consideradas.
<i>Carga</i>	Manter toda carga atendida.	Restabelecer o máximo de carga.
<i>Níveis de tensão</i>	Melhorar o perfil de tensão.	Manter o perfil de tensão dentro dos limites mínimo e máximo.
<i>Número de comutações</i>	Deve ser minimizado, mas não é fator preponderante.	Deve ser minimizado. É fator importante na qualidade da solução.
<i>Desempenho computacional</i>	Tempo de execução pode ser longo (escala de horas ou dias).	Operação em tempo real (escala de minutos).
<i>Capacidade dos alimentadores</i>	Aumentar a capacidade reserva pode ser um objetivo.	Manter a capacidade de potência abaixo do limite máximo.
<i>Ajustes de proteção</i>	Possibilidade de alterar os ajustes dos dispositivos de proteção.	Desejável não reajustar sistemas de proteção.
<i>Coordenação e Seletividade</i>	Todos os dispositivos devem estar coordenados e seletivos.	Em alguns casos, pode ser aceito perda de seletividade e/ou coordenação.
<i>Duração da nova topologia</i>	Nova topologia tem carácter longo ou permanente.	Nova topologia é temporária (até o conserto da causa da falta).
<i>Plano de manobras</i>	Costuma ser realizada em horários de pouca demanda, sem desenergizar consumidores.	Executada em virtude de contingência. Os consumidores afetados pela falta são sequencialmente reenergizados.

Fonte: elaborado pelo autor.

1.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base na pesquisa bibliográfica e estudo dos trabalhos discutidos nas seções anteriores, é possível elencar as principais características tanto do Problema de Reconfiguração de Rede (PRR) quanto Restabelecimento de Serviço, conforme mostrado no Quadro 1.1. Tendo

em vista que o PRS é um caso particular do PRR, muitas das contribuições de um estudo são aplicáveis ao outro justamente pela natureza similar de ambos.

Em relação ao tempo de necessário para execução do plano de manobra, vale ressaltar que a literatura especializada possui um limitado conjunto de trabalhos. Apesar dos avanços de Goulart et al. (2018) e Maravilha et al. (2018) neste sentido, o aspecto prático da alocação de equipes de campo ainda carece de desenvolvimento, tendo em vista a realidade prática cotidiana das empresas de energia.

No caso da alocação de equipes para manobra de chaves manuais, seria interessante considerar, na sequência de manobras, aquelas que reenergizam antes os consumidores de maior prioridade, como hospitais, por exemplo. Neste caso, restabelecer a energia a certos consumidores pode ser vantajoso, mesmo que o tempo total de restabelecimento torne-se maior.

Ainda, o tempo de duração da falta é importante na escolha do plano. Ou seja, caso o tempo para conserto do defeito seja baixo, pode não ser vantajoso investir em um plano com muitas e demoradas manobras. Por outro lado, para contingências de longa duração, pode ser eficiente manobrar, inclusive, regiões pertencentes à área clara¹.

¹Área clara é a denominação adotada da parcela da rede que permanece energizada durante a falta.

2 PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO DE ENERGIA EM SDEE

2.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

O sistema elétrico de potência (SEP) é usualmente dividido em geração, transmissão e distribuição de energia elétrica (SDEE), conforme representado no diagrama da Figura 2.1. A geração é responsável pela conversão de energia da fonte primária (hidrelétrica, eólica, térmica, etc) para elétrica. A transmissão conduz a eletricidade das unidades geradoras para as subestações dos centros consumidores. Por fim, os sistemas de distribuição (SD) são responsáveis pela entrega da energia elétrica aos consumidores finais.

Os SDs são compostos pela rede primária e secundária. A primeira refere-se à parcela que opera acima de 1 kV, atendendo grandes consumidores como indústrias, hospitais, centros comerciais e outros. A rede secundária, por outro lado, opera em níveis de tensão nominais de fase típicos de 220 ou 127 V e atende majoritariamente consumidores residenciais e comerciais.

Um SD típico é originado em uma subestação que, por sua vez, energiza um ou mais alimentadores. De acordo com Kersting (2002), estes sistemas são predominantemente radiais, o que reduz os investimentos nas redes e facilita a operação do sistema. Entretanto, a ocorrência de um defeito pode ocasionar a desenergização de um grande número de consumidores.

Figura 2.1 – Diagrama unifilar simplificado de um sistema elétrico de potência



Fonte: elaborado pelo autor.

Os alimentadores possuem equipamentos de manobras, usualmente chamados de chaves, distribuídos em pontos estratégicos da rede. A alocação destes dispositivos ocorre na etapa de planejamento, seguindo metodologias específicas para a sua disposição ótima (LEITE et al.,

2017). A presença destes equipamentos de manobras é importante tanto na isolação do defeito quando na reenergização de cargas por caminhos elétricos alternativos.

Algumas chaves estão normalmente abertas (NA), enquanto outras encontram-se normalmente fechadas (NF). A mudança de estado das chaves altera a topologia da rede em um processo chamado de reconfiguração. Dependendo da nova configuração, o SD pode atuar com desempenho superior ou inferior em relação a alguns critérios, tais como:

- Perdas elétricas;
- Perfil de tensão;
- Confiabilidade do sistema;
- Balanceamento de carga;
- Capacidade de reserva em um ponto consumidor;
- Parada programada para manutenção;
- Outros.

Portanto, o estudo de reconfiguração de rede pode ser direcionado para fins específicos, como:

- Reenergização de consumidores após uma contingência;
- Parada programada para manutenção;
- Melhora das condições operacionais;
- Outros.

Tanto a configuração original quanto as novas topologias devem respeitar algumas restrições operacionais, como por exemplo:

- Níveis de tensão máximos e mínimos;
- Capacidade de potência máxima de equipamentos e linhas;
- Radialidade da rede.

Segundo Marquez (2014), as interrupções nos sistemas de distribuição são eventos inevitáveis. Assim, a mudança da topologia da rede pode ter como objetivo o restabelecimento do fornecimento de energia aos consumidores afetados por um evento de contingência. Neste caso, o problema é conhecido como restabelecimento, restauração ou recomposição do sistema, que é objeto de estudo principal deste trabalho.

O PRS trata da restauração do fornecimento de energia aos consumidores de um Sistema de Distribuição Radial (SDR) após a ocorrência de um evento imprevisto que tenha causado a sua desenergização. Um plano de restauração rápido e eficiente pode minimizar os efeitos negativos das falhas no fornecimento. Segundo Borges (2012), o “restabelecimento de energia é um problema de operação em tempo real e é desejável que uma solução seja obtida na escala de minutos para que as ações sejam realizadas na escala de horas”.

O plano de restabelecimento consiste em uma sequência de chaves a serem operadas. O intuito é reenergizar os consumidores atingidos por uma ou diversas faltas, considerando que o(s) trecho(s) defeituoso(s) sejam isolados e fora de operação. Assim, a carga é restabelecida por outro caminho elétrico e conectada a uma fonte apropriada. A nova topologia deve restabelecer o fornecimento a tantos consumidores quanto for possível¹, respeitando um conjunto de restrições operacionais, como níveis de tensão e capacidade dos cabos.

Como exemplo, a Figura 2.2 representa o SEP apresentado na Figura 2.1 em situação de contingência devido a um defeito permanente de origem desconhecida. As chaves C_1 e C_2 , originalmente fechadas, são abertas para isolar o defeito. Como consequência, as cargas localizadas a jusante da falta encontram-se desenergizadas.

Se o operador optar por manobrar apenas equipamentos localizados na área atingida pela falta, algumas possíveis soluções são:

- **Plano A:** fechar a chave C_4 ;
- **Plano B:** fechar a chave C_5 ;
- **Plano C:** fechar as chaves C_4 e C_5 , abrir C_3 .

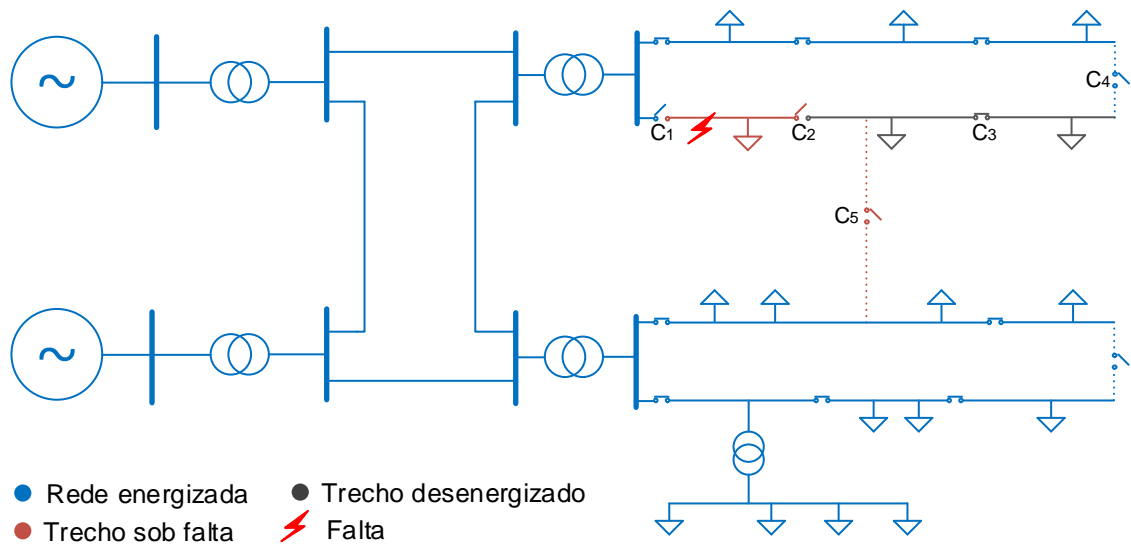
Caso se leve em consideração a possibilidade de manobrar equipamentos localizados na área não desenergizada em decorrência da falta (denominada área clara), a quantidade de planos de restabelecimento possíveis cresce de forma considerável. Contudo, segundo Goulart et al. (2018), não é costume das empresas de energia brasileiras transpor carga entre alimentadores que não se encontram em contingência. Essa prática visa não submeter o circuito a efeitos transitórios que possam, eventualmente, causar a desenergização de consumidores não afetados pela falta original e, assim, aumentar os efeitos danosos da contingência.

Cada solução (plano) candidata deve ter o fluxo de potência calculado, cujos resultados são utilizados para verificação das restrições operacionais. Dentre os planos factíveis, o operador deve escolher um que atenda as necessidades momentâneas (objetivos) e que melhor se enquadre ao cenário de contingência em questão. A escolha por um plano de restabelecimento pode ser complexa, tendo em vista que os objetivos são conflitantes.

Supõe-se que o plano de restabelecimento A foi escolhido. Dessa forma, após a manobra de fechamento da chave C_4 , o circuito opera na topologia apresentada no diagrama da Figura

¹Eventualmente outros fatores devem ser considerados, como consumidores prioritários, número de manobras, tempo necessário para implementar o plano de contingência e outros. Muitos destes objetivos tendem a ser conflitantes, onde a melhora de um consiste na piora de outro.

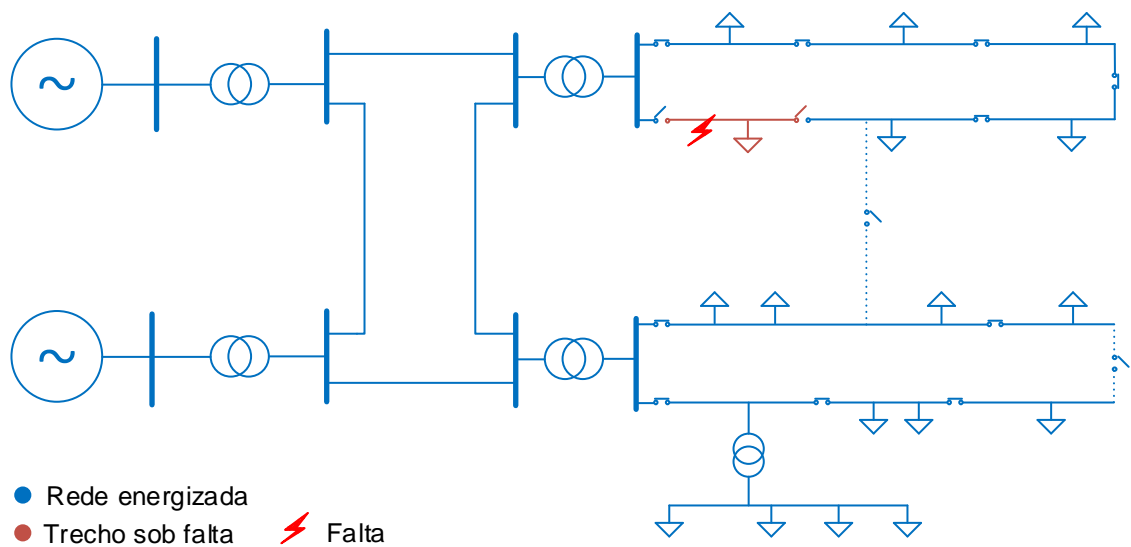
Figura 2.2 – Sistema elétrico de potência sob condição de contingência na RD



Fonte: elaborado pelo autor.

2.3. A configuração é temporária e, após a correção da falha, o sistema retorna à topologia original (Figura 2.1). Vale ressaltar que nem sempre é possível reenergizar todos os consumidores visto as restrições operacionais a que o problema está sujeito.

Figura 2.3 – Sistema elétrico de potência operando na topologia temporária



Fonte: elaborado pelo autor.

A partir do exemplo exposto, que consiste em um sistema elétrico didático de poucas

barras, é possível verificar a complexidade do problema de restabelecimento de energia. Para tanto, Khorshid-Ghazani et al. (2017) descrevem a reconfiguração de rede como um problema de otimização inteira mista não-linear. De fato, existem muitas variáveis a serem consideradas, bem como diversos objetivos e restrições operacionais. Em sistemas de distribuição reais, existe um grande número de nós e diversos equipamentos de manobras instalados ao longo da rede.

Outro fator preponderante que torna a solução do problema complexa, além do fato deste ser NP-difícil, é o tempo disponível para obtenção de uma resposta satisfatória. Isso se deve à urgência no restabelecimento de energia, visto que o tempo em que um consumidor permanece desenergizado impacta diretamente nos indicadores de qualidade, causando prejuízos financeiros tanto ao cliente, pela ausência de eletricidade, quanto à concessionária, pela impossibilidade de comercializar a energia demandada quanto eventuais penalidades dos órgãos reguladores.

Ainda, a instância do problema é dependente das condições particulares da falta analisada. A consideração de fatores como presença de consumidores prioritários, distinção entre chaves manuais e operadas remotamente, bem como número de objetivos e restrições adotados, podem tornar a busca da solução ainda mais complexa. A operação de chaves manuais, por exemplo, está sujeita à sua localização geográfica e disponibilidade de equipes de campo, o que pode inviabilizar determinada solução.

Além disso, a variação de carga durante os diferentes horários do dia pode inviabilizar certas topologias que poderiam ser eficientes em outras condições de carga. Ou seja, uma topologia factível em horário fora-ponta pode se tornar infactível à medida em que o carregamento do SD cresce. Por outro lado, considerar uma carga superior a real pode descartar, erroneamente, potenciais soluções eficientes. Dessa forma, o melhor plano de restabelecimento é condicionado a diversas variáveis e dependente do grau de certeza das informações disponíveis ao decisor. No presente trabalho, devido à natureza conflitante dos objetivos, é desenvolvida uma metodologia multiobjetiva.

Para a resolução do problema, a literatura apresenta diversos métodos, que Nagata e Sasaki (2001) e Zidan e El-Saadany (2013) classificam como:

- Métodos exatos;
- Sistemas especialistas;
- Heurísticos;
- Meta-heurísticas.

Segundo Nagata e Sasaki (2001), os métodos exatos são de difícil implementação e, muitas vezes, computacionalmente intratáveis. Já os sistemas especialistas têm regras específicas para cada rede elétrica, dificultando a manutenção desses algoritmos para sistemas de larga-escala.

Por outro lado, uma heurística é um procedimento de busca de uma solução para determinado problema, baseando-se em uma regra criada a partir do conhecimento de um especialista (HOLDER, 2006). Dois exemplos são *branch exchange* e fluxo de potência ótimo.

Na mesma linha, um método meta-heurístico consiste em procedimentos iterativos para solução de problemas combinatórios, onde empregam-se heurísticas como sub-procedimentos (FREITAS et al., 2009; GARCIA, 2005; HOLDER, 2006). As meta-heurísticas mais conhecidas são *simulated annealing*, algoritmo genético, busca tabu, enxame de partículas e colônia de formigas (ZHANG; FU; ZHANG, 2007).

Segundo Garcia (2005), a diferença mais significativa das heurísticas para as meta-heurísticas é a aceitação, por parte da segunda, da degradação das soluções durante o processo de busca. As metodologias meta-heurísticas tendem a ser mais eficientes na busca de soluções aproximadas às ótimas quando comparados às heurísticas, especialmente em problemas com vários ótimos locais.

2.2 DEFINIÇÕES

Define-se nesta seção alguns conceitos adotados ao decorrer do desenvolvimento deste trabalho, especialmente no que tange à estrutura de dados das soluções. Refere-se à **área escura** como sendo a parcela da rede desconectada em virtude do defeito, desconsiderando-se o trecho sob falta. A **área clara**, por sua vez, é a parcela da rede que permanece energizada, seja após a ocorrência da contingência ou ao fim da execução do plano de restabelecimento.

A área escura pode ser conectada à área clara por meio do fechamento de chaves de interligação, representados na rede da Figura 2.4 como linhas tracejadas. O desenho nada mais é que um grafo, cuja teoria é abordada no Capítulo 4. Já o nó da área clara que faz fronteira com a área escura, possibilitando a ligação dos nós desenergizados, é denominado **nó-fonte**.

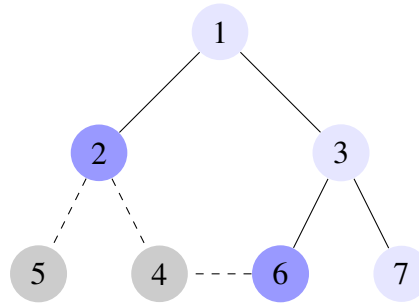
Portanto, no grafo da Figura 2.4, os nós 1, 2, 3, 6 e 7 correspondem à área clara. Os nós 4 e 5 estão localizados na chamada área escura. Por fim, os nós 2 e 6, localizados na área clara, permitem a reenergização dos nós escuros por meio do fechamento das chaves adjacentes e, por isso, constituem-se como nós-fonte.

2.3 NORMALIZAÇÃO DE GRANDEZAS

Em problemas de otimização, os objetivos diversos podem ter diferentes naturezas, tornando-se difícil comparar suas grandezas de forma direta. Para tanto, há diferentes métodos para normalizar os valores reais, permitindo a descrição do valor de cada função objetivo na mesma escala.

Para tanto, algumas das metodologias de normalização são (CHAKRABORTY, 2013; KESHAVARZ-GHORABAEE et al., 2015):

Figura 2.4 – Representação de uma rede elétrica por cadeia de grafos com área clara, área escura e nós-fonte



Fonte: elaborado pelo autor.

- Normalização linear pelo valor máximo e mínimo

$$N_i = \frac{V_i - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (2.1)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_i é o valor real de i , V_{min} é o valor mínimo e V_{max} o valor máximo do conjunto analisado.

- Normalização linear pelo valor máximo

$$N_i = \frac{V_i}{V_{max}} \quad (2.2)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_i é o valor real de i e V_{max} o valor máximo do conjunto analisado.

- Normalização linear pela soma

$$N_i = \frac{V_i}{\sum_{k=1}^T V_k} \quad (2.3)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_i é o valor real de i , T é o número de soluções do conjunto analisado e V_k é o valor objetivo da solução k do conjunto T .

- Vetor de normalização

$$N_i = \frac{V_i}{\sqrt{\sum_{k=1}^T V_k^2}} \quad (2.4)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_i é o valor real de i , T é o número de soluções do conjunto analisado e V_k é o valor objetivo da solução k do conjunto T .

- Normalização de precisão aprimorada

$$N_i = 1 - \frac{V_{max} - V_i}{\sqrt{\sum_{k=1}^T V_{max} - V_i}} \quad (2.5)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_{max} o valor máximo da grandeza i , V_i é o valor real de i , T é o número de soluções do conjunto analisado e V_{max} o valor máximo do conjunto analisado.

- Normalização logarítmica

$$N_i = \frac{\ln V_i}{\ln \left(\prod_{k=1}^T V_k \right)} \quad (2.6)$$

onde N_i é o valor normalizado da grandeza i , V_i é o valor real de i , T é o número de soluções do conjunto analisado e V_k é o valor objetivo da solução k do conjunto T .

2.4 FLUXO DE POTÊNCIA

A metodologia de cálculo do fluxo de potência é importante no PRS, uma vez que é executado diversas vezes durante a busca por um plano de restauração, especialmente em algoritmos baseados em técnicas populacionais. Logo, a eficiência global do programa computacional está diretamente ligada à velocidade e precisão da etapa do fluxo.

De forma geral, o objetivo do fluxo de potência é determinar as grandezas em um sistema elétrico, tais como tensão nas barras, correntes que circulam através dos elementos, perdas ativas e reativas, entre outros. As informações advindas do fluxo de potência são essenciais para a verificação das restrições operacionais.

Além disso, o PRS dispense atenção extra ao cálculo do fluxo de potência em função da dinamicidade das redes elétricas envolvidas. Dessa forma, os cálculos de fluxo devem estar aliados a uma estrutura de dados eficiente, tendo em vista que, com as mudanças sucessivas no estado das chaves, o tratamento dos dados elétricos do sistema pode ser computacionalmente dispendioso.

No presente trabalho, adotou-se um algoritmo de fluxo de potência de varredura denominado Somatório de Correntes (KERSTING, 2002). Estes algoritmos são eficientes para redes de distribuição, em detrimento de técnicas clássicas aplicadas nos sistemas de transmissão de energia elétrica (MARCHESAN et al., 2018). Visando considerar eventuais desbalanços entre as fases do SD, o fluxo é calculado de maneira trifilar.

De modo geral, o cálculo de fluxo ocorre em duas etapas, denominadas *backward* e *forward*, onde a rede radial é percorrida sucessivamente até a convergência do resultado. De forma resumida, descrevem-se as etapas como:

- Etapa *backward*: os fasores de corrente ramo entre as barras i e j , onde j é a barra adjacente, são calculadas. Soma-se as correntes injetadas na barra j e as correntes que

fluem entre a barra j e as barras k à jusante, conforme (2.7). Os cálculos são feitos para cada fase do sistema.

$$I_{ij} = I_j + \sum I_{jk} \quad (2.7)$$

- Etapa *forward*: os fasores de tensão de cada barra no sistema são calculados. A tensão da barra j é obtida a partir da tensão conhecida da barra i à montante e da queda de tensão entre as barras, conforme expressão (2.8).

$$E_j = E_i - Z_{ij} \cdot I_{ij} \quad (2.8)$$

2.4.1 Representação da carga

As cargas presentes na rede podem ser modeladas como impedância, corrente e potência constante (modelo ZIP). É possível ainda modelar a carga como uma combinação dos três modelos mencionados. O modelo ZIP pode ser consultado detalhadamente em Bernardon et al. (2015) e Kersting (2002).

2.4.1.1 Curva de carga

As cargas em um sistema elétrico de distribuição são dinâmicas, variando de acordo com a hora do dia, dia da semana e período do ano, por exemplo. As cargas residenciais, comerciais e industriais podem ter seus picos de demanda em diferentes horários do dia.

Com isso, o desafio de determinar o estado das grandezas elétricas do sistema durante o período de interesse do estudo é ainda maior. Se por um lado é inviável calcular o fluxo de potência, com um custo computacional de tempo de operação, para todas as combinações de carga possíveis, por outro lado a confiabilidade de uma solução proposta, frente a um cenário de contingência, depende das informações de carga.

Ainda, o maior carregamento da subestação não resulta, necessariamente, no pior cenário de perfil de tensão. Assim, um plano de restabelecimento que é viável em um determinado horário, pode causar violações de restrições em outro patamar de carga. Portanto, este fato reforça a importância do conhecimento do intervalo de tempo em que a topologia emergencial irá operar.

Dessa forma, surgem metodologias específicas para estimar o perfil de carga durante um período de tempo de interesse. O trabalho de Massignan (2016), por exemplo, propõe um estimador de estados para avaliar a demanda em tempo real de um sistema de distribuição.

No presente trabalho não se avalia, porém, esta especificidade do problema, uma vez que se trata de outro campo de pesquisa. Assim, o estudo limita-se à carga estática da rede, que serve como base no cálculo do fluxo de potência na obtenção dos resultados analisados.

2.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Um plano de restabelecimento de uma rede de distribuição pode ter um grande espaço de busca. Além disso, os diversos objetivos, muitas vezes conflitantes, tornam a etapa de decisão difícil. Uma forma de abordar o problema é utilizando técnicas multiobjetivo.

A etapa do fluxo de potência tem um papel importante em qualquer metodologia dedicada à obtenção de um plano de restabelecimento. Um fluxo de potência ineficiente pode comprometer o tempo computacional necessário para a sua execução, parâmetro que se mostra crucial no desempenho do programa. Tal característica é acentuada nas redes de distribuição, que costumam ter uma grande quantidade de barras, bem como alimentadores de grandes extensões e, eventualmente, perfis de tensão críticos.

A consideração da variação de carga ao longo do dia, bem como o intervalo de tempo em que a topologia emergencial irá operar, é importante na escolha de um plano de restabelecimento eficiente. Ou seja, um plano eficiente em determinado horário do dia pode ser impraticável em outro. No presente trabalho, considera-se que a determinação do perfil de carga é um problema alheio. Portanto, considera-se que a carga se mantém inalterada no período de interesse.

Em relação ao tempo de operação da topologia temporária, a análise é feita considerando dois fatores: (1) tempo de duração da falta e (2) tempo para a realização das manobras. O tempo de duração da falta é o tempo médio considerado para a correção do defeito e o tempo de duração da falta é o intervalo de tempo necessário para a realização de todas as manobras de abertura e fechamento dos equipamentos envolvidos no processo.

3 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO

3.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Em um mundo real, problemas de otimização costumam ter objetivos diversos e conflitantes. Dessa forma, diversas técnicas de otimização clássica e meta-heurísticas foram desenvolvidas ao longo dos anos para a solução de problemas multiobjetivos. Dentre as meta-heurísticas destacam-se os algoritmos evolutivos (AEs), eficientes no tratamento de problemas complexos e com grande espaço de busca (ZITZLER; LAUMANN; BLEULER, 2004).

As técnicas evolutivas enquadram-se na classe de algoritmos probabilísticos, realizando buscas simultâneas no espaço de soluções, no que Garcia (2005) define como "uma poderosa alternativa na solução do problema de restabelecimento de serviço".

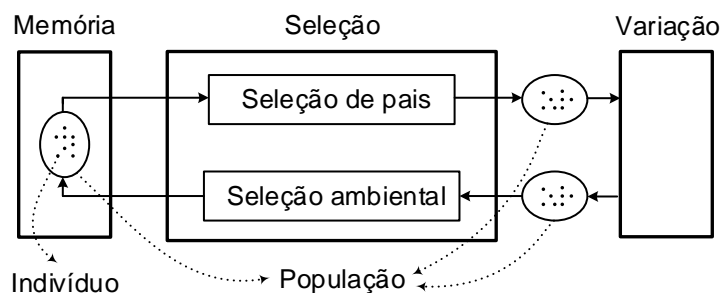
Assim, o presente capítulo visa abordar os principais aspectos dos algoritmos evolutivos multiobjetivo bem como alguns dos artigos científicos analisados na elaboração deste trabalho.

3.2 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO (AEMOS)

Segundo Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004), a origem dos algoritmos evolutivos antecede a década de 1950 e têm, de maneira superficial, dois procedimentos predominantes: busca e variação. As etapas do algoritmo buscam simular o desenvolvimento biológico observado na natureza, conforme ilustra o diagrama da Figura 3.1.

Entretanto, os sub-procedimentos de um algoritmo evolutivo podem ser implementados de diferentes maneiras. As especificidades de cada algoritmo dão a ele sua característica particular, obtendo vantagens em alguns aspectos e, eventualmente, desvantagens em outros. Assim, a bibliografia traz um conjunto diverso de AEs. Segundo Ticona (2008 apud MARQUEZ, 2014), os principais algoritmos evolutivos estão apresentados na Tabela 3.1.

Figura 3.1 – Diagrama ilustrativo de um algoritmo genético típico



Fonte: adaptado de Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004).

Tabela 3.1 – Modelos de algoritmos baseados em técnicas evolutivas

Sigla	Nome	Elitista
VEGA	<i>Vector Evaluated Genetic Algorithm</i>	Não
WBGA	<i>Weight Based Genetic Algorithm</i>	Não
MOGA	<i>Multiple Objective Genetic Algorithm</i>	Não
NSGA	<i>Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm</i>	Não
NPGA	<i>Niched-Pareto Genetic Algorithm</i>	Não
PPES	<i>Predator-Prey Evolutionary Strategy</i>	Não
REMOEA	<i>Rudolph's Elitist Multi-Objective Evolutionary Algorithm</i>	Sim
NSGA-II	<i>Elitists Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm</i>	Sim
SPEA, SPEA2	<i>Strength Pareto Evolutionary Algorithm 1 e 2</i>	Sim
TGA	<i>Thermodynamical Genetic Algorithm</i>	Sim
PAES	<i>Pareto-Archived Evolutionary Strategy</i>	Sim
MOMGA-I, MONGA-II	<i>Multi-Objective Messy Genetic Algorithm I e II</i>	Sim
Micro-GA	<i>Multi-Objective Micro-Genetic Algorithm</i>	Sim
PESA-I,PESA-II	<i>Pareto Envelope-Base Selection Algorithm</i>	Sim
∈-MOEA	<i>∈-dominance Multi-Objective Evolutionary Algorithm</i>	Sim

Fonte: adaptado de Ticona (2008) e Marquez (2014).

Segundo Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004), um algoritmo evolutivo é organizado em três módulos, que são memória, seleção e variação:

- **Memória:** armazena um conjunto de soluções candidatas. Por semelhanças ao fenômeno biológico, costuma-se referir a cada solução candidata como indivíduo. O conjunto de soluções é, portanto, uma população;
- **Seleção:** baseia-se na ideia de seleção natural. Os indivíduos - soluções candidatas - são avaliados de acordo com uma função de adaptação, usualmente denominada de “*fitness*”. As características dos melhores indivíduos tendem a permanecer na população atual, enquanto os indivíduos menos adaptados (com características não desejadas) são sistematicamente eliminados. A etapa de avaliação de uma solução é ilustrada pela Figura 3.2 e discutida com mais detalhes na subseção 3.2.2;
- **Varição:** consiste na alteração dos indivíduos que compõe a população. Dois operadores comuns são o cruzamento e a mutação. No cruzamento, são escolhidos dois indivíduos seja de forma pseudoaleatória ou a partir de regras pré-definidas a fim de originar um novo indivíduo. Em analogia ao processo biológico, os indivíduos selecionados são chamados de pais e o indivíduo gerado, de filho. Espera-se que este último tenha características herdadas de ambos os pais. Por outro lado, na mutação, procura-se alterar o indivíduo filho de modo a obter características diferentes da dos pais.

O trabalho de Kunkle (2005) elenca diversas metodologias baseadas em algoritmos evolutivos e faz uma comparação entre os mesmos, enquanto o trabalho de Zitzler, Laumanns e

Bleuler (2004) traz uma revisão bibliográfica sob formato de tutorial da aplicação de algoritmos evolutivos. Ambos os trabalhos fornecem uma detalhada base teórica a respeito da classe de algoritmos evolutivos.

De forma geral, os indivíduos da população são avaliados no espaço objetivo de acordo com a sua qualidade. Assim, por meio da função denominada *fitness* (adaptação), um valor escalar é atribuído a cada objetivo ou solução, mensurando a sua qualidade frente aos objetivos do problema. A forma com que a função *fitness* é implementada pode variar de acordo com cada algoritmo.

Posteriormente, uma porção de indivíduos da população é selecionada criando uma subpopulação. A seleção pode ser de maneira aleatória ou de acordo com alguma metodologia específica do AE utilizado. Os procedimentos de variação são aplicados aos indivíduos desta subpopulação e novas soluções são criadas a partir destes. As técnicas de variação mais comuns são a recombinação e a mutação. No primeiro, dois indivíduos são recombinados e dão origem a um terceiro, enquanto no segundo, um indivíduo da população tem seu cromossomo alterado com base em uma taxa probabilística previamente definida.

Espera-se que os indivíduos melhores adaptados permaneçam na população em detrimento dos menos aptos à medida em que uma nova população é gerada, chamada de geração. Segundo Cortes e Saavedra (2004), o principal obstáculo dos algoritmos evolutivos é a precisão da solução buscada, uma vez que problemas complexos exigem grande capacidade computacional e um tempo de processamento elevado.

Dessa forma, para Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004) os dois principais fundamentos do algoritmo evolutivo multiobjetivo que garantem a sua eficiência são:

1. Guiar a busca em direção à fronteira de Pareto (ver subseção 3.2.1);
2. Manter a diversidade das soluções não dominadas encontradas.

Enquanto o primeiro objetivo relaciona-se à seleção dos pais e à atribuição de um valor de adaptação a cada solução, o segundo objetivo está ligado ao não armazenamento de indivíduos similares na população. Ainda, um algoritmo evolutivo eficiente requer meios de evitar a perda de soluções não dominadas, no conceito que é chamado de elitismo (ZITZLER; LAUMANN; BLEULER, 2004).

3.2.1 Conjunto de soluções não-dominadas e Fronteira de Pareto

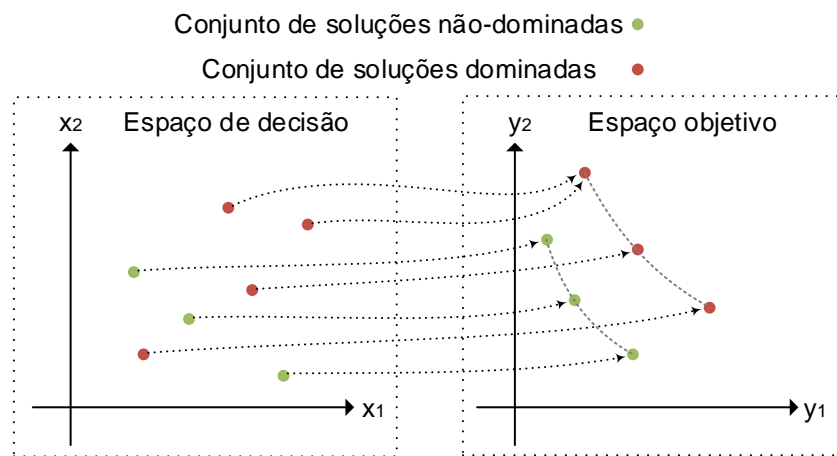
Um conceito importante que tange os problemas de otimização multiobjetivos é a Fronteira de Pareto. Ou seja, assumindo um problema geral de minimização com k variáveis, tem-se um vetor de decisão (x_1, x_2, \dots, x_k) que pertence a um espaço de decisão X . Uma função avalia cada solução do vetor em um espaço Y , chamado de espaço objetivo. Assim, tem-se uma função

$$f : X \rightarrow Y \tag{3.1}$$

Se o problema é mono objetivo, uma solução $x^1 \in X$ é melhor que outra solução $x^2 \in X$ se $y^1 < y^2$, onde $y^1 = f(x^1)$ e $y^2 = f(x^2)$ (ZITZLER; LAUMANN; BLEULER, 2004).

Contudo, para soluções com mais de um objetivo, esta análise não é tão simples. Assim, o conceito de dominância de Pareto pode ser empregada. Ou seja, comparando duas soluções x^1 e x^2 , se nenhum objetivo de x^2 for menor que o respectivo objetivo de x^1 , e se ao menos um objetivo de x^1 for menor que x^2 , x^1 domina x^2 (ZITZLER; LAUMANN; BLEULER, 2004; GARCIA, 2005).

Figura 3.2 – Ilustração de um problema multiobjetivo



Fonte: adaptado de Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004).

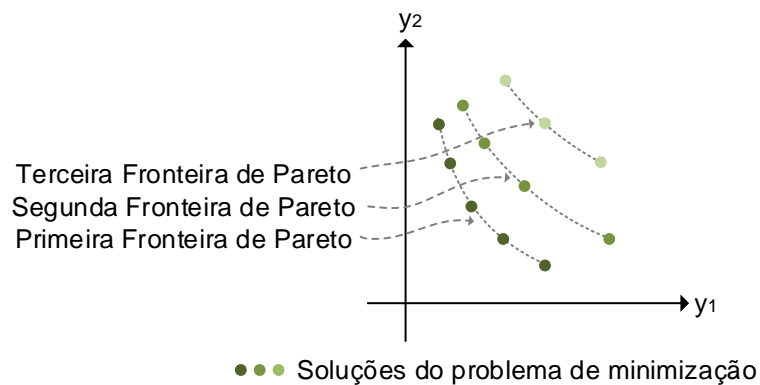
Em outras palavras, uma solução Pareto-ótima é aquela em que nenhum objetivo pode ser melhorado sem piorar, necessariamente, um outro objetivo. Portanto, o conjunto de soluções de Pareto compõe a Fronteira de Pareto. Em metodologias baseadas em meta-heurísticas, é possível obter uma aproximação da Fronteira de Pareto, uma vez que não há garantia, por parte desta classe de algoritmos, da obtenção dos ótimos globais.

Na Figura 3.3 ilustra-se um problema de minimização com dois objetivos. O espaço de soluções pode ser dividido em múltiplas fronteiras de Pareto. A segunda fronteira é formada excluindo-se todas as soluções presentes na primeira fronteira, e assim sucessivamente até a classificação de todas as soluções do conjunto.

3.2.2 Função de avaliação

A função de avaliação tem a incumbência de analisar a aptidão de determinada solução (topologia) frente aos objetivos do problema. Uma solução pode ser avaliada de diversas formas, sendo estas baseadas ou não no conceito de Pareto. De forma genérica, a avaliação de uma solução pode ser dada por:

Figura 3.3 – Ilustração de um problema multiobjetivo



Fonte: elaborado pelo autor.

- Ranking de dominância: a solução é classificada de acordo com a quantidade de indivíduos que domina;
- Fronteiras de dominância: a população é classificada de acordo com as fronteiras de Pareto;
- Classificação mista: a solução é classificada de acordo com o ranking e com fronteira de dominância;
- Baseado em critérios: os indivíduos são selecionados para reprodução visando um único objetivo. Assim, os indivíduos pais são escolhidos com base em objetivos distintos;
- Baseado em uma função de agregação: os objetivos são agregados em uma única função, sendo que o peso de cada objetivo é variado durante o processo de busca por soluções não dominadas.

O algoritmo VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithms*), por exemplo, realiza a seleção dos indivíduos pais com base em cada um de seus objetivos. Por outro lado, o algoritmo SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) atribui, a uma solução pertencente a sua população, uma função de avaliação que considera tanto a Fronteira de Pareto a qual pertence quanto o número de soluções que esta domina (ZITZLER; LAUMANN; BLEULER, 2004).

Segundo Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004), as funções de avaliação baseadas em Pareto consideram todo o conjunto de soluções, em contraste com aquelas baseadas em função de agregação que, por sua vez, não consideram os demais indivíduos da população nesta etapa.

No presente trabalho, os indivíduos da população são avaliados de acordo com a carga total não restabelecida ¹, número de consumidores que permanecem desenergizados após o

¹A carga não restabelecida é computada considerando-se todas as cargas dos nós desenergizados como potência constante.

término do plano de restabelecimento, número de consumidores prioritários não atendidos e número de manobras realizadas². As restrições de radialidade, níveis de tensão e capacidade dos equipamentos da rede são verificadas.

3.2.3 Diversidade de soluções

Com o intuito de evitar a convergência prematura para ótimos locais, é interessante manter uma população diversa e bem distribuída no espaço objetivo. Para isso, uma etapa importante de qualquer algoritmo evolutivo é a seleção dos pais. Este procedimento interfere na programação das informações genéticas desejadas para as próximas gerações e, assim, promove a busca em direção à Fronteira de Pareto.

O método de escolha dos indivíduos que irão integrar o operador de cruzamento varia de acordo com o algoritmo evolutivo específico. Uma alternativa é o emprego da informação de densidade populacional. Ou seja, os indivíduos com vizinhos próximos no espaço de objetivo têm menor chance de serem selecionados, diferentemente daqueles localizados em regiões pouco populadas.

Há diversas formas de se calcular a densidade populacional. Segundo Zitzler, Laumanns e Bleuler (2004), são três métodos populares: aqueles baseados na Função de Kernel, método do vizinho mais próximo e a técnica do histograma. Segundo o autor, estas metodologias podem ser aplicadas tanto no espaço objetivo quanto no espaço de decisão. Entretanto, a maioria das abordagens observa a distância entre dois indivíduos considerando o vetor de objetivos.

3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A classe de algoritmos evolutivos multiobjetivos é amplamente empregada no PRS e é considerado como uma metodologia eficiente para este problema. Diversas variações da classe dos AEMOs foram propostas.

De modo geral, os AEMOs tendem a operar a partir dos mesmos princípios básicos. A memória armazena os indivíduos da população, a seleção escolhe os melhor adaptados e a variação introduz perturbações que visam gerar novas soluções combinando características de soluções distintas (operador de cruzamento) e modificando soluções pré-existentes (mutação).

Outro conceito importante no que tange os algoritmos evolutivos é a dominância de Pareto. No presente trabalho a população é dividida em múltiplas fronteiras de Pareto (fronteiras de dominância), com base nos valores de suas funções-objetivo.

²Uma aproximação é realizada com base no estado das chaves da topologia original da rede e da solução escolhida. Contudo, vale salientar que, dependendo das práticas da concessionária, um número maior de comutações pode ser necessário.

4 REPRESENTAÇÃO DO SISTEMA ELÉTRICO

4.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

A representação computacional do sistema elétrico é parte importante de um programa computacional. Uma codificação ineficiente pode comprometer a eficiência do método desenvolvido, causando problemas tanto em relação ao custo computacional (tempo de execução) quanto problemas de convergência.

A maior parcela dos trabalhos científicos utiliza como base a Teoria de Grafos para codificação das topologias da rede elétrica. Isso se deve tanto à semelhança da rede elétrica com um grafo quanto ao desenvolvido referencial teórico no que diz respeito ao seu tratamento. De fato, há diversos algoritmos eficientes para a manipulação desta estrutura de dados (GARCIA, 2005).

Dessa forma, este capítulo visa realizar uma breve introdução à Teoria de Grafos e às metodologias de representação apresentadas pela literatura. O estudo é direcionado à aplicação das diferentes técnicas de codificação em conjunto com algoritmos evolutivos. Portanto, adotando os termos referentes aos fenômenos biológicos, define-se uma potencial solução como indivíduo, cuja representação computacional (codificação) é denominada cromossomo.

4.2 TEORIA DE GRAFOS

A teoria de Grafos surgiu com Leonhard Euler em 1736, em um problema conhecido como “As sete pontes de Königsberg”. Essa área da matemática corresponde a uma poderosa ferramenta que estuda a relação entre objetos de um conjunto $G(V,E)$, onde V é a denominação dos vértices e E das arestas. Uma aresta corresponde à conexão de dois vértices e, em algumas representações, cada aresta pode ter um peso associado (JUNGNICKEL, 2008).

Figura 4.1 – Grafo não-direcionado de dois vértices u e v



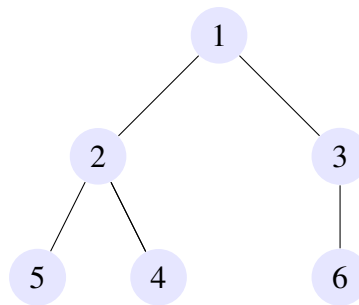
Fonte: elaborado pelo autor.

Os grafos podem ser direcionados (dígrafos) ou não-direcionados. Como nas linhas elétricas das redes de energia pode haver fluxo de corrente nas duas direções, é mais comum utilizar-se da representação por grafos não-direcionados, como ocorre no presente trabalho. Para tanto, as linhas de energia correspondem às arestas e os nós (barras) são representados pelos vértices.

4.2.1 Caminhos e conectividade

Se um grafo G é não-direcionado e possui dois vértices, chamados de u e v , e se u contém uma aresta conectando-a a v , o grafo possui uma caminho u - v e é dito conexo (JUNGNICKEL, 2008). A Figura 4.2 traz a representação de um grafo não-direcionado conexo, onde é possível obter um caminho de uma aresta qualquer para todas as outras.

Figura 4.2 – Grafo não-direcionado conexo

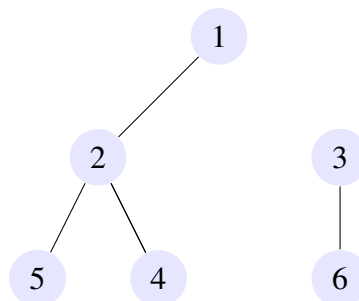


Fonte: elaborado pelo autor.

O grafo da Figura 4.2 é representado pelo conjunto de vértices $V = \{1, \dots, 6\}$ e arestas $A = \{\{1, 2\}, \{1, 3\}, \{2, 4\}, \{2, 5\}, \{3, 6\}\}$. As formas computacionais de representar os grafos são discutidas brevemente na subseção 4.2.4.

A Figura 4.3 representa um grafo desconexo, onde não é possível obter um caminho de qualquer nó para todos os outros. No problema de restauração de serviço pode haver a ocorrência de regiões desenergizadas mesmo após a conclusão do plano de restabelecimento. Isso pode ocorrer em função da impossibilidade de restabelecer todos os consumidores sem violar as restrições operacionais ou pela falta de caminhos elétricos alternativos. Dessa forma, a codificação adotada deve comportar a ocorrência de não-conectividades.

Figura 4.3 – Grafo não-direcionado desconexo



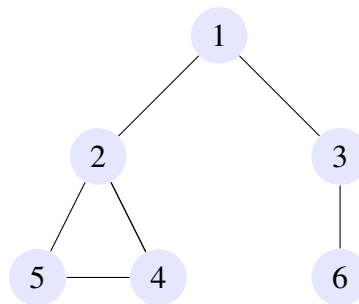
Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.2 Ocorrência de ciclos

Quando um número de vértices pertencentes a um grafo é conectado entre si, o caminho fechado por estes é então chamado de ciclo. Como exemplo, tem-se o grafo da Figura 4.4, onde há a ocorrência de um ciclo entre os vértices 2-5-4.

No caso dos sistemas de distribuição de energia radiais, não se admite a ocorrência de ciclos (rede malhada) e esta topologia seria considerada ineficiente em um estudo real. Certas metodologias de representação não permitem a ocorrência de ciclos, o que configura uma grande vantagem no caso do PRS, já que limitam o espaço de busca às topologias radiais.

Figura 4.4 – Grafo não-direcionado conexo com ciclos



Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3 Grafo completo

Um grafo é dito completo quando todos os vértices possuem uma aresta que os conecta a todos os demais vértices. Em outras palavras, qualquer vértice do grafo é adjacente a todos. Um grafo completo é representado pela Figura 4.5.

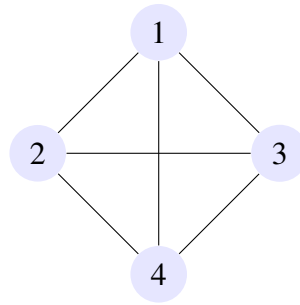
Alguns trabalhos da literatura, especialmente aqueles que tratam do problema da árvore de extensão mínima, consideram a possibilidade da ocorrência de grafos completos. O assunto é discutido com mais detalhes na seção 4.3.

No entanto, o caso prático de uma rede de distribuição de energia elétrica, um grafo completo ocorreria se, com todas as chaves de manobra fechadas, houvesse uma rede malhada de tal forma que qualquer nó estaria conectado a todas as outras barras do sistema. Como é sabido, este é um caso atípico da estrutura de um sistema elétrico.

4.2.4 Representação computacional de um grafo

Há diversas formas de armazenar um grafo computacionalmente. Em geral, as técnicas consistem em listas ou matrizes. Sendo assim, uma das formas de representar um grafo é pela matriz de adjacência $n \times n$, onde n é o número de vértices do grafo representado. A expressão

Figura 4.5 – Grafo não-direcionado completo



Fonte: elaborado pelo autor.

4.1 consiste na matriz de adjacência A do grafo da Figura 4.2. O valor a_{ij} determina a existência (1) de uma aresta conectando os vértices i e j ou a ausência (0) de caminho direto entre estes.

Segundo Garcia (2005), a matriz de adjacência não é muito eficiente em relação ao espaço de armazenamento na memória, mas favorece a execução de operações frequentes. A procura por uma ligação entre dois vértices, por exemplo, é um procedimento necessário e frequente durante a busca por uma solução do PRS.

No caso de grafos não-direcionados, é usual utilizar somente a diagonal superior da matriz de adjacência, uma vez que esta é simétrica. Esta técnica permite uma economia no espaço de memória.

$$A = \begin{matrix} & v_1 & v_2 & v_3 & v_4 & v_5 & v_6 \\ \begin{matrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \\ v_5 \\ v_6 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (4.1)$$

É possível representar o grafo por meio de uma lista denominada matriz esparsa. A matriz esparsa do grafo da Figura 4.2 é apresentada na expressão 4.2.

$$S = \begin{matrix} \{1,2\} \\ \{1,3\} \\ \{2,4\} \\ \{2,5\} \\ \{3,6\} \end{matrix} \quad (4.2)$$

Uma matriz é esparsa quando a maior parcela dos elementos é nula ou cujos dados não são relevantes. Dessa forma, a lista da matriz esparsa é composta pelos elementos que apontam para os valores de interesse (diferentes de zero), sendo que os demais, uma vez nulos, não são armazenados. Quando o número de arestas é substancialmente menor que o de vértices, essa

técnica é mais eficiente no espaço de armazenamento em relação à matriz de adjacência.

4.3 TÉCNICAS DE REPRESENTAÇÃO DO CROMOSSOMO

Esta seção é dedicada à discussão das técnicas de representação das topologias das redes de distribuição durante a resolução do PRS. A abordagem é direcionada à aplicação em algoritmos evolutivos, foco principal do presente trabalho.

A partir de conhecimentos relacionados ao campo das ciências biológicas, sabe-se que o termo genótipo faz referência ao material genético inerente a um indivíduo. O fenótipo, por outro lado, é a manifestação, visível ou detectável, de um genótipo.

No caso dos algoritmos evolutivos, um cromossomo representa uma determinada solução (topologia de uma rede). A representação computacional é a codificação do estado das chaves da rede. O fenótipo, portanto, é a manifestação do estado dos equipamentos de manobra que resulta, por consequência, no estado da rede e seu desempenho frente aos objetivos estabelecidos.

De fato, a eficiência do método utilizado no problema de restabelecimento de serviço depende da adequada representação do sistema elétrico. Segundo Carrano et al. (2007), são características desejadas da metodologia de codificação:

- **Espaço:** a codificação da solução (topologia) não deve ocupar um grande espaço de memória;
- **Tempo:** a codificação e decodificação de cada solução não deve ser computacionalmente complexa, facilitando a execução de operadores como mutação e cruzamento, no caso dos algoritmos evolutivos;
- **Factibilidade:** os indivíduos gerados e codificados por meio dos operadores devem ser majoritariamente factíveis;
- **Cobertura:** a codificação deve ser capaz de representar todas as soluções factíveis possíveis do espaço de busca;
- **Localidade:** cromossomos semelhantes devem representar soluções parecidas. Assim, mudanças pequenas no cromossomo devem resultar em variações proporcionalmente baixas na topologia decodificada;
- **Hereditariedade:** as soluções resultantes da combinação de outras soluções devem ter as características dos cromossomos geradores;
- **Não-redundância:** uma solução (topologia) deve ser representada por apenas um cromossomo. Ou seja, um genótipo deve gerar apenas um fenótipo e vice-versa.

A literatura especializada menciona diversas metodologias para a representação de árvores de grafos. A seguir elencam-se alguns destes métodos:

- Vetor característico;
- Número de Prüfer (PRUFER, 1918 apud CARRANO et al., 2007);
- *Dandelion Code* (PICCIOTTO, 1999 apud PAULDEN; SMITH, 2006b)(THOMPSON; PAULDEN; SMITH, 2007; PAULDEN; SMITH, 2006b);
- *Happy Code* (PICCIOTTO, 1999 apud PAULDEN; SMITH, 2006b);
- *Blob Code* (PICCIOTTO, 1999 apud PAULDEN; SMITH, 2006b);
- *Network Random Keys* (ROTHLAUF; GOLDBERG; HEINZL, 2002);
- Representação nó-profundidade (DELBEM et al., 2004);
- *Rainbow code* (PAULDEN; SMITH, 2004);
- *Edge-Set Encoding* (RIVAS-DAVALOS; IRVING, 2006);
- *Edge window* (TORRES et al., 2013; SOAK; CORNE; AHN, 2006);
- Codificação por caminhos (GARCIA et al., 2009).

No entanto, o estudo do Problema de Restabelecimento de Serviço exige uma atenção especial. Apesar da representação do sistema elétrico de distribuição ser tratada como uma árvore, as restrições operacionais podem provocar o desligamento de alguns setores. Assim, o grafo torna-se desconexo, exigindo da metodologia de codificação a capacidade para representar este aspecto.

Segundo Carrano et al. (2007), a representação do grafo por meio de um vetor característico é uma codificação clássica que consiste em um vetor binário de tamanho n , onde cada componente representa a presença (1) ou ausência (0) das n arestas associadas. Todas as possíveis soluções podem ser representadas, mas pode haver a ocorrência de um grande número de soluções ineficazes, principalmente na formação de ciclos em indivíduos gerados pela aplicação dos operadores genéticos. Um exemplo simples é apresentado na subseção 4.3.1.

Paulden e Smith (2006a) afirmam que as codificações baseadas em Prüfer possuem localidade ruim e, portanto, são pouco eficientes para abordagens evolutivas. Os autores citam a metodologia denominada *Rainbow Code* e afirmam que esta representação herda a alta localidade da metodologia original, gerando soluções factíveis na aplicação de operadores evolutivos. O trabalho de Torres et al. (2013) propõe uma metodologia de reconfiguração de rede baseada nesta representação.

O trabalho de Paulden e Smith (2006b) elenca as codificações denominadas *Dandelion Code*, *Happy Code* e *Blob Code* como alternativas para AEs. A aplicabilidade da codificação

Dandelion Code em conjunto com algoritmos evolutivos é reforçada por Thompson, Paulden e Smith (2007), que obteve bons resultados da metodologia, especialmente em redes de larga escala.

Contudo, apesar dos resultados dos autores demonstrarem a aplicabilidade evolutiva destas codificações, especialmente por sua alta localidade, é pressuposto que os grafos representados sejam conexos e completos, características pouco usuais das soluções do PRS. Portanto, a utilização destas técnicas não é possível, em sua forma original, no PRS.

Segundo Rothlauf, Goldberg e Heinzl (2002), a codificação por Chaves Aleatórias de Rede, do inglês “*Network Random Keys*”, utiliza um vetor de mesma dimensão e tem complexidade de construção semelhante quando comparado ao método de vetor característico. Entretanto, diferentemente deste último, a codificação por chaves aleatórias não gera indivíduos topologicamente infactíveis. Contudo, a metodologia, em sua forma original, não prevê a ocorrência de grafos desconexos.

Por outro lado, uma interessante codificação denominada Representação Nó-Profundidade (RNP) é proposta por Delbem et al. (2004). A metodologia possui operadores específicos que geram soluções exclusivamente factíveis. Os autores afirmam que esta codificação permite a geração de mais soluções factíveis quando comparada a outros métodos. Outra vantagem do método é a possibilidade de execução do fluxo de potência com mais eficiência, visto que não é necessário reordenar as informações do sistema elétrico a cada modificação na topologia da rede. De fato, devido ao comportamento dinâmico das redes de distribuição durante a busca por soluções no PRS, esta característica representa uma grande vantagem no tratamento deste problema (MANSOUR et al., 2010; DELBEM et al., 2004; MARQUEZ, 2014).

A RPN é empregada, entre outros, no trabalho de Mansour et al. (2010), onde a codificação é utilizada em conjunto com o algoritmo evolutivo NSGA II modificado. Segundo os autores, a solução é satisfatória e apresenta viabilidade no tratamento de sistemas de larga escala, com testes computacionais sendo feitos em sistemas de 3860 barras. No entanto, a técnica não prevê, em sua forma original, a ocorrência de grafos desconexos.

Garcia et al. (2009) propõe uma representação do sistema voltada para o PRS onde é assumido que somente as chaves localizadas na área desenergizada são manobradas. A metodologia consiste na obtenção dos caminhos elétricos de cada nó-escuro a todos os nós-fonte. A técnica, apesar de garantir a geração de soluções unicamente factíveis, exige um pré-processamento computacionalmente custoso para a busca destes caminhos, especialmente em defeitos com grandes áreas desenergizadas.

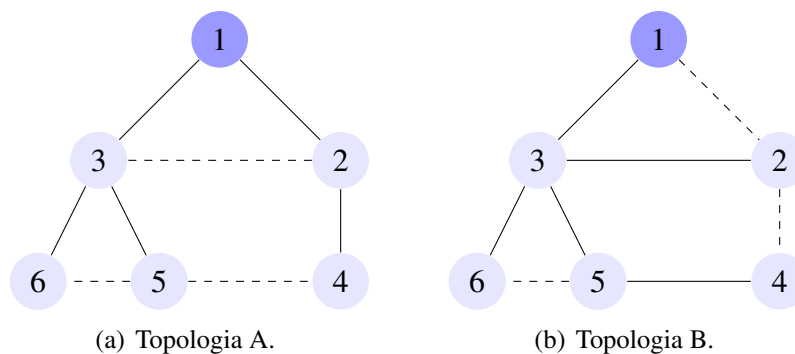
4.3.1 Codificação por vetor característico

A representação por vetor característico é uma metodologia clássica para a codificação de um cromossomo e é composto por n elementos, onde n é o número de chaves do sistema.

Cada posição do vetor está associado a uma chave específica e pode assumir um valor binário de acordo com o seu estado (0 para chave aberta ou 1 para chave fechada).

A representação do sistema por meio do vetor característico é uma codificação intuitiva, de simples entendimento e com algoritmos de codificação e decodificação de fácil implementação computacional. Um exemplo ilustrativo é desenvolvido a partir da Figura 4.6, onde são representadas duas topologias de uma rede qualquer. A Tabela 4.1 apresenta o estado associado a cada chave. Os cromossomos de ambas as soluções candidatas, por sua vez, são apresentados na Tabela 4.2.

Figura 4.6 – Grafo representativo das topologias A e B



Fonte: elaborado pelo autor.

Assim, considerando os indivíduos A e B (Figura 4.6), radiais e factíveis, como pais no processo de reprodução de um algoritmo evolutivo, e realizando o operador de cruzamento entre estes, gera-se o indivíduo denominado "Filho" (Figura 4.7).

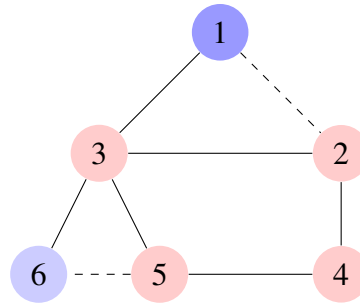
A operação de cruzamento é demonstrada na Tabela 4.2. A referida solução gerada herda características de ambos os pais. Entretanto, como é possível visualizar na Figura 4.7, há a ocorrência de um ciclo entre os nós 2-3-5-4, o que torna a solução infactível tratando-se de um SDR.

Tabela 4.1 – Chaves do sistema e estados associados

#	Chave	Solução A Estado das chaves	Solução B Estado das chaves
1	1-2	1	0
2	1-3	1	1
3	2-3	0	1
4	2-4	1	0
5	3-5	1	1
6	3-6	1	1
7	4-5	0	1
8	5-6	0	0

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 4.7 – Sistema decodificado do cromossomo filho da expressão 4.2



Fonte: elaborado pelo autor.

Assim, um dos principais problemas da codificação por vetor característico é a possibilidade de ocorrência de um grande conjunto de soluções inactíveis, podendo causar prejuízo à eficiência do processo de busca. Portanto, neste trabalho propõe-se uma metodologia de correção dos indivíduos não-radiais gerados, conforme é discutido na subseção 5.5.1.

Por outro lado, pode-se dizer que esta representação é eficiente do ponto de vista do espaço de memória utilizado, bem como da cobertura, localidade, hereditariedade e não-redundância na codificação soluções. O tempo computacional gasto na codificação e decodificação das soluções, todavia, depende da escolha e implementação dos algoritmos específicos.

Tabela 4.2 – Vetor característico dos sistemas da Figura 4.6

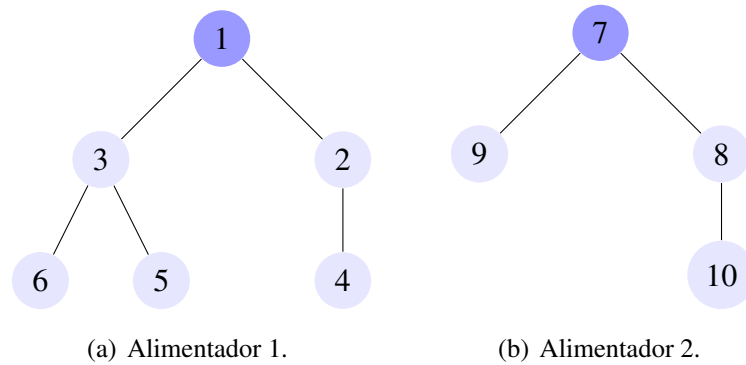
Chave	1-2	1-3	2-3	2-4	3-5	3-6	4-5	5-6
Cromossomo A	1	1	0	1	1	1	0	0
Cromossomo B	0	1	1	0	1	1	1	0
Filho	0	1	1	1	1	1	1	0

Fonte: elaborado pelo autor.

4.4 INSTÂNCIAS COM ALIMENTADORES DE SUBESTAÇÕES DISTINTAS

Quando o estudo envolve mais de um alimentador e em subestações distintas, é possível utilizar-se de um artifício que consiste na criação de um nó fictício. Dessa forma, os nós que representam as subestações são conectados por meio do nó virtualmente criado. Ou seja, visualizando o grafo da Figura 4.8, verifica-se a representação de dois alimentadores em duas subestações. Sob o aspecto do grafo, pode-se dizer que cada alimentador é uma árvore e assim, neste caso, a rede elétrica de distribuição consiste em uma floresta.

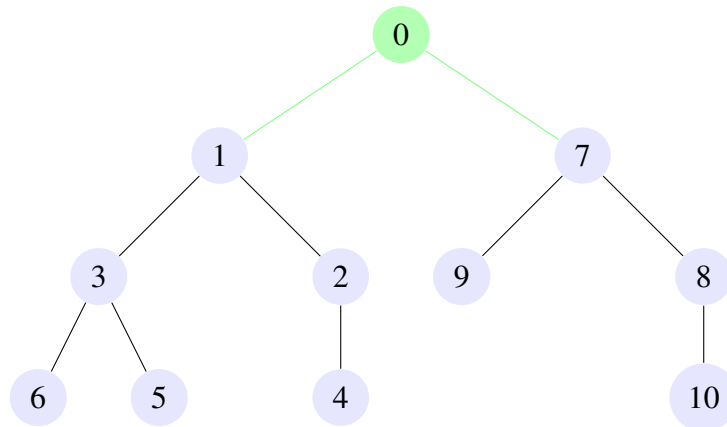
Figura 4.8 – Grafo representativo de dois alimentadores



Fonte: elaborado pelo autor.

Como durante o processo de busca e variação do algoritmo evolutivo é necessário, muitas vezes, executar rotinas de varredura, torna-se mais fácil manipular um grafo conexo. Dessa forma, durante a etapa de pré-processamento, cria-se um nó fictício de forma a unir as subestações em um ponto comum, como mostra a Figura 4.9. Ou seja, os alimentadores envolvidos no processo de restabelecimento são representados na mesma árvore de um grafo. Dessa maneira, o tratamento da estrutura de dados e o processamento de rotinas como a detecção de ciclos, por exemplo, são simplificados.

Figura 4.9 – Criação de um nó fictício para conexão dos alimentadores



Fonte: elaborado pelo autor.

4.5 SIMPLIFICAÇÕES DA ESTRUTURA DE DADOS

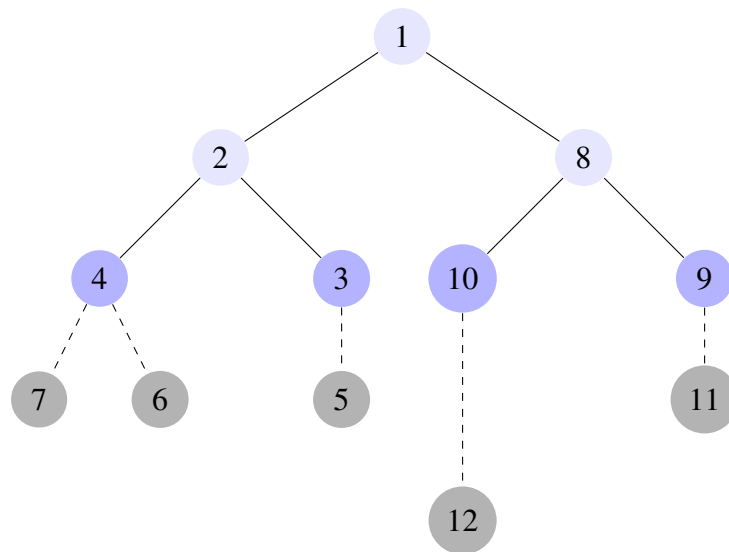
A estrutura de dados do presente trabalho foi concebida de forma a possibilitar as manobras de chaves localizadas nas regiões não afetadas pela falta, conhecidas como áreas claras. Entretanto, eventualmente pode ser vantajoso considerar apenas os equipamentos de manobras localizados na área escura, visto as práticas das empresas de energia brasileiras.

Dessa forma, considerando apenas as chaves de interesse, o espaço de busca é reduzido e o desempenho do algoritmo torna-se, por consequência, mais eficiente em relação aquele

onde se considera todas as chaves do sistema. Ainda, outra vantagem é a redução do espaço de memória necessário durante o procedimento de busca. Assim, o artifício de criação de um nó artificial pode ser novamente empregado, visando facilitar o tratamento da estrutura de dados nesta instância do problema.

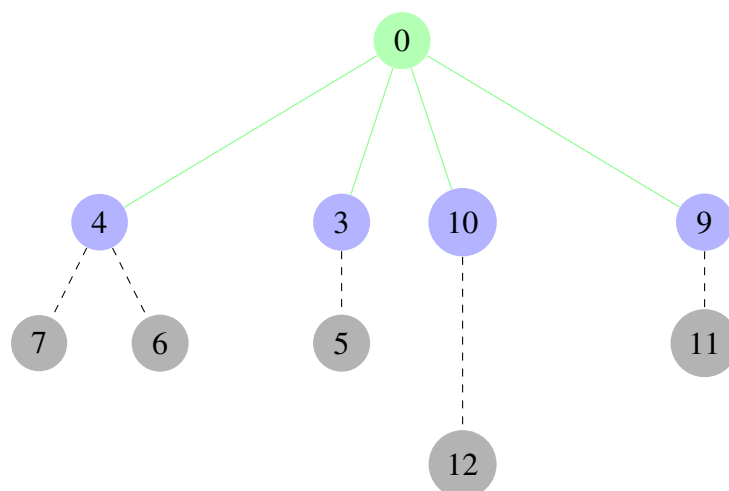
Na Figura 4.10 representa-se, por meio de um grafo, uma RDR com diversos nós-fontes. Desconsiderando os trechos defeituosos e a área clara, é possível criar um nó fictício comum entre os nós-fontes, conforme ilustra a Figura 4.11.

Figura 4.10 – Grafo de um sistema elétrico com múltiplos nós-fonte



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 4.11 – Representação de um sistema elétrico de distribuição desconsiderando chaves da área clara

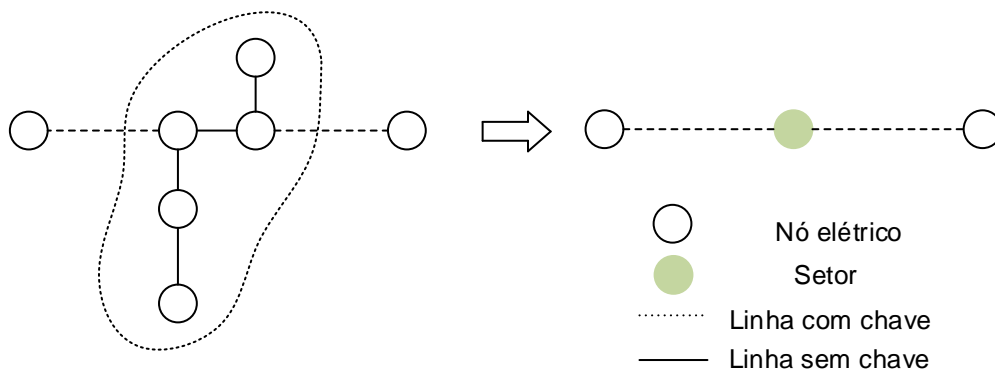


Fonte: elaborado pelo autor.

4.6 AGRUPAMENTO POR SETORES

Um sistema de distribuição possui um grande número de nós. Entretanto, devido à quantidade de equipamentos de manobras ser relativamente menor ao número de linhas, diversos trechos da rede não podem ter a sua topologia alterada. Um exemplo simples é ilustrado pela Figura 4.12. Dessa forma, a fim de evitar um custo computacional elevado no tratamento do grafo que representa a RDR, é possível agrupar os nós de áreas que não possuem nenhuma chave. Estes trechos da rede são conhecidos por setores.

Figura 4.12 – Agrupamento de setores



Fonte: elaborado pelo autor.

De fato, a rede reduzida resultante do agrupamento por setores é mais simples. Devido ao menor número de vértices, é possível tratar o grafo de forma mais eficiente. Ainda, todas as arestas do grafo da rede agrupada representam chaves, podendo ser manobradas. Dessa forma, o processo de agrupamento dos setores do SDR é feita em uma etapa de pré-processamento, não interferindo no tempo computacional gasto na execução do algoritmo de restabelecimento de serviço.

4.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A representação de uma solução é importante na eficiência do algoritmo evolutivo. Neste trabalho, utilizou-se a representação por vetor característico, que possui diversas características vantajosas como, por exemplo, a cobertura, localidade, hereditariedade e não-redundância.

Um operador foi implementado a fim de corrigir as infactibilidades relativas à ocorrência de ciclos, uma vez que a condição operativa das redes de distribuição é majoritariamente radial. Portanto, uma topologia que apresenta ciclos é infactível.

O operador de correção desenvolvido visa abrir eventuais ciclos tendo por base as infor-

mações de ambos os pais. Dessa forma, a herança genética das soluções é mantida, evitando a perda de informações e o descarte de soluções potencialmente eficientes.

5 METODOLOGIA EVOLUTIVA MULTIOBJETIVO DESENVOLVIDA

5.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Neste capítulo visa-se descrever a implementação computacional do algoritmo evolutivo multiobjetivo, bem como as heurísticas construtivas para a geração das soluções iniciais. As particularidades do desenvolvimento do presente trabalho também são abordadas, tendo como base um algoritmo evolutivo multiobjetivo baseado em NSGA II.

De forma a ilustrar os estágios do problema, apresenta-se a Figura 5.1, onde os eventos da ocorrência de um defeito e ações que se sucedem são brevemente descritos. O estudo do PRS inicia após a ocorrência de um defeito permanente e com a atuação dos devidos dispositivos de proteção, que visam eliminar o defeito e desenergizar a menor quantidade de consumidores possível.

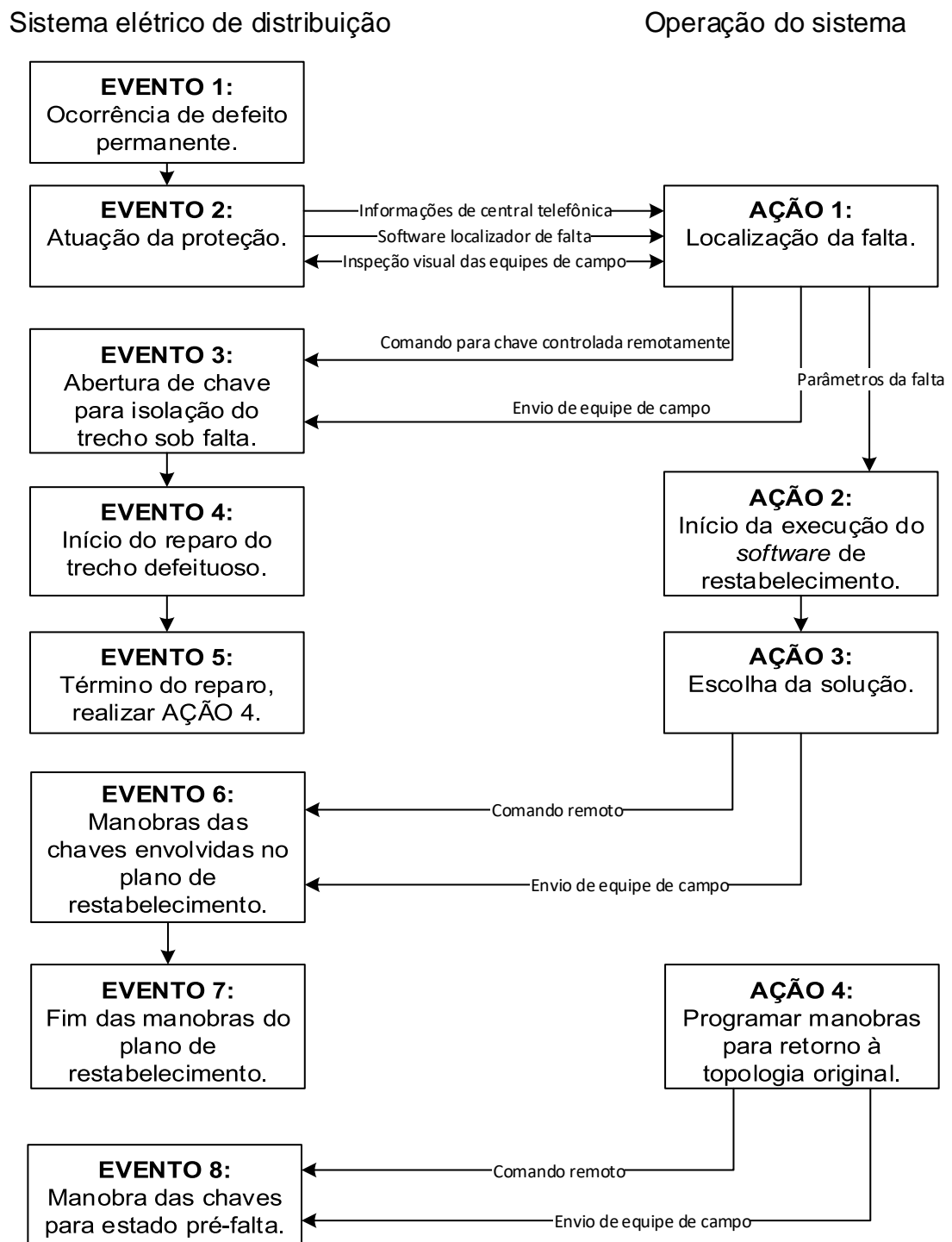
Uma vez detectada a presença de uma ou mais faltas, inicia-se a localização do ponto do defeito. Usualmente, a empresa de energia elétrica recebe ligações telefônicas de seus clientes a respeito da ausência de fornecimento de energia. Estas informações, devidamente tratadas, podem ser úteis no mapeamento das regiões sem energia. Todavia, a presença de equipamentos automatizados para aquisição de dados favorece esta tarefa, tornando-a mais rápida e precisa. Ainda, programas computacionais voltados à localização de faltas em sistemas de distribuição, que têm como base os dados elétricos adquiridos na subestação, podem ser igualmente utilizados. Uma última alternativa, mais demorada, é o envio de equipes de campo para inspeção visual das áreas sem energia, procurando localizar equipamentos defeituosos e anormalidades visíveis na rede.

Uma vez localizada a falta, é necessário abrir as chaves mais próximas ao defeito, ilhando-o e permitindo, desta forma, o seu conserto. Caso as referidas chaves não sejam telecomandadas, uma equipe de campo é deslocada para realizar as manobras e efetuar a manutenção corretiva da rede.

O problema de restabelecimento de serviço inicia efetivamente após a detecção, localização e isolamento do ponto defeituoso. Nessa etapa do problema, a equipe de campo possui uma estimativa do tempo necessário para realizar o reparo da rede. Este é um dado crucial para a eficiência de um plano de restauração, seja pela relação entre consumidores restabelecidos e tempo total de manobra quanto pela curva de carga associada ao horário da falta. Ou seja, uma topologia que visa adentrar horários típicos de alta demanda deve considerar a variação de carga e o aumento do carregamento da rede no intervalo de interesse. Por outro lado, caso a topologia opere em uma janela de tempo cuja demanda é menor, é possível que, considerando os parâmetros corretos, planos de restabelecimento mais eficientes sejam encontrados justamente pelos menores níveis de carregamento do sistema.

Assim, é possível parametrizar os dados para a execução programa computacional e,

Figura 5.1 – Estágios do Problema de Restabelecimento de Serviço



Fonte: elaborado pelo autor.

após o término da execução, escolher uma das possíveis soluções. A Figura 5.2 ilustra simpli-ficadamente a execução do algoritmo desenvolvido. Após definido o plano de restabelecimento que melhor se enquadra nas necessidades segundo o operador do sistema, que deve se basear

na confiabilidade dos dados disponíveis, é realizado o despacho das equipes de campo para manobra das chaves manuais. Os dispositivos telecomandados, por sua vez, também devem ser devidamente coordenados para garantir a factibilidade do sistema durante todos os estágios do restabelecimento.

Terminada a implementação do plano de restabelecimento, é aguardado o fim do reparo da origem do(s) defeito(s). Uma vez que a contingência esteja corrigida, a rede de distribuição está apta a retornar, gradativamente, à topologia original. Assim, cargas que eventualmente não puderam ser reenergizadas no plano de restabelecimento podem, neste estágio do problema, ter seu fornecimento de energia restabelecido.

5.2 ESTRUTURA DE FUNCIONAMENTO DO PROGRAMA

Após a localização da falta, é possível iniciar a execução do algoritmo de restabelecimento de serviço. Para tanto, o *software* é configurado com os dados da falta, tempo estimado de duração do defeito, níveis de tensão máximos e mínimos admitidos e parâmetros do algoritmo evolutivo. O procedimento é ilustrado pelo fluxograma da Figura 5.2.

Na etapa de pré-processamento, os dados elétricos do sistema são lidos do banco de dados e a matriz de incidência do grafo é montada. O grafo é reduzido de maneira a formar setores. Assim, cada aresta representa uma chave passível de manobra e cada setor mantém, obrigatoriamente, a mesma estrutura topológica durante o procedimento de restabelecimento. Esta etapa é especialmente importante no tratamento de grandes instâncias.

Na sequência, inicia-se a montagem das soluções iniciais. O procedimento é feito conforme as heurísticas construtivas abordadas na seção 5.8. Após, as soluções são avaliadas e o critério de parada, como tempo de execução, número de indivíduos gerados, número de gerações desenvolvidas e/ou outros, é verificado. Caso nenhum dos critérios esteja satisfeito, ocorre a próxima iteração, com a seleção dos pais e aplicação dos operadores genéticos para a composição da próxima geração.

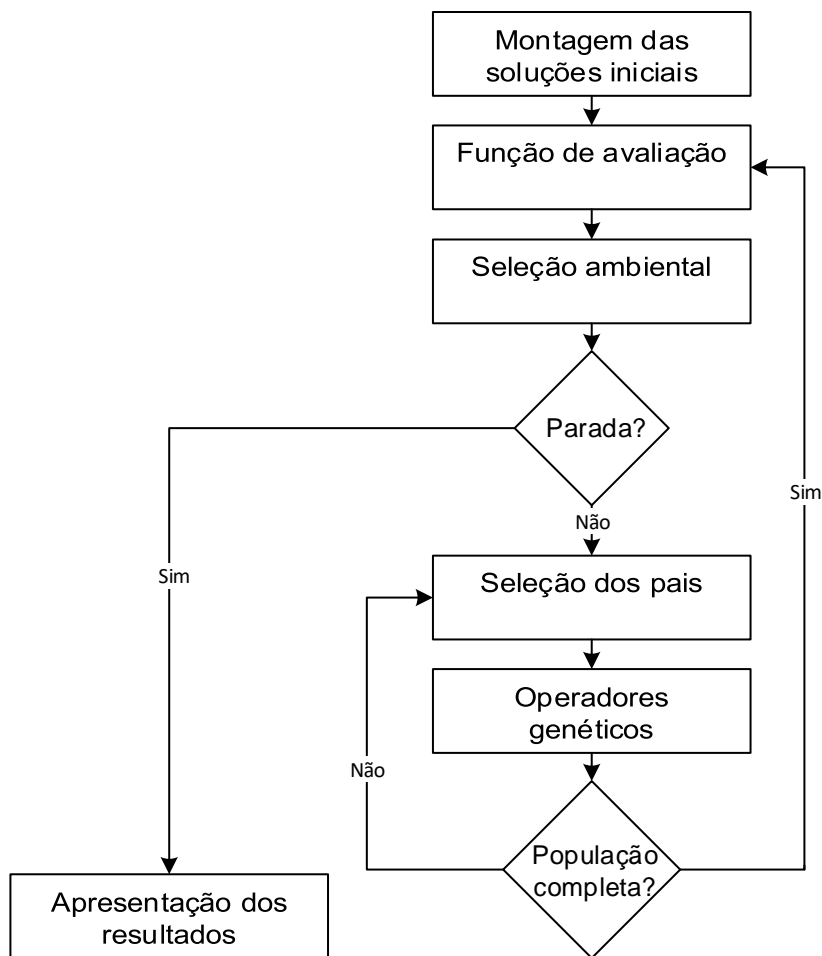
O número máximo de indivíduos gerados, tanto na população inicial quanto a de cada geração, são dados de entrada previamente configurados. Para uma população de tamanho Tam_{pop} , são gerados $n_{Ind} = 2xTam_{pop}$ indivíduos a cada geração, onde n_{Ind} é o número de indivíduos.

A geração futura é composta pela seleção de $n_{Ind} = Tam_{pop}$ indivíduos. O procedimento de seleção ambiental é descrito na seção 5.3

5.3 SELEÇÃO AMBIENTAL

A seleção ambiental consiste em determinar quais indivíduos da população irão compor a geração futura. Os mecanismos de seleção devem prever a eliminação de soluções pouco

Figura 5.2 – Etapas da execução da ferramenta computacional do PRS



Fonte: elaborado pelo autor.

eficientes e manter os indivíduos melhor adaptados. A manutenção da diversidade também é importante, uma vez que evita a convergência prematura para ótimos locais e mantém uma boa representação da fronteira de Pareto aproximada.

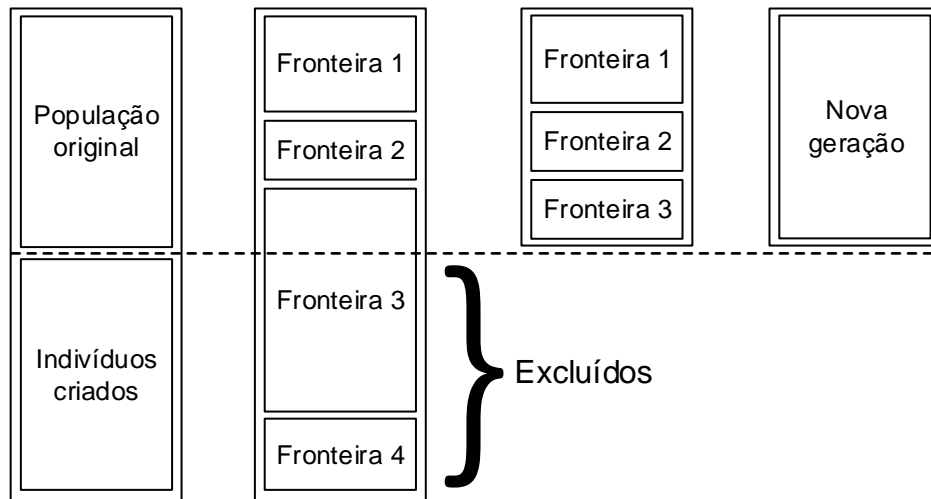
A seleção da próxima geração ocorre com base na fronteira de Pareto e nas informações de vizinhança. A população é classificada em múltiplas fronteiras de Pareto, onde a segunda fronteira é o conjunto de solução não dominadas quando excluídas as soluções não dominadas da primeira fronteira, e assim sucessivamente (Figura 3.3).

Os indivíduos pertencentes a uma mesma fronteira são diferenciados pela informação de densidade populacional. A densidade, por sua vez, é obtida por meio da informação do vizinho mais próximo no procedimento de nominado "função densidade".

Como ilustração, tem-se o fluxograma da Figura 5.3. Verifica-se que os indivíduos pertencentes às duas primeiras fronteiras são selecionados, enquanto uma parcela da terceira fronteira é descartada. Assim, inicialmente são eliminadas os indivíduos com tensão fora dos

limites estabelecidos, conforme o seu valor de avaliação, cuja função é descrita na seção 5.4. Caso haja necessidade de descartar mais indivíduos e restem apenas soluções factíveis, aquelas localizados na área mais densa são eliminados, até que a população esteja reduzida ao tamanho original.

Figura 5.3 – Seleção dos indivíduos para composição da próxima geração



Fonte: adaptado de Deb et al. (2002).

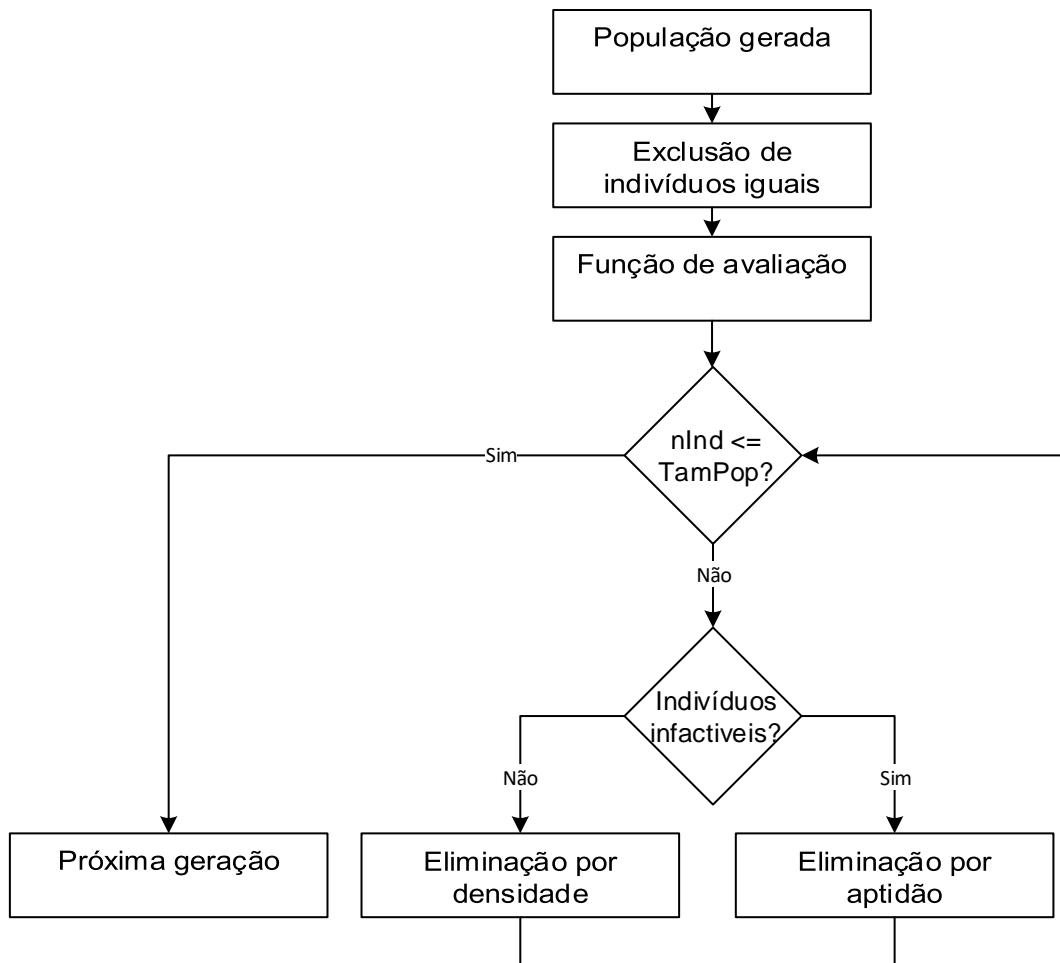
O algoritmo prevê a manutenção das melhores soluções das primeiras fronteiras (elitismo), e visa a eliminação dos indivíduos de regiões mais povoadas como forma de auxiliar na manutenção da diversidade populacional. A implementação computacional desta etapa de ilustrada pelo fluxograma da Figura 5.4.

5.4 FUNÇÃO DE AVALIAÇÃO

A etapa de avaliação das soluções é importante e dispende a maior parcela do tempo de processamento. De modo geral, a avaliação de um indivíduo consiste verificação dos objetivos do mesmo. O fluxograma da Figura 5.5 ilustra os procedimentos que sucedem na etapa de avaliação das soluções do algoritmo evolutivo multiobjetivo desenvolvido.

Devido ao alto custo computacional do cálculo de fluxo de potência, é interessante reduzir o número de execuções desta etapa. Assim, propõe-se avaliar, em um primeiro momento, cada solução considerando apenas os objetivos desvinculados dos resultados do fluxo. Portanto, a carga total não restabelecida e número de consumidores (prioritários ou não) que permanecem desenergizados, por exemplo, são objetivos analisados a partir do grafo que representa a topologia. Além destes, o número de comutações é estimado a partir da comparação do estado das chaves do sistema pré-falta e da solução analisada.

Figura 5.4 – Implementação computacional da etapa de seleção ambiental da população



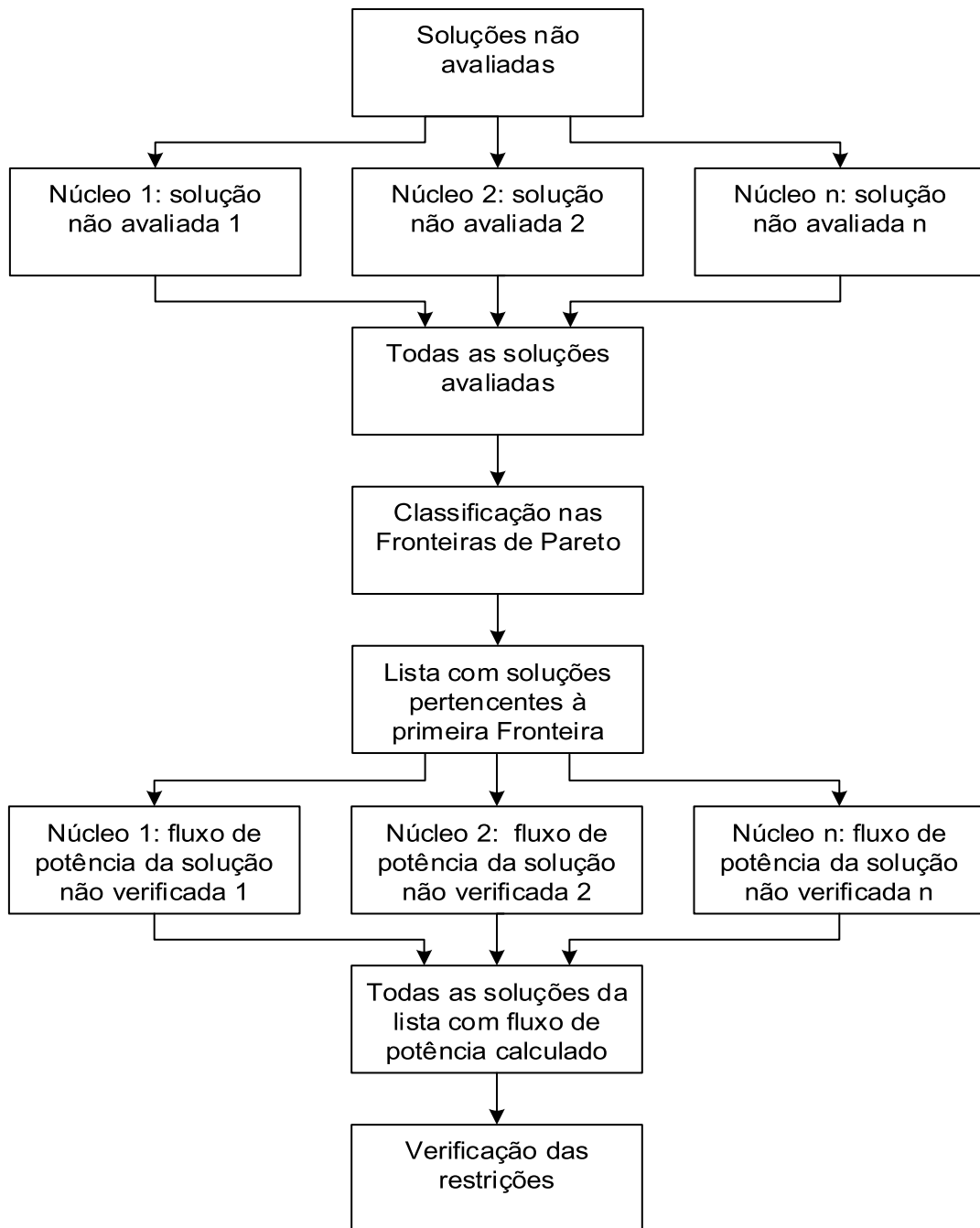
Fonte: elaborado pelo autor.

Assim, é possível classificar cada solução de acordo com sua fronteira de Pareto. O fluxo de potência, por fim, é calculado apenas para aqueles indivíduos localizados na primeira fronteira¹ e suas restrições operacionais são finalmente verificadas. Eventuais violações, como condições de tensão fora dos limites estabelecidos, implicam na penalização do indivíduo na função de avaliação.

Vale ressaltar que as técnicas evolutivas são paralelizáveis. Isto é, a avaliação das funções objetivo pode ocorrer de maneira paralela, sendo que cada núcleo do processador trata de um indivíduo da população. Assim, o tempo total necessário para avaliação da população, por exemplo, é reduzido. Tal aspecto é interessante no PRS, uma vez que o tempo computacional é um fator crítico para a eficiência do método.

¹Na obtenção dos resultados, realizou-se testes computacionais calculando o fluxo de potência para mais fronteiras.

Figura 5.5 – Etapa da execução da função de avaliação



Fonte: elaborado pelo autor.

5.4.1 Verificação de restrições

As restrições são inerentes a qualquer problema de otimização e podem ser tratadas de formas distintas. Enquanto algumas técnicas sugerem a eliminação de topologias ineficazes, outras propõem a penalização de eventuais violações na função de avaliação ou, ainda, o trata-

mento das restrições como objetivos, que devem ser maximizados ou minimizados de acordo com a natureza dos objetivos.

No presente trabalho, estabeleceu-se que as restrições de tensão são penalizadas na função de avaliação, enquanto as restrições de capacidade dos elementos do sistema implicam na eliminação da topologia da população. A restrição de radialidade da rede, por outro lado, é tratada pela codificação do grafo que representa o sistema. Ou seja, indivíduos eventualmente inactíveis são corrigidos de forma a eliminar os ciclos do circuito, conforme abordado na seção 5.5.1. Caso a tensão da rede, calculada por meio do algoritmo de fluxo de potência, apresente-se além dos limites desejados, a solução é penalizada conforme a expressão 5.1.

Verifica-se que a penalização ocorre de forma proporcional à diferença da tensão calculada daquela desejada. Assim, indivíduos com tensões fora dos limites desejados, mas com valores próximos, permanecem na população e permitem o trânsito pelas regiões de inactibilidade.

$$FA_n = \begin{cases} FA_0 + (V_{min} - V_{sol}) \cdot M & \text{se } V_{S_{min}} < V_{min} \\ FA_0 + (V_{sol} - V_{max}) \cdot M & \text{se } V_{S_{max}} > V_{max} \end{cases} \quad (5.1)$$

onde FA_n é o valor da função de avaliação penalizada, FA_0 é a função de avaliação original sem a verificação das restrições, $V_{S_{min}}$ e $V_{S_{max}}$ é a menor e maior tensão verificada na solução analisada, respectivamente, V_{min} é a tensão mínima desejável da topologia, V_{max} é a tensão máxima desejável e M é um fator de multiplicação que visa penalizar eventuais violações de tensão.

Vale ressaltar que um valor M muito grande tende a eliminar da população as soluções com violação de tensão em poucas gerações desenvolvidas. Por outro lado, uma penalização menos severa mantém indivíduos com violações de tensão na população até que soluções melhor avaliadas e sobretudo, factíveis, sejam encontradas.

5.5 ESTRUTURA DE DADOS

Nesta seção objetiva-se discutir a estrutura de dados utilizada na representação do sistema elétrico. A codificação das soluções (topologias) é parte importante de todo o problema, fornecendo a base no desenvolvimento dos algoritmos de busca e otimização. Uma estrutura de dados ineficaz pode comprometer o bom funcionamento do programa.

Para tanto, no presente trabalho se utiliza o vetor característico, que consiste em um vetor binário representando o estado das chaves manobráveis do sistema. Adicionalmente, incorporou-se na etapa de decodificação a verificação da ocorrência de ciclos e sua correção, seguindo regras pré-estabelecidas. O processo de reparo do cromossomo é discutido na seção 5.5.1, que segue.

5.5.1 Correção de cromossomos inactíveis

Apesar de diversas vantagens, a representação do SD por meio do vetor característico pode implicar na ocorrência de um grande número de topologias inactíveis. Isto acontece, por exemplo, na aplicação dos operadores genéticos de recombinação e/ou mutação, quando o indivíduo gerado apresenta ciclos (malhas), ao ponto em que as redes de distribuição são operadas, em sua grande maioria, de forma radial.

Assim, uma opção que surge é a eliminação das soluções inactíveis da população. Contudo, a prática de excluir os indivíduos não factíveis pode causar a perda de cromossomos potencialmente eficientes, principalmente em genótipos próximos daqueles factíveis. Além disso, há um custo computacional associado ao processamento dos indivíduos inactíveis e, de fato, a sua eliminação consiste na perda destas informações.

Uma alternativa é realizar o reparo dos cromossomos inactíveis. Essa correção pode ocorrer de forma determinística ou aleatória. No primeiro caso, a abertura dos ciclos poderia ocorrer com critérios definidos, como capacidade dos setores associados a cada chave, distância elétrica de cada trecho, tipo de chave e outros. Já no segundo caso, uma rotina poderia identificar as chaves associadas a cada ciclo, realizando a abertura aleatória até a obtenção de uma rede radial.

Neste trabalho, adotou-se a correção de cromossomos inactíveis utilizando a informação genética dos pais. Isto é, na ocorrência de uma rede com ciclos, ao menos uma chave deve ser aberta a fim de destruir a(s) malha(s) existente(s). Dentre as opções, a chave a ser aberta deve encontrar-se neste estado em ao menos um dos pais. Preferencialmente, a chave herdada deve ser obtida do pai melhor localizado nas fronteiras de Pareto. Dessa forma, o conteúdo genético dos pais é herdado pelo indivíduo gerado que, agora, apresenta uma topologia factível - não é garantido, entretanto, que se trate de uma solução factível devido às demais restrições.

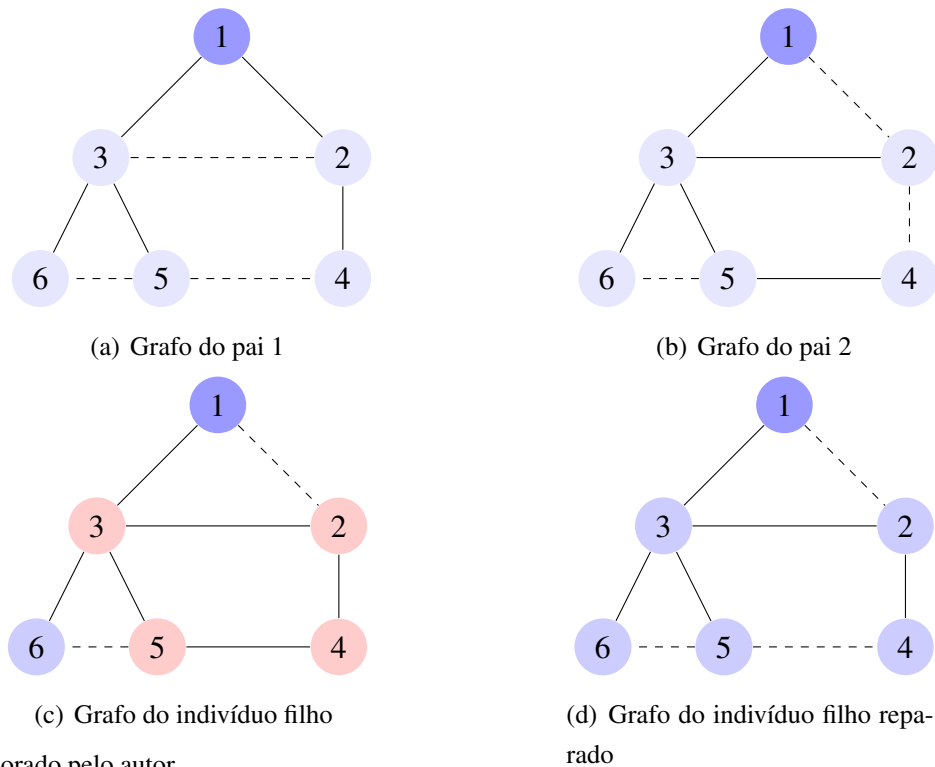
A Figura 5.6 retoma o exemplo da Figura 4.7. As Figuras 5.6a e 5.6b representam os indivíduos selecionados para a aplicação do operador de cruzamento, dando origem ao indivíduo representado na Figura 5.6(c). Este, por sua vez, é inactível devido à estrutura topológica não radial.

Dessa forma, aplica-se o procedimento de correção do cromossomo. Primeiramente, uma busca em profundidade identifica o ciclo, que neste caso ocorre no caminho 3-5-4-2. Visualizando os pais, verifica-se que, dentre as chaves que fecham o ciclo, estão abertas:

- 3-2 e 5-4 no pai 1;
- 2-4 no pai 2.

Portanto, a chave que será aberta no indivíduo gerado é escolhida dentre aquelas abertas no indivíduo pai pertencente a fronteira de Pareto mais baixa. Assumindo que o pai 1 pertence a uma fronteira mais baixa que o pai 2, escolhe-se, de forma aleatória, a chave 5-4 em detrimento da chave 3-2. O indivíduo resultante reparado é mostrado na Figura 5.6(d).

Figura 5.6 – Operador cruzamento e reparo de cromossomo infactível



Fonte: elaborado pelo autor.

5.6 RELAÇÃO ENTRE TEMPO DE MANOBRA E DURAÇÃO DO DEFEITO

A eficiência de um plano de restabelecimento depende de diversos fatores, entre eles o tempo necessário para realizar as manobras nas chaves e o tempo de duração do defeito. Um plano que reenergize todos os consumidores afetados pela contingência, por exemplo, pode se tornar inviável caso o tempo de deslocamento da equipe de campo até o local das chaves a serem manobradas seja superior ao tempo necessário para reparo do defeito.

Contudo, apesar de relevante, este aspecto não é abordado na maior parcela dos trabalhos encontrados na literatura. Assim, o presente trabalho visa realizar uma abordagem considerando a relação entre os tempos de reparo e de manobras. Devido à complexidade deste problema, uma simplificação é proposta para tornar possível a realização do presente estudo. A agregação futura de um algoritmo especializado à abordagem proposta, entretanto, é viável.

5.6.1 Tempo de manobra

O tempo de manobra de uma chave manual é dependente de fatores como a sua posição geográfica em relação à localização da equipe de campo, por exemplo. Além disso, algumas chaves podem estar instaladas em regiões de difícil acesso, enquanto a manobra de outras está condicionada a condições de tráfego urbano. Este tempo pode, ainda, variar de acordo com a

hora do dia e dia da semana e condições climáticas, entre outros.

Na ocorrência de um defeito, o dispositivo de proteção adequado deve atuar de forma a desconectar a rede da área defeituosa. Como consequência, os consumidores localizados à jusante ficam sem fornecimento de energia elétrica.

Uma vez estabelecida a localização da falta, é necessário realizar a abertura do dispositivo de manobra à jusante mais próximo do defeito, de forma a isolar a falta retirando o menor trecho de rede possível e permitindo, assim, o início do processo de reconfiguração. Caso a chave a ser aberta para isolação do defeito seja telecomandada, é possível que a manobra ocorra na ordem de segundos. O sucesso do chaveamento dos dispositivos telecomandados depende da robustez dos sistemas de comunicação. Portanto, algumas dificuldades podem se manifestar no uso desta tecnologia. O presente trabalho desconsidera os efeitos relacionados aos problemas de telecomunicação.

A operação de chaves manuais exige o envio de uma equipe para realizar a manobra e, neste caso, o tempo necessário para isolação do defeito tende a ser da ordem de minutos. Como o restante do processo de restabelecimento depende da completa desconexão dos trechos defeituosos, pode-se:

1. Escolher um plano de manobra e encaminhar as equipes de campo ao local das primeiras chaves a serem manobradas. Caso estes dispositivos de manobra estejam localizados na área escura e não estabeleçam conexão com nós-fonte, o seu chaveamento não influenciará, neste estágio, no restante do circuito. Assim, quando o defeito estiver isolado, a execução do plano de restabelecimento estará em andamento;

2. Aguardar o processamento do algoritmo de restabelecimento na expectativa de que, com um intervalo de tempo maior, a metodologia encontre soluções mais eficientes.

Esta abordagem exige um algoritmo de agendamento eficiente de equipes, cujo custo computacional não impacte na qualidade do algoritmo de restabelecimento. Os trabalhos de Goulart et al. (2018) e Maravilha et al. (2018), discutidos na subseção 1.4.2, estabelecem uma metodologia para a solução deste problema.

De fato, o problema do agendamento de equipes de campo é um estudo à parte. No entanto, para fins de simplificação, é proposta uma subdivisão das chaves do sistema em regiões geográficas. Nestas áreas, o tempo de cada chave é gerado de forma pseudoaleatória, dentro de certos limites definidos (chave próxima, intermediária e distante do ponto de partida da equipe de campo). Assim, o tempo de manobra considerado é a soma do tempo associado a cada chave envolvida no plano de restabelecimento. Os valores gerados têm, entretanto, pouca fidelidade com um problema real, mas permitem simular de forma concisa os dados de saída de um programa de agendamento.

5.6.2 Tempo de duração da falta

Uma falta permanente em um sistema de distribuição radial pode ter diversas origens. Alguns casos são acidentes de trânsito, eventos climáticos, vandalismo e desgaste de equipamentos. Cada tipo de defeito apresenta uma complexidade de conserto distinta e a disponibilidade de equipes de campo, bem como ocorrência de faltas simultâneas, pode fazer com que o tempo necessário para o reparo do elemento sob falta seja maior.

Assumindo que após a correção da falta o sistema estará apto a retornar a sua configuração original, a eficiência da solução depende do intervalo de tempo necessário para corrigir o defeito, além da relação com o tempo necessário para implementar as manobras (subseção 5.6.1).

Para defeitos de longa duração pode ser interessante investir em um número maior de manobras - usualmente associado a um tempo total de manobra maior, de forma a, ao final do plano de restabelecimento, obter um número mínimo de consumidores desenergizados.

Para faltas de curta duração, pode ser vantajoso realizar um plano de restabelecimento mais rápido procurando, por exemplo, reenergizar os consumidores prioritários, mesmo que isso implique em manter uma certa área escura desenergizada. Uma possibilidade é, inclusive, não realizar nenhuma manobra, já que a topologia de restabelecimento é temporária.

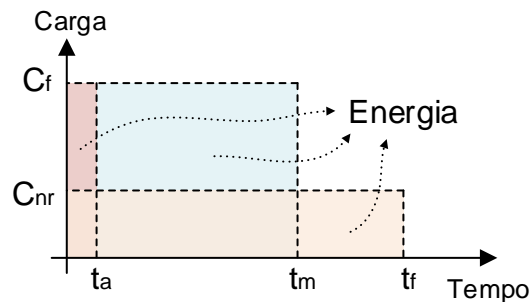
De forma a ilustrar os possíveis cenários, apresenta-se a Figura 5.7. O instante $t = 0$ representa o momento da localização do defeito. O intervalo que se segue até $t = t_a$ consiste no tempo para a abertura da chave que remove o trecho sob falta do restante da rede. Assim, de $t = t_a$ até $t = t_m$ realizam-se as manobras previstas no plano de restabelecimento. O tempo $t = t_f$ consiste, por sua vez, no instante em que o defeito foi corrigido, habilitando a rede elétrica a retornar à configuração original.

Ainda na Figura 5.7, verifica-se que a área formada pelas intersecções de tempo e carga implicam na energia não suprida. Assim, escolhendo-se um plano de restabelecimento com mais manobras, a tendência é a redução do número de consumidores desenergizados. Contudo, o intervalo em que esta topologia ficará em operação pode não justificar tamanho esforço.

Portanto, o tempo de duração da falta é considerado, neste trabalho, como sendo o intervalo de tempo transcorrido desde a ocorrência do defeito até a correção da causa da contingência. O tempo de manobra é, por sua vez, o período de tempo necessário para implementação das manobras, o que transcorre desde a definição do plano de restabelecimento até a sua conclusão.

O estudo da sequência de manobras é outro problema de otimização combinatória que depende, por exemplo, de fatores como a disponibilidade de múltiplas equipes de campo, condições do trânsito e localização geográfica das chaves a serem operadas. O assunto é abordado de forma breve na seção 5.7.

Figura 5.7 – Estimativa da energia não suprida durante o plano de restabelecimento



Fonte: elaborado pelo autor.

5.7 CONSIDERAÇÕES SOBRE A SEQUÊNCIA DE CHAVEAMENTOS

Enquanto alguns métodos heurísticos fornecem o plano de restabelecimento ao final da execução do programa, a obtenção do número de chaveamentos, bem como a sequência de manobras, pode ser uma tarefa complexa em um algoritmo evolutivo.

Em diversos trabalhos, o sistema pós-falta é comparado com as potenciais soluções e a quantidade de manobras é computada pela verificação do estado das chaves. Contudo, o processo de transição pode requerer um número maior de manobras, especialmente quando ocorre operação em chaves energizadas. Isso se deve à necessidade de se evitar baixos (ou altos) níveis de tensão, surtos de corrente e sobrecargas, atuação indevida dos dispositivos de proteção e outros. Ainda, pode ser necessário transferir a carga paulatinamente entre alimentadores.

O trabalho de Marques, Delbem e London (2018), que utiliza uma técnica evolutiva no tratamento PRS, cada alteração nas chaves é armazenada durante o processo evolutivo. Ao final, o autor escolhe uma topologia e realiza um pós-processamento visando uma sequência de chaveamentos viável.

Outro fator importante no que diz respeito à sequência de manobras é a presença de consumidores prioritários. Ou seja, pode ser do interesse da empresa de energia realizar a conexão destas cargas antes de quaisquer outras, mesmo que isto demande um esforço adicional do ponto de vista da operação das chaves. O trabalho de Rosseti (2015), por exemplo, considera a presença de consumidores prioritários na obtenção da sequência de manobras.

É preciso considerar, ainda, a localização geográfica das chaves manuais (aquelas que dependem do deslocamento de uma equipe de campo). Caso haja apenas uma equipe disponível, fazer o deslocamento para priorizar um único consumidor pode, caso a chave de manobra em questão esteja em um ponto de difícil acesso, comprometer a eficiência do plano de restabelecimento.

De fato, os procedimentos para restabelecimento dependem das práticas de cada empresa de energia e dos objetivos específicos de cada plano de restabelecimento. Goulart et al.

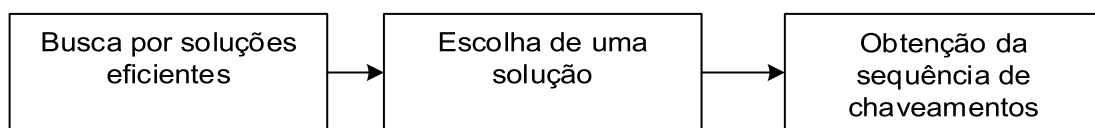
(2018) generalizam as operações conforme segue:

- (i) fechar uma chave de ligação para um alimentador adjacente aos nós desenergizados, restaurando a energia à área escura;
- (ii) caso haja violação de alguma restrição operacional:
 - (ii-a) transferir carga de um alimentador para outro, de forma a alimentar a capacidade reserva do alimentador principal. O processo é conhecido como restabelecimento de níveis elevados²;
 - (ii-b) realizar o corte de carga por meio da abertura de equipamentos de manobra dentro da área escura.

Entretanto, considerar todos estes fatores dentro da função objetivo durante a execução do algoritmo evolutivo tende a elevar, de forma considerável, o tempo de processamento necessário. A verificação das restrições de tensão e corrente, bem como possibilidade de atuação da proteção, por exemplo, necessita de um cálculo de fluxo de potência a cada manobra realizada.

Uma alternativa é realizar uma busca por soluções com base na aproximação do número manobras e nos demais objetivos do problema. Ou seja, o algoritmo evolutivo proposto é executado e fornece as topologias finais de um conjunto de soluções desconsiderando, por hora, a exatidão do número e sequência de chaveamentos. Após, a sequência de manobras é obtida por um processamento adicional, cuja rotina pode ser executada para uma única solução de interesse ou para todas as topologias que compõem a população final.

Figura 5.8 – Estimativa da energia não suprida durante o plano de restabelecimento



Fonte: adaptado de Marques, Delbem e London (2018).

5.8 HEURÍSTICAS CONSTRUTIVAS

A eficiência de um algoritmo evolutivo é dependente da qualidade das soluções iniciais. Ou seja, quanto mais a população inicial se aproxima da Fronteira Ótima de Pareto, menos gerações serão necessárias para a convergência do método e, por consequência, menor o tempo computacional gasto. Além disso, a convergência de um algoritmo populacional também é

²Segundo Goulart et al. (2018), as empresas de energia brasileiras não costumam realizar manobras na área clara, evitando submeter o sistema a eventos que possam causar a desenergização de mais consumidores.

favorecida por populações iniciais diversas e bem distribuídas ao longo da fronteira aproximada de Pareto.

Segundo Garcia (2005), as heurísticas ou meta-heurísticas de problemas mono-objetivos são avaliadas pelo esforço computacional e qualidade da solução gerada. Entretanto, ainda segundo o autor, a avaliação de heurísticas multiobjetivo é mais complicada, podendo ser feita através da distância entre o conjunto de soluções gerado e a fronteira de Pareto, bem como a distribuição das soluções no espaço objetivo.

Para tanto, utilizam-se algumas técnicas heurísticas construtivas para geração de topologias iniciais para o restabelecimento de energia, que serão descritas nas próximas subseções.

5.8.1 Máxima carga restaurada

Esta heurística é um procedimento que visa gerar soluções iniciais que contemplem a maior carga restaurada e foi proposta por Garcia (2005). A técnica é estocástica, ou seja, é possível que diferentes topologias sejam geradas por meio de cada execução do mesmo procedimento. Como vantagem, tem-se que todas as soluções iniciais geradas por esta técnica são factíveis.

O procedimento consiste na tentativa de conexão de todos os nós alcançáveis a partir do nó-fonte avaliado. As cargas são classificadas em ordem decrescente do valor de sua potência e um número pseudoaleatório é gerado de forma com que as cargas maiores tenham maior chance de serem conectadas antes.

Dessa forma, os nós que não provocam violações das restrições são mantidos interligados à área clara, enquanto aqueles que geram alguma infactibilidade são removidos do nó-fonte, podendo haver possibilidade de conexão destas por meio de outro caminho elétrico.

Na Figura 5.9 (a) representa-se uma rede em estado de contingência, onde os elementos sob falta estão inoperantes e não são apresentados, uma vez que não influenciam neste processo. Assume-se que todas as chaves que interligam as barras da área escura estão abertas. Dessa forma, é possível realizar a religação dos nós consumidores da área escura por meio dos nós-fonte, que neste estágio do problema são os nós 2 e 3.

De forma pseudoaleatória, com distribuição normal, escolhe-se um dos nós-fonte - no exemplo, escolheu-se a barra 3. Visualizando a Figura 5.9 (b), verifica-se que a única possibilidade é a conexão do nó 4. Assim, a chave entre os nós 3 e 4 é fechada e, calculando o fluxo de potência, verificam-se as restrições operacionais da rede. Caso a topologia seja factível, mantém-se a chave testada no estado fechada.

Após, o procedimento é repetido para o nó-fonte 2 (Figura 5.9 c). Neste caso, verifica-se a possibilidade de religar tanto o nó 5 quanto o nó 6. Após a classificação dos nós em ordem decrescente de carga, um número pseudoaleatório é gerado para escolher uma das cargas, mantendo a probabilidade em favor das maiores.

Supõe-se que, neste caso, o nó 5 é conectado. Novamente, as restrições são verificadas pelo cálculo do fluxo de potência e, caso a topologia seja factível, o nó 5 permanece conectado ao nó 2 (Figura 5.9 c). O próximo passo, portanto, é realizar a tentativa de conexão do nó 6.

A seguir, na Figura 5.9 (d), verifica-se que os nós-fontes são, nesta etapa do algoritmo, as barras 4, 5 e 6. De forma aleatória, escolheu-se a barra 4, conforme apresentado na Figura 5.9 (e). De forma pseudoaleatório, o nó 10 é conectado. No entanto, diferentemente das situações anteriores, os resultados do fluxo de potência indicam a ocorrência da violação de uma restrição. Assim, a chave entre os nós 4 e 10 permanece aberta. Observando que, neste caso, como o nó 10 não possui nenhuma possibilidade de caminho elétrico alternativo, o mesmo permanecerá desmontado nesta solução inicial gerada.

Dessa forma, o algoritmo é executado até que todas as possibilidades estejam esgotadas. Vale salientar que esta heurística torna-se mais custosa em sistemas de grande porte, com um elevado número de nós e chaves, especialmente quando a área escura atinge um grande percentual da rede. Isso ocorre devido à necessidade de cálculo do fluxo de potência a cada novo nó consumidor conectado à rede.

5.8.2 Fechamento de chaves e abertura de ciclos

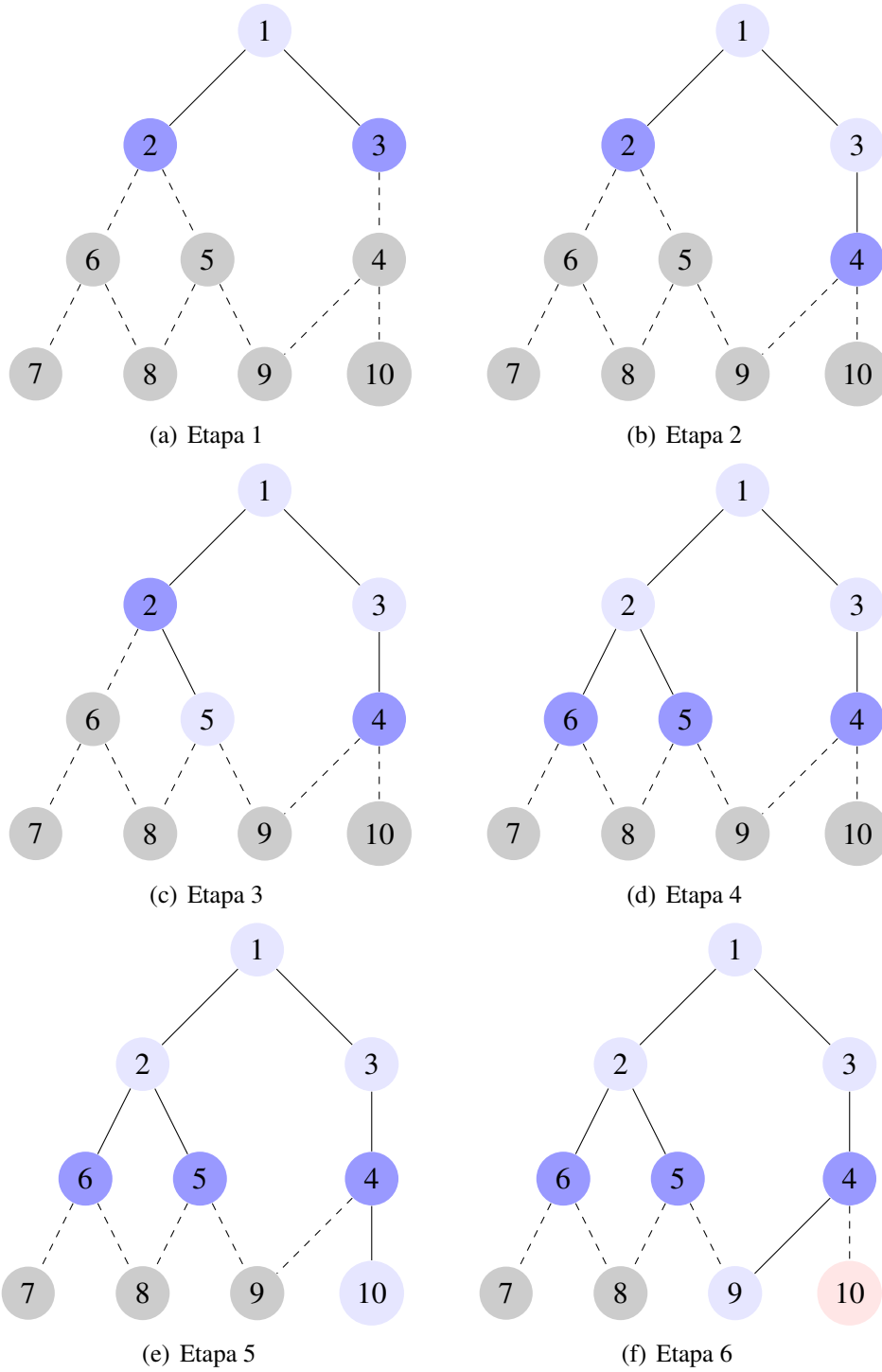
Nesta técnica construtiva todas as chaves do sistema são fechadas, com exceção daquelas relacionadas ao isolamento do defeito. Em seguida, executa-se uma busca em profundidade para identificação de ciclos, abrindo-se aleatoriamente uma das chaves que compõe o mesmo. O procedimento de busca segue até que a rede encontre-se em uma topologia radial.

A vantagem desta técnica é a velocidade da geração de novas topologias. Enquanto a heurística descrita na subseção 5.8.1 executa o fluxo de potência a cada novo nó acrescentado, a técnica de fechamento das chaves abertas e a posterior abertura de ciclos requer o cálculo do fluxo de potência somente ao final do procedimento.

Além disso, esta técnica permite a manobra de chaves localizadas na área não afetada pelo defeito, aumentando a diversidade da população inicial. Desta forma, a possibilidade de reenergizar um número maior de consumidores é incrementada à medida em que a população é desenvolvida. Isto é especialmente interessante em circuitos com alto carregamento e, portanto, com maior tendência à violação de tensão. Assim, o rearranjo das cargas dentro da área clara pode aumentar a capacidade reserva dos alimentadores mais carregados, gerando soluções que permitam a reenergização de mais consumidores e/ou maior carga.

Vale ressaltar que esta heurística construtiva gera uma rede conexa, com exceção da área defeituosa, ou seja, todos os consumidores são energizados. Contudo, apesar da topologia ser factível, não há garantia da factibilidade da solução, ao contrário da heurística descrita na subseção 5.8.1.

Figura 5.9 – Heurística de geração de soluções iniciais com base na máxima carga restaurada



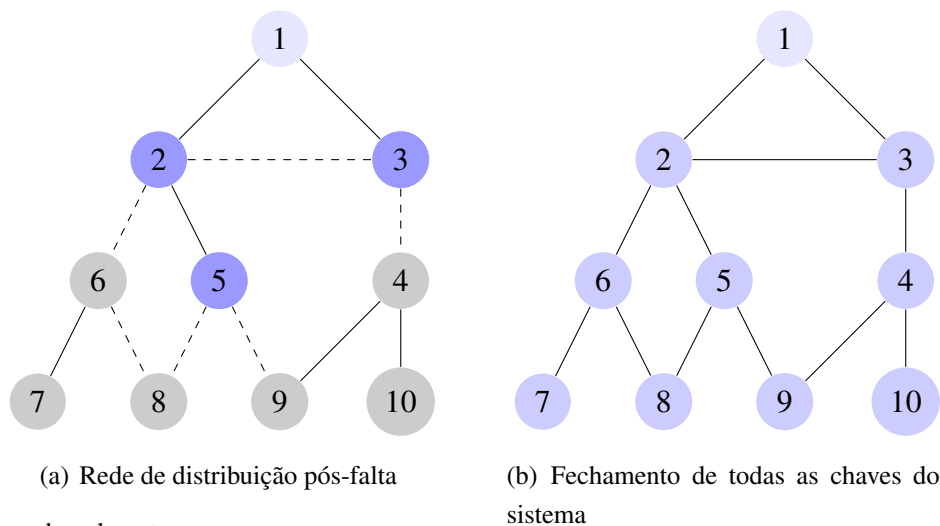
Fonte: elaborado pelo autor.

5.8.3 Fechamento de chaves aos nós-fonte e abertura de ciclos

De modo similar à heurística construtiva apresentada na subseção 5.8.2, a presente metodologia propõe o fechamento das chaves que conectam a área escura aos respectivos nós-fonte. Em seguida, um procedimento de busca em profundidade localiza e destrói os ciclos, eventualmente, formados.

As soluções iniciais geradas tendem a ter uma estrutura similar mais próxima à original quando comparadas àquelas geradas pela heurística anteriormente descrita. Assim, modifica-se uma parcela menor da área clara, o que costuma ser um anseio dos operadores do sistema elétrico, tendo em vista não causar perturbações em regiões sãs da rede.

Figura 5.10 – Heurística construtiva de soluções iniciais com base no fechamento de todas as chaves do sistema



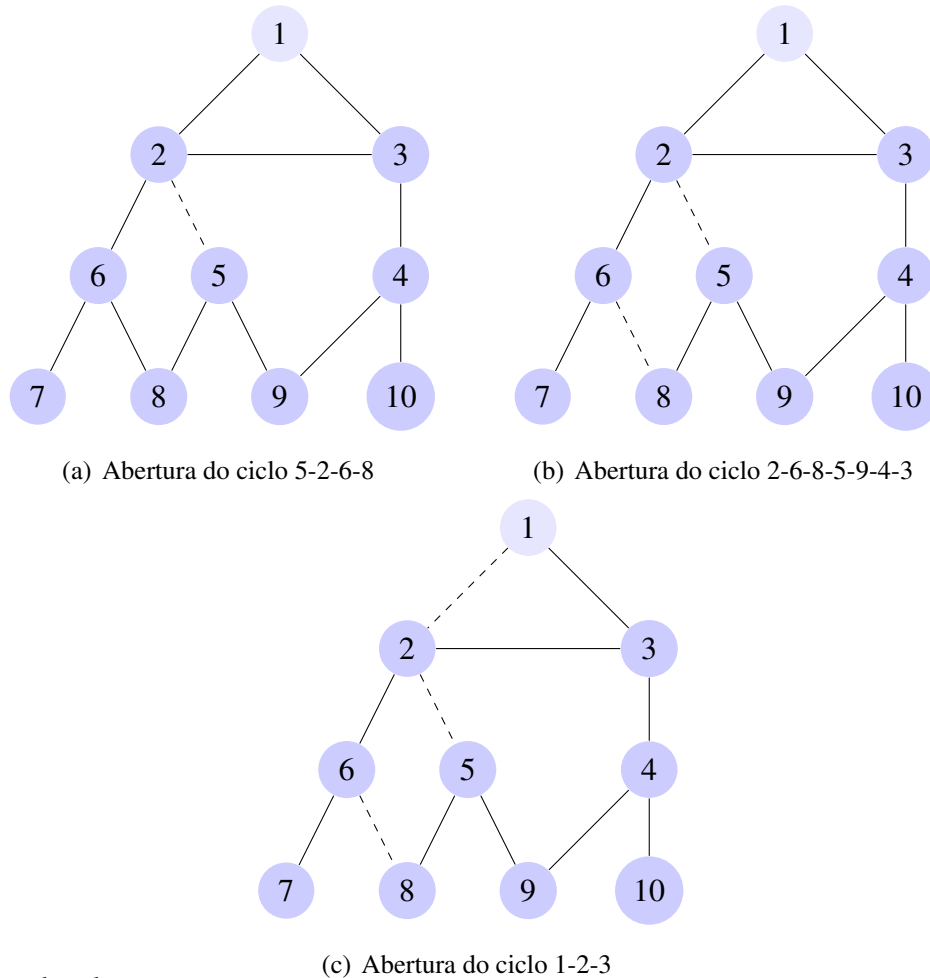
Fonte: elaborado pelo autor.

5.8.4 Priorização de consumidores

Em um sistema de distribuição há diferentes tipos de consumidores. Alguns deles são mais importantes que outros, seja em virtude de sua carga instalada ou por outros fatores, como é o caso de hospitais, por exemplo. Dessa forma, caso não seja possível restabelecer toda a carga desenergizada em virtude de uma contingência qualquer, é desejável que se mantenham energizadas as cargas de maior importância em detrimento das demais.

Para tanto, é interessante que o algoritmo de restabelecimento realize a busca por soluções considerando este objetivo. O presente trabalho considera a discriminação das cargas como prioritárias ou não prioritárias, contabilizando o número de nós prioritários desenergizadas a cada topologia obtida.

Figura 5.11 – Abertura consecutiva dos ciclos formados pelo fechamento das chaves



Fonte: elaborado pelo autor.

5.9 CONSIDERAÇÕES A RESPEITO DO AEMO DESENVOLVIDO

Nesta seção visa-se descrever as características específicas do algoritmo evolutivo multiobjetivo desenvolvido para o tratamento do PRS. Para tanto, os aspectos da seleção dos indivíduos pais e execução dos operadores genéticos são abordados.

5.9.1 Escolha dos pais

O operador de cruzamento é importante no processo evolutivo e a correta escolha dos indivíduos utilizados na operação de reprodução (*crossover*) interfere diretamente na eficiência da metodologia. Assim, são escolhidos quatro indivíduos de forma pseudoaleatória, com distribuição normal. Destes, as duas soluções com maior grau de aptidão são utilizadas no operador de cruzamento, gerando um novo indivíduo.

O valor de aptidão, por sua vez, consiste em um valor escalar que é atribuído de acordo

com uma função de avaliação, considerando a fronteira de Pareto a qual o indivíduo pertence. As soluções de uma mesma fronteira são diferenciadas por meio de uma função de que leva em conta a densidade populacional (informação de vizinhança no espaço objetivo). Além disso, o valor de aptidão pode estar sujeito a uma penalização relativa à violação de uma ou mais restrições.

Dessa forma, soluções localizadas na primeira fronteira do espaço objetivo têm uma aptidão maior que aqueles dominados das demais fronteiras, e assim sucessivamente. Um indivíduo da segunda fronteira, por exemplo, nunca terá um valor de avaliação superior a nenhum indivíduo da primeira fronteira.

5.9.2 Operador de cruzamento

O operador de cruzamento visa gerar um novo indivíduo, chamado de filho, a partir de duas soluções, conhecidas como pais. Espera-se que o indivíduo filho herde características de ambos os pais e, preferencialmente, consista em uma alternativa diferente e com funções-objetivo melhor avaliadas que os indivíduos presentes na atual população.

Uma vez escolhidos os indivíduos pais, ocorre o processo de cruzamento. O operador pode ser implementado de diversas formas. Na metodologia desenvolvida no presente trabalho, o procedimento ocorre da seguinte maneira: são escolhidos, de forma pseudoaleatório, dois pontos do vetor que representa o indivíduo. Cada posição deste vetor se refere a um alelo (estado de uma chave manobrável) do código genético. Assim, o indivíduo filho será gerado com bases nos segmentos do vetor que representa os indivíduos pais.

Tabela 5.1 – Operador de cruzamento para geração de um cromossomo filho

Chave	1-2	1-3	2-3	2-4	3-5	3-6	4-5	5-6
Cromossomo A	1	1	0	1	1	1	0	0
Cromossomo B	0	1	1	0	1	1	1	0
	<i>Ponto 1</i>			<i>Ponto 2</i>				
Filho	1	1	0	0	1	1	0	0

Um exemplo é desenvolvido na Tabela 5.1. Neste caso, sorteou-se os pontos entre as chaves S_{2-3} e S_{2-4} e entre S_{3-5} e S_{3-6} . Assim, os três primeiros alelos são herdados do cromossomo A. O quarto e quinto alelo, localizados entre os dois pontos, são obtidos do cromossomo B, enquanto as 3 últimas posições da codificação genética são herdadas, novamente, do indivíduo A.

5.9.3 Operador de mutação

O operador de mutação visa perturbar o genótipo de um indivíduo, esperando um fenótipo com características distintas daquelas presentes na solução original. Na prática, o operador de mutação permite contornar ótimos locais e explorar diferentes regiões do espaço de busca, evitando uma convergência prematura.

Um indivíduo é selecionado da população e seu cromossomo é percorrido. Para cada alelo, é gerado um número pseudoaleatório entre 0 e 100. Este valor, por sua vez, é comparado a um número referente ao percentual fixo da taxa de mutação. Se o valor gerado for superior à referida probabilidade de mutação, o alelo permanece com seu valor original. Caso contrário, ocorre a mutação, e o valor do alelo é alterado.

Ao final do processo de mutação, o grafo é percorrido com o objetivo de identificar eventuais ciclos. Estas malhas, caso existentes, são destruídas de forma pseudoaleatória, abrindo uma das chaves que o compõem.

5.9.4 Operador de busca local

O operador de busca local desenvolvido tem o objetivo de realizar pequenas melhorias nas soluções da população. Ou seja, um indivíduo é escolhido de forma pseudoaleatória e perturbado seguindo um conjunto de regras heurísticas pré-determinadas.

O primeiro passo deste operador é identificar todos os indivíduos que possuam: (1) nós consumidores desenergizados e (2) níveis de tensão dentro dos limites pré-estabelecidos. Assim, dentre estas soluções, uma é escolhida de forma pseudoaleatória.

A partir desta solução escolhida são identificados todos os nós escuros. Novamente de forma pseudoaleatória, um destes nós desenergizados é escolhido e, posteriormente, conectado a um nó-fonte, gerando um novo indivíduo. O indivíduo gerado é incluído na população e avaliado na etapa de avaliação seguinte.

Este procedimento visa forçar a conexão de nós desenergizados à área clara do sistema, provocando uma mudança artificial alheia ao processo evolutivo de forma a melhorar, eventualmente, as soluções existentes e potencialmente próximas dos pontos ótimos.

5.10 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho adotou-se uma variação do algoritmo NSGA II. O sistema elétrico é representado por meio de um vetor característico com a adição de um operador para desfazer os ciclos criados na aplicação dos operadores genéticos. Uma topologia deve ser radial para ser considerada factível no aspecto da operação de redes de distribuição de energia elétrica.

No operador cruzamento, a escolha dos pais para a criação de um indivíduo filho é dada

de forma pseudoaleatória, em um procedimento conhecido como torneio. Quatro indivíduos da população corrente são escolhidos e, dentre estes, os dois pertencentes à melhor fronteira de Pareto são utilizados na aplicação do operador.

Outro operador genético implementado é o de mutação. Um indivíduo da população é escolhido e, com base em uma taxa de mutação pré-definida, suas características são modificadas.

Ainda, um operador de busca local foi desenvolvido. Um indivíduo é escolhido e, com base em regras heurísticas, suas características são alteradas visando aproximar suas funções-objetivo das regiões ótimas.

Já na etapa de avaliação, os objetivos dos indivíduos são avaliados. Eventuais violações das restrições são penalizadas. Os indivíduos dominados e/ou com restrições violadas tendem a ser eliminados na etapa de seleção da próxima geração em detrimento dos indivíduos localizados nas fronteiras de Pareto inferiores, que permanecem na geração futura.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo visa apresentar os resultados obtidos por meio do programa computacional desenvolvido. Os circuitos elétricos utilizados são os sistemas teste 33 Barras (Figura 6.1), 69 Barras (Figura 6.2) e 119 Barras (Figura 6.6). Além destes, a metodologia é testada em um sistema real de dois alimentadores e 1087 barras localizado na cidade de Porto Alegre - RS.

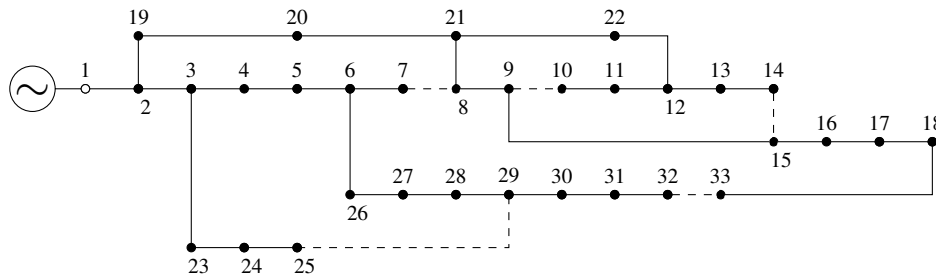
6.1 SISTEMA TESTE 33 BARRAS MODIFICADO

O sistema teste de 33 Barras da Figura 6.1 é utilizado no trabalho de Rosseti (2015). O circuito é composto por 33 nós e tem tensão nominal de 12,66 kV. No referido trabalho, a configuração inicial do sistema é modificado em relação ao proposto originalmente por Baran e Wu (1989a), possuindo o seguinte conjunto de chaves abertas:

$$S_{ab} = \{S_{7-8}, S_{9-10}, S_{25-29}, S_{14-15}, S_{32-33}\}$$

onde S_{i-j} representa a chave localizada entre os nós i e j .

Figura 6.1 – Sistema teste 33 Barras modificado



Fonte: adaptado de Baran e Wu (1989a).

Na sequência, o autor propõe duas faltas simultâneas localizadas nas chaves S_{5-6} e S_{12-22} . Como consequência, são desenergizados 12 nós consumidores, com uma carga de 1,465 MW desconectada, representando 39,4% da carga total do sistema.

Na busca por um plano de restabelecimento, é estabelecido que o limite de tensão inferior de 0,80 pu, enquanto a tensão na subestação é 1,00 pu. Assim, a topologia final reportada por Rosseti (2015) tem uma perda de 188,67 kW com o seguinte conjunto de chaves abertas:

$$S_{ab} = \{S_{7-8}, S_{5-6}, S_{12-22}, S_{14-15}, S_{32-33}\}$$

A metodologia proposta no presente trabalho encontrou a mesma solução. A perda calculada foi de 184,49 kW. Além destes, outras soluções encontradas pela busca são apresentadas na Tabela 6.1, onde:

- FPA - Fronteira de Pareto Aproximada;
- CNR - carga não restabelecida;
- NMT - número de manobras total;
- NMAC - número de manobras na área clara;
- NCNR - número de consumidores não restabelecidos;
- NCPNR - número de consumidores prioritários não restabelecidos;
- PA - perdas ativas;
- PR - perdas reativas;
- TM - tensão mínima.

Tabela 6.1 – Resultados obtidos pela metodologia proposta para falta no sistema teste 33 Barras

FPA	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	PA* (kW)	PR* (kVA)	TM* (pu)
1	0	2	0	0	184,49	141,08	0,9292
1	0	2	0	0	320,00	290,29	0,8460
1	3360	1	0	9	70,23	59,36	0,9371
1	2205	1	1	11	134,31	96,00	0,9298
2	0	4	0	0	177,19	139,35	0,9274
2	0	4	0	0	177,31	142,04	0,9226
2	0	4	0	0	185,86	142,98	0,9292
2	0	4	0	0	187,29	144,46	0,9292
2	0	4	0	0	188,74	145,90	0,9292
2	135	3	0	1	182,52	140,14	0,9292
2	600	2	0	1	158,21	121,65	0,9362
2	0	4	0	0	314,37	285,26	0,8144
2	0	4	0	0	321,92	292,81	0,8459
2	0	4	0	0	323,88	294,81	0,8458
2	540	2	0	2	165,61	124,36	0,9294
2	135	3	0	1	311,56	283,23	0,8484
2	540	2	0	2	271,82	245,41	0,8564
2	3900	1	0	11	51,87	42,94	0,9475
2	2805	1	1	12	108,34	76,73	0,9379
2	2805	1	1	12	130,33	92,61	0,9300
2	0	6	0	0	178,77	144,05	0,9185
2	0	6	0	0	180,09	142,84	0,9219
2	0	6	0	0	181,60	144,34	0,9208

*PA e PR são critérios de desempate, enquanto TM representa a menor tensão verificada no sistema na topologia final.

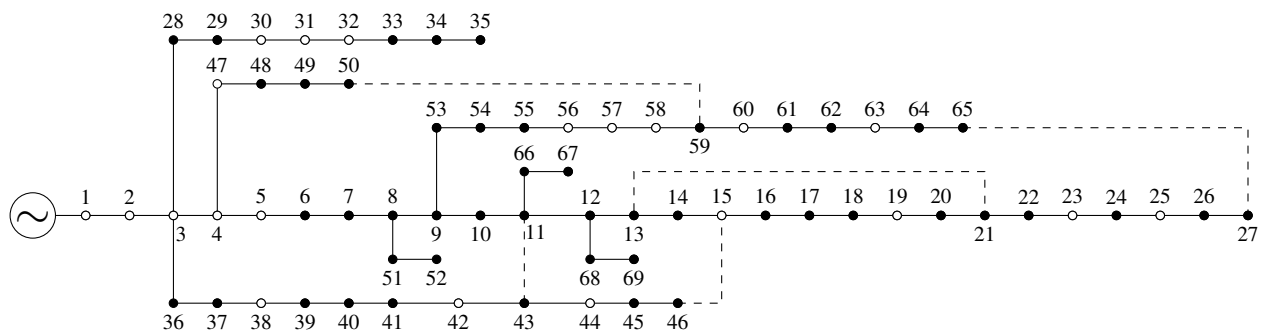
É natural que o operador escolha uma solução da primeira fronteira de Pareto. Contudo, em um caso real, podem haver situações onde estas soluções não podem ser implementadas. Uma chave comandada remotamente pode apresentar problemas de comunicação, por exemplo, o que consiste em um fator não previsto no início do problema e que pode infactibilizar uma ou mais soluções encontradas na busca.

Dessa forma, para evitar a necessidade de uma nova execução do algoritmo, as soluções das demais fronteiras de Pareto são armazenadas e se oferecem como alternativas.

6.2 SISTEMA TESTE 69 BARRAS

O sistema teste 69 Barras é apresentado na Figura 6.2 e foi proposto por Baran e Wu (1989b). O circuito é composto por 69 Barras, 68 chaves seccionalizadoras, 5 chaves de interligação e tem tensão nominal de 12,66 kV. Este circuito é utilizado para os estudos de caso descritos nas subseções 6.2.1 e 6.2.2.

Figura 6.2 – Sistema teste 69 Barras



Fonte: Adaptado de Baran e Wu (1989b).

6.2.1 Abordagem considerando consumidores prioritários

As redes de distribuição costumam ter diferentes tipos de consumidores. Alguns deles, como hospitais e grandes centros comerciais, por exemplo, representam cargas críticas e tendem a ter prioridade na execução de um plano de restabelecimento. Ou seja, as manobras devem ser executadas com o objetivo de reenergizar estas cargas antes das demais. Ainda, no caso de haver necessidade de corte de carga em virtude da violação de alguma restrição, as cargas prioritárias têm preferência na reenergização em detrimento das demais.

Considerando a ocorrência simultânea de duas faltas nas barras 5 e 56 no sistema teste 69 Barras da Figura 6.2, com limite de tensão inferior de 0,94 pu e tensão de subestação de 1,00 pu, obteve-se o conjunto de soluções apresentado na Tabela 6.2. Assume-se que os consumidores prioritários estão localizados nas barras 21, 55 e 65.

Vale ressaltar que foram encontradas duas soluções que restabelecem todos os consumidores. Contudo, o limite de tensão mínimo é de 0,9382 pu, abaixo do estabelecido. Portanto, devido à restrição operacional violada, estas soluções são dominadas por aquelas localizadas na primeira fronteira.

Para a obtenção das soluções, foram gerados 2220 indivíduos com tempo de execução total de 5 minutos. O computador utilizado possui um processador Intel i5 8400, frequência de relógio de 2,8 GHz e 8 GB de memória RAM DDR4.

Tabela 6.2 – Resultados do sistema teste 69 Barras para duas faltas simultâneas

FPA	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	NCPNR	PA* (kW)	PR* (kVA)	TM* (pu)
1	801	4	0	3	0	95,60	101,26	0,9495
1	777	5	0	2	0	95,92	101,62	0,9495
1	858	4	0	2	1	96,41	100,17	0,9483
1	1509	3	0	7	1	89,29	91,94	0,9483
1	1503	3	0	9	2	86,44	90,19	0,9495
2	801	6	0	3	0	96,83	102,74	0,9495
2	777	7	0	2	0	95,97	101,61	0,9495
2	801	6	0	3	0	98,06	103,59	0,9495
2	777	7	0	2	0	97,14	102,33	0,9495
2	954	4	0	3	1	93,03	97,23	0,9495
2	882	5	0	3	1	98,02	101,58	0,9483
2	858	6	0	2	1	102,72	102,44	0,9483
2	4509	5	0	3	0	26,87	34,94	0,9629
2	1852,5	2	0	15	2	108,20	106,20	0,9382
2	1353	3	0	11	2	111,11	109,55	0,9382
2	828	3	0	6	1	116,36	114,99	0,9382
2	523,5	5	0	5	0	122,48	123,04	0,9382
2	499,5	5	0	4	0	122,85	123,40	0,9382
2	345	6	0	4	1	122,67	122,05	0,9382
2	177	4	0	1	1	123,48	123,22	0,9382
2	177	6	0	1	1	129,79	125,50	0,9382
2	24	7	0	1	0	126,11	127,27	0,9382
2	0	6	0	0	0	128,72	128,29	0,9382
2	0	8	0	0	0	130,52	131,04	0,9382
2	1675,5	2	0	14	1	116,23	112,89	0,9350
2	1142,2	2	1	10	1	120,68	117,82	0,9350

*PA e PR são critérios de desempate, enquanto TM representa a menor tensão verificada no sistema na topologia final.

6.2.2 Abordagem com estimativa de tempos de manobra e duração da falta

A energia não suprida entre a ocorrência do defeito até sua correção pode representar uma boa métrica na análise de eficiência do plano de restabelecimento. Assim, deve-se analisar tanto o tempo necessário para realização das manobras do plano de restabelecimento quanto a carga que permanece desenergizada ao término do plano. Outros indicadores, como duração equivalente de falta, podem ter proporcionalidade à energia não suprida.

Dessa forma, a abordagem proposta por este trabalho pode ser adaptada na minimização dos indicadores de qualidade de uma RD. Ou seja, alimentadores com níveis críticos acumulados dentro de um intervalo de interesse podem ser priorizados no processo de restabelecimento reduzindo ou eliminando, dessa forma, eventuais penalidades financeiras à concessionária de energia.

De forma a analisar o problema, estudou-se uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras da Figura 6.2, com a subestação na tensão de 1,0 pu e limite inferior admitido de 0,93 pu. Inicialmente, o tempo de manobra é desconsiderado e os resultados são apresentados na Tabela 6.3.

Após, as mesmas condições de falta são testadas considerando a estimativa do tempo de manobra conforme as simplificações propostas na seção 5.6.1. O tempo necessário considerado para a manobra de cada chave é apresentada na Tabela 6.4. Dessa forma, os resultados são expressos na Tabela 6.5. Observação: a fronteira aproximada de Pareto a qual a solução pertence é omitida destes resultados, uma vez que as soluções são classificadas pela eficiência da energia não suprida (ENR).

Portanto, analisando as alternativas para o restabelecimento de energia, verifica-se que a solução *A* fornece a implementação mais rápida e, por isso, a energia não fornecida em virtude do defeito é menor. Na hipótese analisada, supõe-se uma falta com duração de 5 horas.

6.2.2.1 Falta de curta duração

Considerando faltas simultâneas nas barras 5 e 44 e com limite de tensão mínima admitida de 0,93 pu, o conjunto de soluções obtidas pelo algoritmo computacional desenvolvido é apresentado na Tabela 6.6.

Para uma falta com duração¹ de 120 minutos, calcula-se a energia não restabelecida (ENR) com base nas simplificações propostas na seção 5.6. Visando a energia não suprida durante a contingência, a solução mais eficiente é a alternativa *C*, cujo plano de restabelecimento é implementado de forma mais rápida. Esta solução, no entanto, não restabelece todos os consumidores.

As alternativas *B*, *E*, *I*, *L* e *M* tem um tempo de manobra superior ao tempo de correção

¹Tempo estimado necessário para corrigir o defeito e retomar à topologia original da rede elétrica.

Tabela 6.3 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras

S	FPA	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	NCPNR	PA* (kW)	TM* (pu)
<i>A</i>	1	0	3	0	0	0	155,76	0,9334
<i>B</i>	1	0	3	0	0	0	138,78	0,9350
<i>C</i>	1	0	3	0	0	0	138,78	0,9350
<i>D</i>	1	0	3	0	0	0	140,14	0,9343
<i>E</i>	1	0	3	0	0	0	156,06	0,9350
<i>F</i>	1	0	3	0	0	0	155,80	0,9343
<i>G</i>	2	0	5	0	0	0	137,19	0,9334
<i>H</i>	2	0	5	0	0	0	135,01	0,9334
<i>I</i>	2	0	5	0	0	0	163,07	0,9334
<i>J</i>	2	0	5	0	0	0	135,03	0,9334
<i>K</i>	2	0	5	0	0	0	137,59	0,9343
<i>L</i>	2	0	5	0	0	0	133,55	0,9350
<i>M</i>	2	0	5	0	0	0	136,28	0,9350
<i>N</i>	2	0	5	0	0	0	131,48	0,9350
<i>O</i>	2	0	5	0	0	0	135,06	0,9343
<i>P</i>	2	0	5	0	0	0	132,94	0,9343
<i>Q</i>	2	0	5	0	0	0	138,78	0,9367
<i>R</i>	2	0	5	0	0	0	163,49	0,9343
<i>S</i>	2	0	5	0	0	0	159,98	0,9343
<i>T</i>	2	0	5	0	0	0	160,09	0,9350
<i>U</i>	2	0	5	0	0	0	131,51	0,9350
<i>V</i>	2	0	5	0	0	0	132,97	0,9343
<i>X</i>	2	0	5	0	0	0	135,84	0,9382
<i>Z</i>	2	0	5	0	0	0	137,05	0,9375

*PA e PR são critérios de desempate, enquanto TM representa a menor tensão verificada no sistema na topologia final.

Tabela 6.4 – Tempos de manobra do sistema teste 69 Barras

<i>Chaves de manobra</i>					
Nó DE	Nó PARA	Tempo de chaveamento¹	Nó DE	Nó PARA	Tempo de chaveamento¹
1	2	9	3	36	21
2	3	5	36	37	5
3	4	9	37	38	8
4	5	8	38	39	5
5	6	6	39	40	10
6	7	9	40	41	10
7	8	9	41	42	5
8	9	7	42	43	37
9	10	7	43	44	37
10	11	5	44	45	31
11	12	5	45	46	35
12	13	6	4	47	6
13	14	21	47	48	17
14	15	19	48	49	16
15	16	15	49	50	15
16	17	25	8	51	5
17	18	18	51	52	5
18	19	19	9	53	5
19	20	17	53	54	34
20	21	22	54	55	38
21	22	34	55	56	37
22	23	34	56	57	34
23	24	35	57	58	32
24	25	34	58	59	35
25	26	33	59	60	40
26	27	38	60	61	35
3	28	5	61	62	40
28	29	16	62	63	32
29	30	17	63	64	36
30	31	21	64	65	38
31	32	15	11	66	23
32	33	17	66	67	20
33	34	21	12	68	17
34	35	21	68	69	33
<i>Chaves de interligação</i>					
43	11	24	50	59	31
13	21	16	27	65	37
46	15	32			

¹Tempo para mudar o estado da chave (aberta ou fechada) em minutos.

Tabela 6.5 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 5 horas

S	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	NCPNR	PA (kW)	TM (pu)	T (min)	ENR (kWh)
<i>A</i>	0	3	0	0	0	155,76	0,9334	68	9099,6
<i>B</i>	0	3	0	0	0	138,78	0,9350	90	12043,6
<i>C</i>	0	3	0	0	0	138,78	0,9350	92	12311,2
<i>D</i>	0	3	0	0	0	140,14	0,9343	93	12445,0
<i>E</i>	0	3	0	0	0	156,06	0,9350	100	13381,8
<i>F</i>	0	3	0	0	0	155,80	0,9343	101	13515,6
<i>G</i>	0	5	0	0	0	137,19	0,9334	97	12980,3
<i>H</i>	0	5	0	0	0	135,01	0,9334	98	13114,1
<i>I</i>	0	5	0	0	0	163,07	0,9334	102	13649,4
<i>J</i>	0	5	0	0	0	135,03	0,9334	111	14853,7
<i>K</i>	0	5	0	0	0	137,59	0,9343	128	17128,6
<i>L</i>	0	5	0	0	0	133,55	0,9350	129	17262,5
<i>M</i>	0	5	0	0	0	136,28	0,9350	129	17262,5
<i>N</i>	0	5	0	0	0	131,48	0,9350	130	17396,3
<i>O</i>	0	5	0	0	0	135,06	0,9343	130	17396,3
<i>P</i>	0	5	0	0	0	132,94	0,9343	131	17530,1
<i>Q</i>	0	5	0	0	0	138,78	0,9367	135	18065,4
<i>R</i>	0	5	0	0	0	163,49	0,9343	135	18065,4
<i>S</i>	0	5	0	0	0	159,98	0,9343	136	18199,2
<i>T</i>	0	5	0	0	0	160,09	0,9350	137	18333,0
<i>U</i>	0	5	0	0	0	131,51	0,9350	143	19135,9
<i>V</i>	0	5	0	0	0	132,97	0,9343	144	19269,7
<i>X</i>	0	5	0	0	0	135,84	0,9382	165	22079,9
<i>Z</i>	0	5	0	0	0	137,05	0,9375	168	22481,3

Tabela 6.6 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 120 minutos

S	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	PA (kW)	TM (pu)	T (min)	ENR (kWh)
A	0	4	0	0	142,29	0,9350	119	16391,0
B	0	4	0	0	142,29	0,9350	124	-
C	3278,37	3	0	29	110,78	0,9350	95	14451,2
D	3278,37	3	0	29	110,78	0,9350	100	14866,7
E	0	5	0	0	142,29	0,9350	156	-
F	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	113	15947,0
G	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	117	16279,4
H	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	119	16445,6
I	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	125	-
J	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	118	16362,5
K	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	120	16528,7
L	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	122	-
M	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	132	-
N	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	111	15780,8
O	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	116	16196,3
P	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	114	16030,1
Q	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	112	15863,9

do defeito. Em outras palavras, é mais eficiente, nas condições analisadas, corrigir a origem da falta a implementar os referidos planos de restabelecimento.

6.2.2.2 Falta de longa duração

Nas mesmas condições de falta propostas na seção subseção 6.2.2.1, analisa-se uma falta com tempo de conserto estimada em 240 minutos. A energia não suprida nestas condições é calculada e apresentada na Tabela 6.7.

Neste caso, sob aspecto da energia não restabelecida, a solução mais eficiente é a alternativa A da Tabela 6.7. Na referida solução, as chaves abertas a fim de isolar o defeito no circuito da Figura 6.2 são:

$$S_{def} = \{S_{4-5}, S_{5-6}, S_{43-44}, S_{44-45}\}$$

As demais chaves que se encontram abertas na topologia final são:

$$S_{ab} = \{S_{57-58}, S_{13-21}, S_{27-65}\}$$

Tabela 6.7 – Resultados para uma falta no nó 5 do sistema teste 69 Barras considerando tempo de manobra e duração de falta de 240 minutos

S	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	PA (kW)	TM (pu)	T (min)	ENR (kWh)
A	0	4	0	0	142,29	0,9350	119	16391,0
B	0	4	0	0	142,29	0,9350	124	17079,7
C	3278,37	3	0	29	110,78	0,9350	95	21008,0
D	3278,37	3	0	29	110,78	0,9350	100	21423,5
E	0	5	0	0	142,29	0,9350	156	21487,4
F	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	113	22503,8
G	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	117	22836,2
H	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	119	23002,4
I	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	125	23501,0
J	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	118	22919,3
K	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	120	23085,5
L	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	122	23251,7
M	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	132	24082,7
N	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	111	22337,6
O	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	116	22753,1
P	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	114	22586,9
Q	3278,37	4	0	29	110,78	0,9350	112	22420,7

6.3 SISTEMA TESTE 119 BARRAS

O sistema teste 119 Barras é representado na Figura 6.6. Proposto por Zhang, Fu e Zhang (2007), o circuito é composto por 119 nós, 118 chaves seccionadoras e 15 chaves de interligação. A tensão nominal é 11 kV e a carga total do sistema é 22,81 MW e 17,04 MVA_r.

Para o estudo de caso, é proposta uma falta simultânea nos nós 29 e 71 do circuito da Figura 6.6. O defeito desenergiza 9468,05 kW, o que representa 41,5% da carga total do sistema. O número máximo de nós possíveis de serem restabelecidos totalizam 42, enquanto as 2 barras defeituosas permanecem inoperantes durante o procedimento.

Devido ao carregamento elevado do sistema, adotou-se uma tensão de 1,05 pu na subestação. O limite de tensão inferior admitido é 0,90 pu. Dessa forma, o algoritmo desenvolvido obteve as topologias cujos valores objetivos são apresentados na Tabela 6.8. Para este caso, o tempo de processamento total foi de 10 minutos, com uma população de 100 indivíduos e 56 gerações desenvolvidas.

Na sequência, o cálculo do fluxo de potência é executado somente em uma parcela da população a fim de diminuir o tempo computacional gasto e possibilitar o desenvolvimento de um número maior de gerações em intervalo de tempo restrito. O indivíduo é avaliado com base nos objetivos que não tem relação com o fluxo de potência, como:

- carga não restabelecida;

Tabela 6.8 – Conjunto de soluções para duas faltas simultâneas no sistema teste 119 Barras

FPA	CNR (kW)	NMT	NMAC	NCNR	PA* (kW)	TM* (pu)
1	0	8	0	0	1693.5	0.9086
1	0	8	0	0	1707.6	0.9046
1	0	8	0	0	1884.9	0.9064
1	7421.15	7	0	9	1363.8	0.9046
1	7421.15	7	0	9	1519.3	0.9143
2	0	10	0	0	1693.7	0.9142
2	0	10	0	0	1695.1	0.9088
2	0	10	0	0	1695.5	0.9093
2	0	10	0	0	1697.6	0.9082
2	0	10	0	0	1697.9	0.9077
2	0	10	0	0	1710.4	0.9016
2	0	10	0	0	1710.8	0.9010
2	0	10	0	0	1835.1	0.9077
2	0	10	0	0	1842.0	0.9082
2	0	10	0	0	1845.3	0.9088
2	0	10	0	0	1848.0	0.9010
2	0	10	0	0	1852.9	0.9093
2	0	10	0	0	1854.7	0.9016
2	0	10	0	0	1865.3	0.9027
2	0	10	0	0	1874.1	0.9140
2	0	10	0	0	1885.3	0.9064
2	239.94	9	0	2	1675.3	0.9143
2	239.94	9	0	2	1855.7	0.9140
2	239.94	9	0	2	1867.0	0.9064
2	7661.09	8	0	11	1331.5	0.9143
2	7661.09	8	0	11	1501.4	0.9143

*PA e PR são critérios de desempate, enquanto TM representa a menor tensão verificada no sistema na topologia final.

- número total de manobras;
- número de manobras na área clara;
- número de consumidores não restabelecidos.

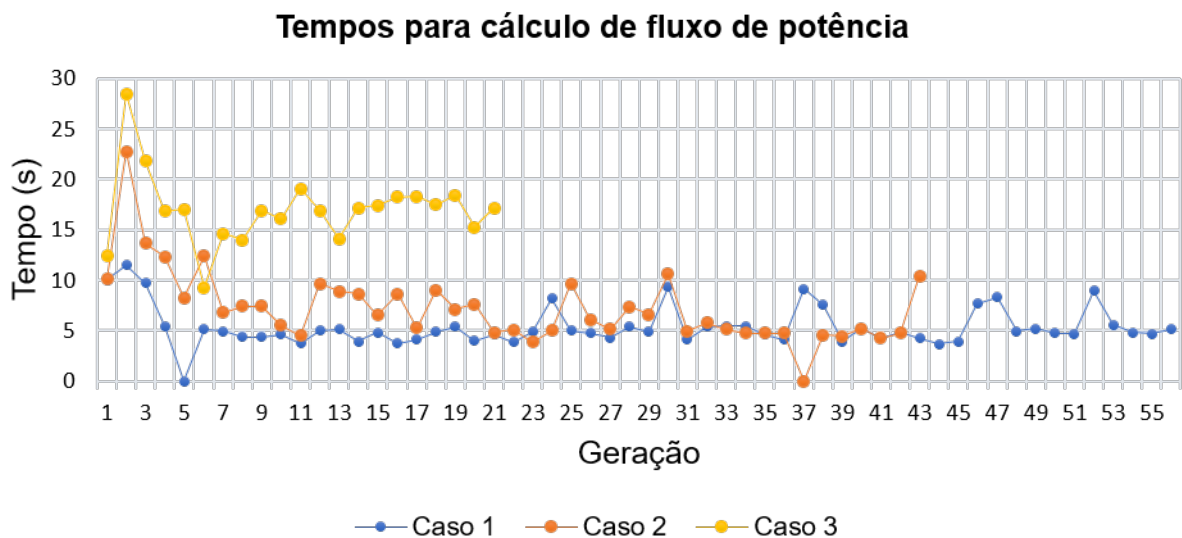
Posteriormente, a população é distinguida com base em múltiplas fronteiras de Pareto. O fluxo de potência é executado para indivíduos pertencentes em determinadas fronteiras, conforme os casos apresentados na Tabela 6.9.

Tabela 6.9 – Estudo de casos para análise de tempo de processamento

Parâmetro	Caso 1	Caso 2	Caso 3
Fronteiras calculadas	1	1 e 2	Todos indivíduos
Tamanho da população	100		
Limite de tempo de execução	10 minutos		
Precisão do algoritmo de fluxo	1.00E-3		
Taxa de mutação	5%		
Taxa de cruzamento	100%		

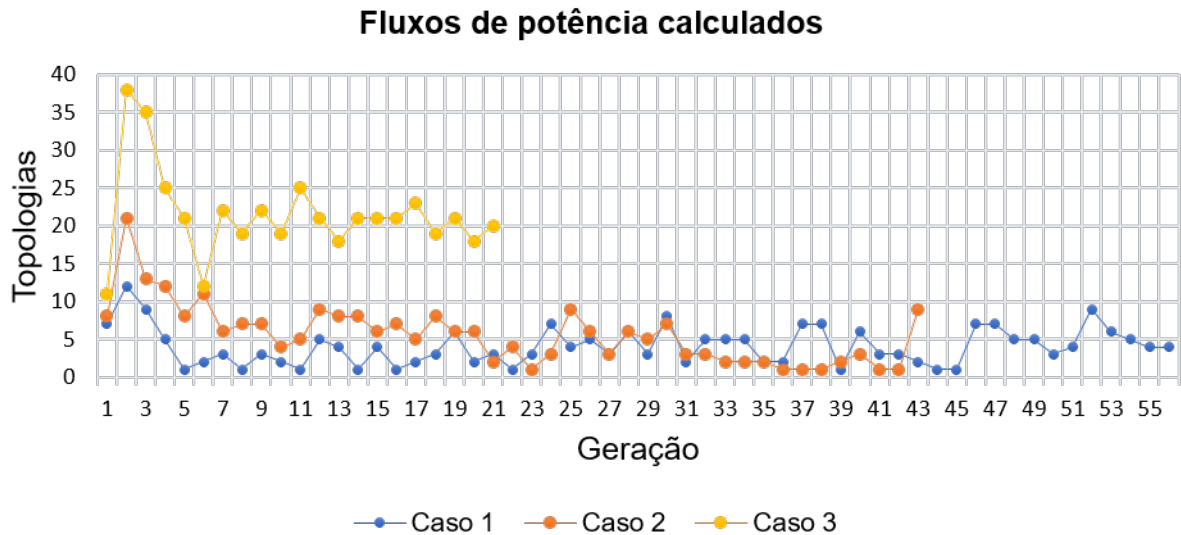
No gráfico da Figura 6.3, apresenta-se os tempos de execução da etapa do algoritmo de fluxo de carga a cada geração desenvolvida. Verifica-se que o número de gerações desenvolvidas, em um limite de tempo de 10 minutos, é superior quando o fluxo é calculado somente para as primeiras fronteiras. Ao não calcular o fluxo de potência da parcela dominada, evita-se gastar tempo de processamento com indivíduos potencialmente descartados ao longo do processo de evolução.

Figura 6.3 – Tempo de processamento na etapa do fluxo de potência por geração desenvolvida



O gráfico da Figura 6.4 apresenta o número de execuções da rotina de fluxo de carga para cada geração. No caso 1, o número de vezes em que o fluxo de potência é calculado a cada geração refere-se ao número de indivíduos inseridos na primeira fronteira na geração corrente. O mesmo ocorre no caso 2, onde a primeira e segunda fronteira são avaliados. No caso 3, o fluxo de potência é calculado para todos os indivíduos.

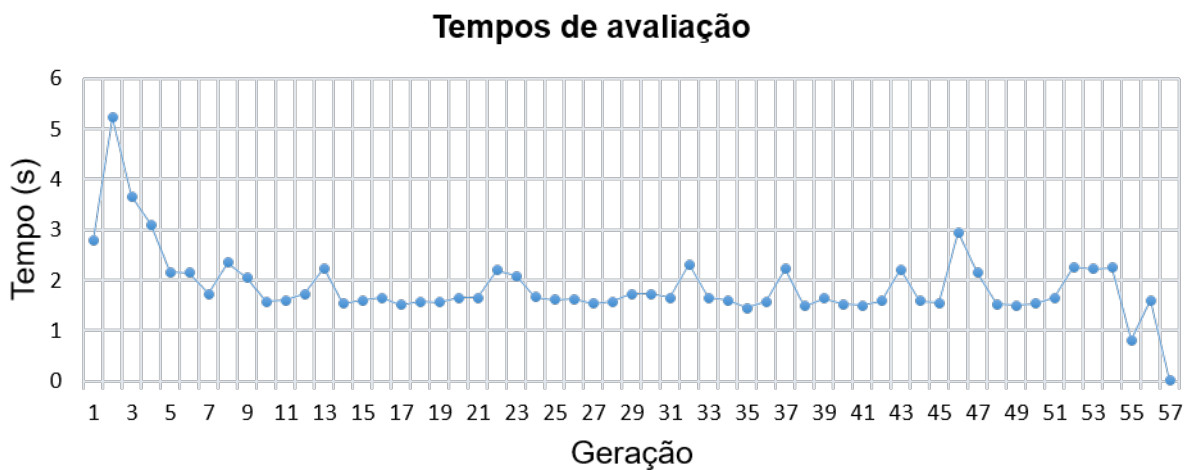
Figura 6.4 – Número de execuções do algoritmo de fluxo de potência por geração desenvolvida



Fonte: elaborado pelo autor.

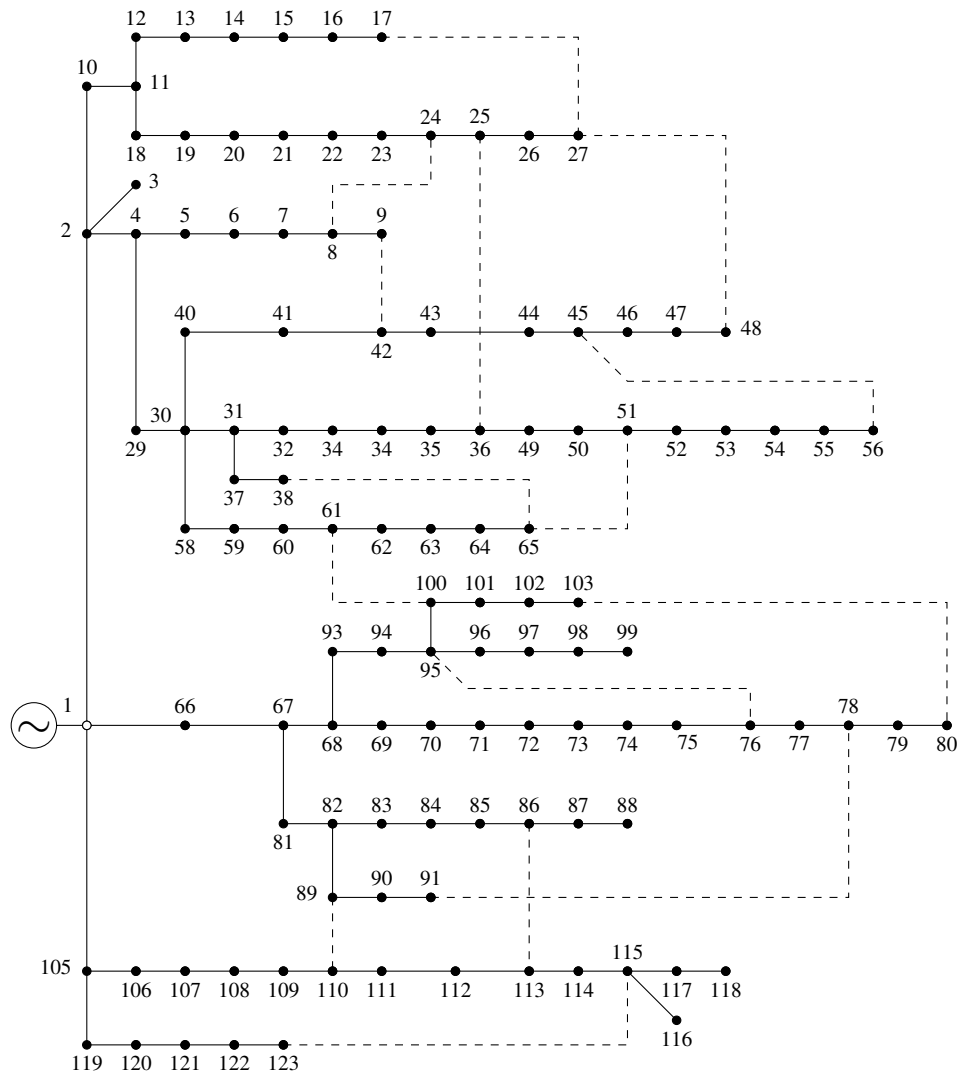
No gráfico da Figura 6.5 são apresentados os tempos necessários para avaliação dos indivíduos a cada geração. Nesta etapa, todas as soluções são avaliadas, com exceção daquelas remanescentes da geração anterior.

Figura 6.5 – Tempo de avaliação dos indivíduos por geração desenvolvida



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 6.6 – Sistema teste 119 Barras



Fonte: Adaptado de Zhang, Fu e Zhang (2007).

6.4 SISTEMA TESTE REAL DE 1087 BARRAS

A metodologia proposta é testada em um sistema real de 1087 barras localizado na cidade de Porto Alegre - RS. Os dados elétricos foram cedidos pela Companhia Estadual de Energia Elétrica - Distribuição (CEEE-D).

O circuito é composto por dois alimentadores e tem tensão nominal de 13,8 kV. O diagrama do circuito é apresentado na Figura 6.7, onde cada carga representa um transformador que interliga a rede primária à rede secundária de distribuição.

Um estudo de caso é feito considerando-se uma falta que desenergiza 75 cargas, totalizando 6,7 MVA. Para a realização dos testes no sistema teste real utilizou-se uma rotina de fluxo de potência implementado na linguagem de programação Java. A interface entre a plataforma

Figura 6.7 – Diagrama do sistema teste real de 1087 barras



Matlab com o programa de cálculo do fluxo de potência é feito através de um arquivo texto.

O microcomputador utilizado conta com processador FX 6300 com frequência de relógio de 3,5 GHz, 16 GB memória RAM DDR3 1600 MHz e sistema operacional Windows 10 64 bits. O tempo médio de cálculo do fluxo de potência é 0,547 s, enquanto o tempo para edição do arquivo foi de 0,866 s. Em um tempo total de cálculo de 4 minutos foram desenvolvidas 32 gerações, com tamanho máximo da população de 100 indivíduos. Os resultados do estudo de caso são apresentados na Tabela 6.10.

Dentre as soluções encontradas, verifica-se uma topologia não dominada em que o restabelecimento pode ser realizado por uma manobra. Neste caso, um total de 8 consumidores permanece desenergizado em virtude da ausência de um caminho elétrico alternativo.

É importante ressaltar que, eventualmente, pode não ser viável implementar o plano de restabelecimento A, por exemplo, em função de algum aspecto não previsto ao início do processo de busca. Assim, alguma das soluções da segunda fronteira de Pareto pode ser escolhido, sem que haja a necessidade da execução de uma nova busca.

6.4.1 Considerações finais

Os resultados obtidos por meio da técnica desenvolvida indicam a aplicabilidade em sistema de larga escala, com número de barras da ordem de milhares. A metodologia desenvolvida foi testada em um sistema real de 1087 barras, composto de dois alimentadores localizados na

Tabela 6.10 – Conjunto de soluções para duas faltas simultâneas no sistema teste real de 1087 barras

	FPA (kW)	CNR	NMT	NMAC	CNR (pu)	TM*
A	1	6,56	1	0	8	0.97109
B	2	6,56	3	0	8	0.97236
C	2	6,56	3	0	8	0.96827
D	2	6,56	3	0	8	0.96739
E	2	6,56	3	0	8	0.96739
F	2	6,56	3	0	8	0.96739
G	2	6,56	3	0	8	0.96646
H	2	6,56	3	0	8	0.95744
I	2	6,56	3	0	8	0.95744
J	2	6,56	3	0	8	0.95744
K	2	6,56	3	0	8	0.95446
L	2	19,18	2	0	13	0.97645
M	2	18,17	2	0	17	0.97625

*TM representa a menor tensão verificada no sistema na topologia final e não representa um objetivo

cidade de Porto Alegre (RS).

A representação por vetor característico com operador de correção mostrou-se viável para o algoritmo evolutivo desenvolvido. A codificação adotada permite a representação de soluções radiais desconexas, permitindo o corte de carga, o que se apresenta como uma vantagem em relação a outras metodologias.

Adicionalmente, uma heurística desenvolvida foi o cálculo do fluxo de potência apenas para um conjunto restrito de soluções, com base na fronteira de Pareto a que estas pertencem. Assim, o fluxo de potência, procedimento computacionalmente custoso, não é calculado para todas as soluções da população a cada geração.

7 CONCLUSÕES

7.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

O PRS é complexo e, apesar da grande quantidade de trabalhos desenvolvidos e dos avanços científicos recentes, ainda não há uma abordagem que contemple o panorama atual dos sistemas de distribuição brasileiros. De fato, os procedimentos de manobra variam de acordo com a empresa de energia, o que dificulta ainda mais a obtenção de uma metodologia completa e globalmente eficiente.

O presente trabalho faz uso de técnicas existentes na literatura, realizando modificações e adaptações para realizar uma abordagem distinta das disponíveis. Desta forma, utilizou-se a representação por meio do vetor característico, propondo a correção das soluções ineficazes do ponto de vista topológico (ocorrência de ciclos). Esta correção ocorre com base nos cromossomos dos pais, corroborando para a hereditariedade das informações do código genético.

Implementou-se um fluxo de potência do tipo varredura denominado Somatório de Correntes. Vale ressaltar que este procedimento é mais custoso computacionalmente em relação àqueles mais simplificados, como os métodos linearizados. Assim, buscou-se desenvolver mecanismos para a redução do número de execuções do cálculo de fluxo, tendo em vista o limitado tempo para a resolução do problema de restabelecimento de serviço mas priorizando, todavia, a qualidade dos resultados.

A execução de um fluxo de potência mais completo é justificada somente quando as informações advindas do sistema elétrico de distribuição são confiáveis e precisas. De outra forma, pode não ser eficiente valer-se de um cálculo sofisticado tendo por entrada dados que não refletem, com a devida coerência, o estado da rede elétrica. Assim, um fator importante é a correta estimativa das cargas da rede durante o período de operação do plano de restabelecimento. Ou seja, considerar um carregamento acima do normal pode levar a planos de restabelecimentos mais custosos do ponto de vista do número de manobras e/ou consumidores restabelecidos. Por outro lado, subestimar a carga do sistema no intervalo de interesse pode ocasionar problemas operacionais da topologia emergencial.

Vale salientar que o algoritmo de fluxo de potência é o procedimento que demanda o maior tempo computacional da metodologia proposta. Em parte, isto se deve à utilização da biblioteca de grafos do Matlab que, por ter um espectro de utilização amplo, torna-se menos eficiente no problema específico estudado. Entretanto, limitando o cálculo do fluxo de potência às primeiras fronteiras de Pareto e, ainda, utilizando a lógica do processamento paralelo, o tempo necessário para esta etapa foi reduzido de forma significativa. Ainda, espera-se do fluxo de potência um melhor desempenho quando implementado, de maneira mais eficiente, em uma linguagem de programação compilada. No presente trabalho, entretanto, o objetivo de desenvolvimento de um protótipo foi alcançado.

Além destes, a codificação por vetor característico adotada e modificada no presente trabalho mostrou-se promissora, inclusive para sistemas de distribuição com alguns centenas a milhares de barras. Os procedimentos de busca e abertura de ciclos não comprometeram o funcionamento do algoritmo, uma vez que as operações utilizando a matriz de incidência são eficientes.

7.2 SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS

A partir das ponderações realizadas nos capítulos anteriores, o autor identifica alguns pontos cabíveis de desenvolvimento em trabalhos futuros. São eles:

- Algoritmo de sequenciamento de manobras, considerando:
 - Roteamento de equipes com estimativa do tempo de deslocamento, tendo em vista dados de tráfego em tempo real;
 - Diferenciação de tipos de chaves, considerando possibilidade de manobra com carga, manobra em anel, chaves telecomandadas e outros casos específicos.
- Avaliação da curva de carga de forma a realizar uma estimativa real das condições do carregamento do sistema dentro da janela de tempo de interesse;
- Investigação das metodologias de codificação de uma árvore de grafos, avaliando eventuais ganhos das diferentes codificações existentes na literatura;
- Incorporar ajustes de proteção como restrição na busca por uma topologia de restabelecimento;
- Desenvolvimento das heurísticas construtivas, contemplando:
 - Abertura de ciclos por meio do trecho de menor capacidade de corrente, favorecendo a máxima carga restaurada;
 - Abertura do ciclos por meio do trecho de maior impedância, tendo em vista menores quedas de tensão;
 - Corte de carga considerando prioridade de consumidores.
- Teste da metodologia em sistemas de larga escala, empregando algoritmos evolutivos baseado em tabelas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, April 1989. ISSN 0885-8977.

_____. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 1, p. 725–734, Jan 1989. ISSN 0885-8977.

BERNARDON, D. P. et al. **Sistemas de distribuição no contexto das redes elétricas inteligentes: uma abordagem para reconfiguração de redes**. 1. ed. Santa Maria: AGEPOC, 2015. ISBN 978-85-65978-03-3.

BORGES, T. T. **Restabelecimento de Sistemas de Distribuição utilizando fluxo de potência ótimo**. fev. 2012. Tese (Doutorado) — UFRJ, fev. 2012. Disponível em: <<http://www.pee.ufrj.br/index.php/pt/producao-academica/teses-de-doutorado/2012/2012021401-2012021401/file>>.

CARRANO, E. G.; FONSECA, C. M.; TAKAHASHI, R. H. C.; PIMENTA, L. C. A.; NETO, O. M. A preliminary comparison of tree encoding schemes for evolutionary algorithms. In: **2007 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics**. [S.l.: s.n.], 2007. p. 1969–1974. ISSN 1062-922X.

CHAKRABORTY, S. M. . S. A solution to robot selection problems using data envelopment analysis. **International Journal of Industrial Engineering Computations**, p. 355–372, 2013.

CORTES, O.; SAAVEDRA, O. Estratégias evolutivas paralelas em otimização multimodal. **INFOCOMP**, v. 2, n. 1, p. 63–68, 2004. ISSN 1982-3363. Disponível em: <<http://infocomp.dcc.ufla.br/index.php/INFOCOMP/article/view/51>>.

DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182–197, April 2002. ISSN 1089-778X.

DELBEM, A. C. B. et al. Node-depth encoding for evolutionary algorithms applied to network design. In: DEB, K. (Ed.). **Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 678–687. ISBN 978-3-540-24854-5.

FREITAS, F. G. de; MAIA, C. L. B.; COUTINHO, D. P.; CAMPOS, G. A. L. de; SOUZA, J. T. de. Aplicação de meta-heurísticas em problemas de engenharia de software: Revisão de literatura. In: **II Congresso Tecnológico Infobrasil**. Fortaleza, CE: [s.n.], 2009. Disponível em: <https://issuu.com/fabriciogf/docs/otimizacaoemengenhariadesoftware_surveypt>.

FUKUYAMA, Y.; CHIANG, H.-D.; MIU, K. Parallel genetic algorithm for service restoration in electric power distribution systems. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 18, n. 2, p. 111 – 119, 1996. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/014206159500016X>>.

GARCIA, V. J. **Metaheurísticas multiobjetivo para o problema de restauração do serviço em redes de distribuição de energia elétrica**. 2005. Tese (Doutorado) — UNICAMP, Campinas, SP, 2005.

GARCIA, V. J.; BERNARDON, D. P.; FERREIRA, A. S. Q.; FRANÇA, P. M. On the efficiency of an alternative codification for multiobjective service restoration in electric distribution networks. In: **2009 44th International Universities Power Engineering Conference (UPEC)**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–5.

GOULART, F.; MARAVILHA, A. L.; CARRANO, E. G.; CAMPELO, F. Permutation-based optimization for the load restoration problem with improved time estimation of maneuvers. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 101, p. 339 – 355, 2018. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061517327588>>.

HOLDER, A. (Ed.). **Mathematical Programming Glossary**. <<http://glossary.computing.society.informs.org>>: INFORMS Computing Society, 2006. Originally authored by Harvey J. Greenberg, 1999-2006.

HUANG, S.; DINAHAHI, V. Fast distribution network reconfiguration with graph theory. **IET Generation, Transmission Distribution**, v. 12, n. 13, p. 3286–3295, 2018. ISSN 1751-8687.

HUNSCHE, S. et al. Service restoration in distribution systems based on multi-objective genetic algorithm considering repair and switching time. In: **2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6.

JUNGNICKEL, D. **Graphs, Networks and Algorithms**. 3. ed. New York: Springer, 2008. v. 5. (Algorithms and Computation in Mathematics, v. 5). ISBN 978-3-540-72779-8.

KERSTING, W. H. **Distribution System Modeling and Analysis**. Las Cruces, Novo México: CRC Press LCC, 2002. (Electric power engineering series). ISBN 0-8493-0812-7.

KESHAVARZ-GHORABAEE, M.; ZAVADSKAS, E.; OLFAT, L.; TURSKIS, Z. Multi-criteria inventory classification using a new method of evaluation based on distance from average solution (edas). **Informatica**, v. 26, p. 435–451, 09 2015.

KHORSHID-GHAZANI, B.; SEYEDI, H.; MOHAMMADI-IVATLOO, B.; ZARE, K.; SHARGH, S. Reconfiguration of distribution networks considering coordination of the protective devices. **IET Generation, Transmission Distribution**, v. 11, n. 1, p. 82–92, 2017. ISSN 1751-8687.

KUNKLE, D. **A Summary and Comparison of MOEA Algorithms**. 2005. Online. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/2fb8/850864d71d6b9b30a6f4729a82cba456b027.pdf>>.

LEITE, F. da R.; MELO, L. S.; BARROSO, G. C.; LEÃO, R. P. S.; SAMPAIO, R. F. Posicionamento eficiente de chaves em rede de distribuição utilizando algoritmo multiobjetivo com validação de solução por meio de verificação de restrições. In: **XIII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**. Porto Alegre, RS: [s.n.], 2017. Disponível em: <https://www.ufrgs.br/sbai17/papers/paper_425.pdf>.

MANSOUR, M. R.; SANTOS, A. C.; LONDON, J. B.; DELBEM, A. C. B.; BRETAS, N. G. Node-depth encoding and evolutionary algorithms applied to service restoration in distribution systems. In: **IEEE PES General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–8.

MARAVILHA, A. L.; GOULART, F.; CARRANO, E. G.; CAMPELO, F. Scheduling maneuvers for the restoration of electric power distribution networks: Formulation and heuristics. **Electric Power Systems Research**, v. 163, p. 301 – 309, 2018. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779618301937>>.

MARCHESAN, A. C. et al. Análise de Métodos de Fluxo de Potência por Varredura para Cálculo do Desequilíbrio de Tensão em Sistemas de Distribuição Radiais. In: **11th Seminar on Power Electronics and Control (SEPOC)**. [S.l.: s.n.], 2018.

MARQUES, L. T.; DELBEM, A. C. B.; LONDON, J. B. A. Service restoration with prioritization of customers and switches and determination of switching sequence. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 9, n. 3, p. 2359–2370, May 2018. ISSN 1949-3061.

MARQUEZ, R. A. C. **Restabelecimento de Energia em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica com Priorização de Chaves Automáticas**. 2014. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014.

MASSIGNAN, J. A. D. **Estimação de demanda em tempo real para sistemas de distribuição radiais**. jul. 2016. Dissertação (Mestrado) — USP, jul. 2016. Disponível em: <<https://teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-12092016-111442/publico/Julio.pdf>>.

MIU, K. N.; DARLING, G. Fast service restoration for large-scale distribution systems with priority customers and constraints. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 3, p. 789–795, Aug 1998. ISSN 0885-8950.

MOAZAMI, E.; KADIR, M. Z. A. A.; HIZAM, H.; IZADI, M.; MIRZAEI, M. Optimal penalty method in distribution service restoration using genetic algorithm. In: **2013 IEEE 7th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO)**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 397–401.

NAGATA, T.; SASAKI, H. An efficient algorithm for distribution network restoration. In: **2001 Power Engineering Society Summer Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37262)**. [S.l.: s.n.], 2001. v. 1, p. 54–59 vol.1.

PAULDEN, T.; SMITH, D. K. From the dandelion code to the rainbow code: a class of bijective spanning tree representations with linear complexity and bounded locality. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 10, n. 2, p. 108–123, April 2006. ISSN 1089-778X.

_____. Recent advances in the study of the dandelion code, happy code, and blob code spanning tree representations. In: **2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation**. [S.l.: s.n.], 2006. p. 2111–2118. ISSN 1089-778X.

PAULDEN, T.; SMITH, D. M. D. The rainbow code : A superior genetic algorithm representation for layered trees. In: . [S.l.: s.n.], 2004.

PICCIOTTO, S. **How to encode a tree**. 1999. Tese (Doutorado) — University of California, San Diego, 1999.

PRUFER, H. Neuer beweis eines satzes uber permutationen. **Arch. Math. Phys.**, v. 27, p. 742–744, 1918. Disponível em: <<https://ci.nii.ac.jp/naid/10028221960/en/>>.

RIVAS-DAVALOS, F.; IRVING, M. R. The edge-set encoding in evolutionary algorithms for power distribution network planning problem part i: Single-objective optimization planning. In: **Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA'06)**. [S.l.: s.n.], 2006. v. 1, p. 203–208.

ROSSETI, G. J. S. **Técnicas para Restabelecimento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. 2015. Tese (Doutorado) — UFJF, Juiz de Fora, MG, 2015.

ROTHLAUF, F.; GOLDBERG, D. E.; HEINZL, A. Network random keys—a tree representation scheme for genetic and evolutionary algorithms. **Evolutionary Computation**, v. 10, n. 1, p. 75–97, 2002. Disponível em: <<https://doi.org/10.1162/106365602317301781>>.

SINGH, S.; RAJU, G.; RAO, G.; AFSARI, M. A heuristic method for feeder reconfiguration and service restoration in distribution networks. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 31, n. 7, p. 309 – 314, 2009. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061509000362>>.

SOAK, S.-M.; CORNE, D. W.; AHN, B.-H. The edge-window-decoder representation for tree-based problems. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 10, n. 2, p. 124–144, April 2006.

THOMPSON, E.; PAULDEN, T.; SMITH, D. K. The dandelion code: A new coding of spanning trees for genetic algorithms. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 11, n. 1, p. 91–100, Feb 2007. ISSN 1089-778X.

TICONA, W. G. C. **Algoritmos evolutivos multi-objetivo para a reconstrução de árvores filogenéticas**. 2008. Tese (Doutorado) — USP, São Carlos, SP, 2008. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55134/tde-02042008-142554/pt-br.php>>.

TORRES, J.; GUARDADO, J.; RIVAS-DÁVALOS, F.; MAXIMOV, S.; MELGOZA, E. A genetic algorithm based on the edge window decoder technique to optimize power distribution systems reconfiguration. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 45, n. 1, p. 28 – 34, 2013. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014206151200525X>>.

ZHANG, D.; FU, Z.; ZHANG, L. An improved TS algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 77, p. 685–694, 04 2007.

ZIDAN, A.; EL-SAADANY, E. Incorporating customers' reliability requirements and interruption characteristics in service restoration plans for distribution systems. **Energy**, v. 87, p. 192 – 200, 2015. ISSN 0360-5442. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544215005228>>.

ZIDAN, A.; EL-SAADANY, E. F. Distribution system reconfiguration for energy loss reduction considering the variability of load and local renewable generation. **Energy**, v. 59, p. 698 – 707, 2013. ISSN 0360-5442. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544213005604>>.

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; BLEULER, S. A tutorial on evolutionary multiobjective optimization. In: GANDIBLEUX, X.; SEVAUX, M.; SÖRENSEN, K.; T'KINDT, V. (Ed.). **Metaheuristics for Multiobjective Optimisation**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004. p. 3–37. ISBN 978-3-642-17144-4.