

**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE
GOIÁS
CÂMPUS ITUMBIARA
CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

JOÃO PEDRO ROCHA SILVA LEMES

**ALOCÇÃO OTIMIZADA DE DISPOSITIVOS DE CONTROLE E
PROTEÇÃO ATRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS
MULTIOBJETIVOS**

**ITUMBIARA-GO
2021**



INSTITUTO FEDERAL
Goiás

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
SISTEMA INTEGRADO DE BIBLIOTECAS

**TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAÇÃO
NO REPOSITÓRIO DIGITAL DO IFG - ReDi IFG**

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610/98, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, a disponibilizar gratuitamente o documento no Repositório Digital (ReDi IFG), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, em formato digital para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IFG.

Identificação da Produção Técnico-Científica

- | | |
|--|---|
| ☐ Tese | ☐ Artigo Científico |
| ☐ Dissertação | ☐ Capítulo de Livro |
| ☐ Monografia – Especialização | ☐ Livro |
| ☒ TCC - Graduação | ☐ Trabalho Apresentado em Evento |
| ☐ Produto Técnico e Educacional - Tipo: _____ | |

Nome Completo do Autor: João Pedro Rocha Silva Lemes

Matrícula: 20151040070140

Título do Trabalho: Alocação Otimizada de Dispositivos de Controle e Proteção Através de Algoritmos Genéticos Multiobjetivos

Autorização - Marque uma das opções

1. ☒ Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso aberto);
2. ☐ Autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG somente após a data ____/____/____ (Embargo);
3. ☐ Não autorizo disponibilizar meu trabalho no Repositório Digital do IFG (acesso restrito).

Ao indicar a opção **2 ou 3**, marque a justificativa:

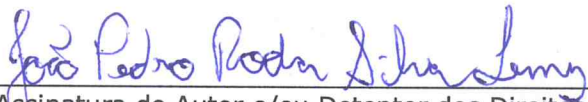
- ☐ O documento está sujeito a registro de patente.
☐ O documento pode vir a ser publicado como livro, capítulo de livro ou artigo.
☐ Outra justificativa: _____

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O/A referido/a autor/a declara que:

- i. o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- ii. obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autor/a, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- iii. cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás.

Itumbiara-GO, 21 / 10 / 21.
Local Data


Assinatura do Autor e/ou Detentor dos Direitos Autorais

JOÃO PEDRO ROCHA SILVA LEMES

**ALOCAÇÃO OTIMIZADA DE DISPOSITIVOS DE CONTROLE E
PROTEÇÃO ATRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS
MULTIOBJETIVOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Banca examinadora do Curso de Bacharelado em Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, Câmpus Itumbiara, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador(a): Prof. Dr. Luís Gustavo Wesz da Silva

ITUMBIARA-GO

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

L552a	Lemes, João Pedro Rocha Silva Alocação otimizada de dispositivos de controle e proteção através de algoritmos genéticos multiobjetivos. / João Pedro Rocha Silva Lemes. -- Itumbiara, 2021. 99 p. : il. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás, Câmpus Itumbiara, 2021. Orientador: Prof. Dr. Luís Gustavo Wesz da Silva 1. Engenharia elétrica. 2. Sistemas de energia elétrica -Proteção. 3. Algoritmo genético. I. Título. II. Silva, Luís Gustavo Wesz. III. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás. CDD 629.83
-------	---

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás
Biblioteca Maria Gabriela Pacheco Pardey / Câmpus Itumbiara
Bibliotecária: Rosiane Gonçalves de Lima CRB1/1684



INSTITUTO FEDERAL
Goiás

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE GOIÁS
CÂMPUS ITUMBIARA

Termo de Aprovação

JOÃO PEDRO ROCHA SILVA LEMES

ALOCUÇÃO OTIMIZADA DE DISPOSITIVOS DE CONTROLE E PROTEÇÃO ATRAVÉS DE ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do Curso de Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás – Câmpus Itumbiara, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado, em 24 de setembro de 2021, pela banca examinadora constituída pelos seguintes membros:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Luis Gustavo Wesz da Silva - Orientador
Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara

Prof. Dr. Hugo Xavier Rocha - Membro
Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara

Prof. Dr. Marcelo Escobar de Oliveira - Membro
Instituto Federal de Goiás, Câmpus Itumbiara

Documento assinado eletronicamente por:

- **Luis Gustavo Wesz da Silva, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO**, em 27/09/2021 13:44:54.
- **Marcelo Escobar de Oliveira, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO**, em 29/09/2021 12:38:54.
- **Hugo Xavier Rocha, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO**, em 29/09/2021 14:43:57.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 24/09/2021. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifg.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 202803

Código de Autenticação: fab32dfa5b



Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás

Avenida Furnas, nº 55, Bairro Village Imperial, ITUMBIARA / GO, CEP 75524-010

(64) 2103-5612 (ramal: 5612)

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais que me deram a oportunidade de estar aqui, foram compreensivos, pacientes e me ensinaram a aprender.

Aos meus familiares, principalmente meus avós, que me são de tanta valia por seus exemplos, conselhos e risadas. Aos meus irmãos por me ouvirem e por me deixarem ouvir. E a todos, do meu sangue ou do meu afeto, por me darem um lugar pra voltar.

Aos meus amigos que nunca me deixam parar e me ajudam a enxergar o que ainda não vejo. Aos colegas de escola, colégio e faculdade, por me serem eternos companheiros e rivais que, mesmo distantes, sempre estão à distância de um abraço.

A todos os meus professores que me mostraram o caminho e que às vezes me arrastaram por ele. Aos professores do Instituto Federal de Goiás Câmpus Itumbiara, que me auxiliaram na travessia dos percursos íngremes do curso de engenharia. Neste trabalho em especial, agradeço aos professores doutores Marcelo Escobar de Oliveira, Rui Vagner da Silva (in memorian), Thales Lima Oliveira e Hugo Xavier Rocha cujo conhecimento compartilhado em sala de aula me foi fundamental durante o desenvolvimento desse projeto.

Ao meu orientador Luís Gustavo Wesz da Silva, que me auxiliou e aconselhou durante a realização deste trabalho com seu conhecimento, caráter e bom humor. Sem sua contribuição esse projeto não poderia existir.

E agradeço a Deus, que traçou meu caminho na terra, no sangue e no tempo.

“Prefiro ter questões que não podem ser respondidas do que respostas que não podem ser questionadas.”

Richard Feynman

RESUMO

A crescente demanda no consumo de eletricidade mundial estabelece o fornecimento e a manutenção desse recurso como necessidades básicas. Entretanto, a própria natureza dessa energia torna sua conversão e condução susceptíveis a defeitos impossíveis de serem evitados por completo através das tecnologias atuais. A alternativa é desenvolver técnicas que consigam mitigar os danos provenientes dessas falhas, a partir do posicionamento estratégico de dispositivos de controle e proteção ao longo dos condutores do sistema. Essa alocação dos dispositivos pode se tornar difícil devido às diversas variáveis envolvidas no problema, o que sugere a necessidade de uma alternativa que compute o grande número de dados e auxilie nesse processo. Neste trabalho é apresentada uma solução desenvolvida utilizando a técnica de busca dos algoritmos genéticos multiobjetivos, em especial o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*, NSGA-II, que usa dois objetivos para avaliar as alocações possíveis: o investimento inicial e a previsão de retorno econômico com base nos conceitos de energia não suprida. Os resultados obtidos revelam informações sobre a natureza do problema abordado e da ferramenta utilizada, utilizando um alimentador real como base para as simulações, dando viés prático à rotina. A partir da análise das respostas entregues, é possível discutir sobre a importância de cada tipo de dispositivo de controle e proteção em sua atuação, tanto sobre o ponto de vista técnico quanto econômico. A contribuição dessas conclusões permite refinar o entendimento sobre a área estudada e abre caminho para futuros estudos e ferramentas.

Palavras-chave: Sistemas Elétricos de Potência, Sistemas Distribuição de Energia Elétrica, Proteção de Sistemas Elétricos, Algoritmos Genéticos, Algoritmo Genético de Classificação por Não Dominância II.

ABSTRACT

The rising demand on worldwide electricity consumption establishes the supply and maintenance of this resource as basic needs. However, the own nature of this energy makes its conversion and conduction susceptible to defects that are impossible to completely avoid using current time technologies. The alternative is to develop techniques that succeed in mitigating the damage from such failures, starting from the strategic positioning of control and protection devices along the conductors of the system. This allocation of the devices can become hard due to the multiple variables involved in the problem, which suggests the necessity of an alternative that computes the high number of data and helps in this process. In this work it's presented a solution developed using the multiobjective genetic algorithm search technique, especially the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA-II, that uses two objectives to evaluate the possible allocations: the initial investment and the prediction of economic return based on the concepts of non-supplied energy. The obtained results reveals information about the nature of the approached problem and the tool utilized, utilizing a real feeder as base to the simulations, giving a practical bias to the routine. From the analyses of the answers given, it's possible to discuss about the importance of each device of control and protection in its acting, from both technical and economic points of view. The contribution from these conclusions allows refining the understanding about the studied area and opens the path to futures studies and tools.

Key-words: Electric Power Systems, Electric Distribution Systems, Power System Protection, Genetic Algorithms, Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1: Esquema de Atuação do Religador Usando uma Curva Rápida.....	19
Figura 2.2: Esquema de Atuação do Religador Usando uma Curva Lenta.....	19
Figura 2.3: Curvas Características de Fusão em Tempo x Corrente para Elos Fusíveis Tipo “H”	22
Figura 2.4: Exemplo de Atuação nas Zonas de Proteção de Primeira Linha	25
Figura 2.5: Exemplo de Atuação nas Zonas de Proteção de Retaguarda.....	25
Figura 3.1 Fluxograma de um Algoritmo Genético.....	32
Figura 3.2: Representação de um Cromossomo para o Problema da Divisão de Dez Objetos.....	34
Figura 3.3: Exemplo de Duas Respostas ao Exemplo da Divisão de Dez Objetos	36
Figura 3.4: Exemplo do Conceito de Ótimo Locais e Globais em Problemas de Maximização ..	38
Figura 3.5: Escolha do Ponto de Corte do <i>Crossover</i>	41
Figura 3.6: Filhos Gerados pelo Operador <i>Crossover</i> nos Candidatos da Figura 3.5	41
Figura 3.7: Aplicação da Mutação em um Cromossomo	43
Figura 3.8: Dois Exemplos de Taxas de Seleção dos Operadores Genéticos	44
Figura 3.9: Exemplo de Distribuição de Avaliações com Dois Objetivos de Maximização.	49
Figura 3.10: Destaque da Segunda Fronteira da Figura 3.9 como Exposto na Tabela 3.5	52
Figura 4.1: Fluxograma do Algoritmo Desenvolvido.....	55
Figura 4.2: Configuração Inicial do Sistema Exemplo à Jusante da Falta.....	65
Figura 4.3: Primeiras Conexões no Remanejamento de Cargas Sob Contingência	65
Figura 4.4: Segunda Conexão no Remanejamento de Cargas Sob Contingência	66
Figura 4.5: Exemplo de Sistema de Distribuição	70
Figura 4.6: Valores Mínimos e Máximos da Avaliação de Custo Fixo ao Longo das Gerações..	74
Figura 4.7: Valores Mínimos e Máximos da Avaliação de Custo Fixo nas Gerações	74
Figura 4.8: Desvio Padrão dos Custos Fixo e de Interrupção nas Gerações.....	75
Figura 4.9: Distribuição das Avaliações do Custo Fixo nas Gerações	76
Figura 4.10: Distribuição das Avaliações do Custo de Interrupção nas Gerações	77
Figura 5.1: Ilustração da Alocação de Chaves de Manobras e Dispositivos de Proteção do Cromossomo 61 da Tabela 5.5	86
Figura 5.2: Gráfico da Relação entre Custo Fixo e Custo de Interrupção das Respostas	88
Figura 5.3: Gráfico da Relação entre os Custos Individuais e Total das Respostas.....	90
Figura 5.4: Alocação de Religadores na Resposta 61.....	92
Figura 5.5: Alocação de Elos Fusíveis na Resposta 61.....	94

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1: Peso de Cada Grupo do Exemplo na Figura 3.3.....	36
Tabela 3.2: Avaliação das Respostas Apresentadas na Figura 3.3	36
Tabela 3.3: Exemplo de Relação de Avaliações.....	39
Tabela 3.4: Exemplo de Resultados de Torneios de Maximização com 3 e 2 Competidores	40
Tabela 3.5: Exemplo do Processo de Divisão de Fronteiras da Figura 3.9.....	50
Tabela 3.6: Valores de <i>Crowding Distance</i> das Soluções da Figura 3.10	52
Tabela 4.1: Parâmetros do Algoritmo Genético Multiobjetivo Desenvolvido.....	73
Tabela 5.1: Potência Reserva dos Alimentadores do Sistema Teste	80
Tabela 5.2: Custos de Energia Não Suprida Adotados	81
Tabela 5.3: Custos Fixos dos Dispositivos de Controle e Proteção Adotados.....	81
Tabela 5.4: Avaliações das Sugestões de Alocação Ordenadas pelo Custo Total	84
Tabela 5.5: Localização dos Dispositivos nas Soluções em Destaque	85
Tabela 5.6: Projeção da Redução do Custo de Interrupção para Diferentes Períodos de Análise	91

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	PROTEÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO	13
2.1	Introdução	13
2.2	Limites de Operação.....	14
2.3	Dispositivos de Controle e Proteção	16
2.3.1	Religador	17
2.3.2	Elo Fusível.....	20
2.3.3	Chave Seccionadora.....	23
2.4	Coordenação e Seletividade	24
3	ALGORITMO GENÉTICO MULTIOBJETIVO	29
3.1	Introdução	29
3.2	Terminologia	30
3.3	Fluxo de um Algoritmo Genético	31
3.4	Representação Cromossomial e a Primeira Geração.....	33
3.5	Método de Avaliação.....	35
3.6	Seleção de Pais e Método do Torneio	37
3.7	Operadores Genéticos.....	40
3.8	Controle Populacional e a Última Geração	44
3.9	Algoritmo Multiobjetivo.....	46
3.10	NSGA-II	47
3.11	Penalidades	53
4	DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO	54
4.1	Introdução	54
4.2	Informações da Rede de Distribuição	56
4.3	Codificação e Restrição	57
4.4	Função Objetivo	59
4.4.1	Custo Fixo	59
4.4.2	Custo de Interrupção.....	60
4.4.2.1	Custo de Interrupção Permanente.....	62

4.4.2.2	Custo de Interrupção Temporária	67
4.5	Sub-rotina de Fluxo de Potência	69
4.6	Definição dos Parâmetros	72
4.7	Análise da Convergência das Avaliações	73
5	RESULTADOS	78
5.1	Introdução	78
5.2	Qualidade das Respostas	78
5.3	Testes Realizados com o Alimentador Real 134 Barras	80
5.3.1	Dados da Representação do Alimentador 134 Barras	80
5.3.2	Respostas do Algoritmo Genético Multiobjetivo (NSGA-II)	82
5.4	Análise das Soluções	87
5.4.1	Relação Entre os Objetivos do Algoritmo Genético.....	87
5.4.2	Posicionamento dos Dispositivos no Alimentador	92
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	96
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	98
8	APÊNDICE - DADOS DO ALIMENTADOR 134 BARRAS	100

1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de distribuição de energia elétrica têm como função distribuir a energia que recebem das linhas de transmissão aos consumidores de baixa e média tensão. Para isso são estabelecidos caminhos físicos de condução que cruzam amplas extensões territoriais, buscando fornecer energia até o mais longínquo consumidor. Esses canais, e os dispositivos a eles conectados, estão sujeitos a defeitos inerentes à função que ocupam, oferecendo riscos aos demais equipamentos da rede e à integridade física das pessoas próximas. A fim de reduzir os impactos desses defeitos e resguardar o fornecimento de energia elétrica aos consumidores, são aplicados conjuntos de dispositivos denominados sistemas de controle e proteção que atuam a partir de dois objetivos: interromper a condução de grandezas elétricas fora dos níveis de segurança admitidos e reduzir ao máximo o número de consumidores afetados por essa interrupção (CAMINHA, 1977).

Existem diversos tipos de dispositivos de controle e proteção caracterizados por diferentes modos de funcionamento que se diferem quanto ao nível de proteção que ofertam e ao preço de sua aquisição, o que torna sua aplicação um problema de custo-benefício. Portanto, a configuração da alocação desses dispositivos nos sistemas de potência é diretamente relacionada à eficiência não só técnica como econômica da proteção, uma vez que determina o equilíbrio entre investimento inicial e a mitigação dos impactos das faltas de energia decorrentes da atuação do sistema de proteção (DA SILVA, 2005).

A fim de auxiliar na análise desse equilíbrio, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma ferramenta computacional capaz de sugerir configurações de alocação de dispositivos de controle e proteção ao longo de um alimentador. A ferramenta foi desenvolvida com base no método utilizado da rotina de busca tabu que faz parte do texto em da Silva (2005). Entretanto, o algoritmo arquitetado nesse trabalho utiliza o método de busca dos algoritmos genéticos multiobjetivos para que seja possível utilizar duas medidas distintas para avaliar o desempenho das respostas: o investimento inicial de aplicação dos dispositivos e a mitigação dos impactos provenientes das faltas, as interrupções no fornecimento de energia elétrica. Como foco técnico, são utilizados os conceitos que constituem o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*, ou NSGA-II, pois possuem mecanismos que guiam a convergência da busca até soluções de boa

qualidade em relação a ambos os objetivos, além de impedir que a mesma fique presa em ótimos locais a partir das suas ferramentas de incentivo à diversidade dos traços das respostas.

As metas citadas são relacionadas a dois princípios que buscam melhorar o rendimento econômico do sistema: reduzir o custo de investimento inicial, composto pelo preço de aquisição e instalação do equipamento, e diminuir a projeção de impactos decorrentes de faltas permanentes e temporárias que invariavelmente atormentam o processo de suprimento de energia elétrica. O segundo fator demanda um estudo aprofundado das reações que cada dispositivo apresenta sob o efeito de contingências. Fatores como a possibilidade de remanejamento de carga a alimentadores vizinhos e a isolação da propagação utilizando chaves seccionadoras são pontos levados em conta durante a análise das soluções, pois podem reduzir o tempo de energia não suprida.

Portanto, neste documento são registrados os estudos realizados sobre os sistemas de proteção das redes de distribuição e o uso dos algoritmos genéticos multiobjetivos no desenvolvimento da ferramenta de alocação otimizada de dispositivos de controle e proteção. O trabalho é então concluído com a análise das soluções obtidas aplicando a ferramenta desenvolvida em um sistema de distribuição real, onde é possível avaliar o desempenho do algoritmo na função que foi desenvolvido para exercer.

2 PROTEÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO

Neste capítulo é discutida a filosofia adotada pela proteção dos sistemas de distribuição de energia elétrica e seu papel na mitigação das consequências das interrupções que provocam em sua atuação. São abordados também alguns limites técnicos envolvidos na operação dos componentes do sistema de distribuição. Além disso, são apresentados os principais dispositivos utilizados nesses sistemas, descrevendo brevemente seu funcionamento e os princípios de coordenação e seletividade da proteção ofertada pelo conjunto dos equipamentos.

2.1 Introdução

Sistema elétrico de potência é a denominação de todo o conjunto de geração, transmissão e distribuição de eletricidade, descrevendo o processo de conversão da energia, seu transporte e eventual distribuição ao consumo (BICHELS, 2018). Para realizar esse processo, o sistema conta com meios físicos de condução de energia que estão sujeitos a danos provenientes da interação com outros objetos e fenômenos naturais comuns ao meio em que se encontram. Em decorrência desses eventos, o suprimento de eletricidade pode ser interrompido e os equipamentos conectados ao sistema podem ser avariados, além do possível risco de afetar a integridade física das pessoas próximas aos componentes da rede.

Dentre as falhas que podem acometer os dispositivos estão algumas intrínsecas ao material ou técnica utilizada para desenvolvê-los, de forma que se torna impossível ou pelo menos inviável economicamente eliminar de todo a possibilidade de erro (CAMINHA, 1977). Assim, é mais proveitoso desenvolver métodos capazes de mitigar os danos provenientes das faltas e reduzir ao máximo seu impacto e propagação, o que se faz a partir da implementação dos sistemas de proteção.

Os distúrbios mais comuns são aqueles que envolvem um curto-circuito entre os condutores das fases ou com algum objeto próximo, resultando em níveis elevados de corrente e em alterações nos valores de tensão ao longo da rede. Tais fenômenos podem acarretar em danos aos dispositivos e à integridade física das pessoas dentro de sua área de influência. Outros razões para as faltas que podem ocorrer no sistema elétrico são a sobrecarga e as sub e sobre tensões. Enquanto a sobrecarga é resultado de um subdimensionamento da rede ou do suprimento de um

consumo além daquele previsto inicialmente, as variações dos níveis de tensão podem acontecer devido a descargas elétricas, manobras envolvendo os elementos da rede e reflexos do já mencionado curto-circuito.

Assim, a função de um sistema de proteção é, primeiramente, ser capaz de se sensibilizar quanto à presença de uma falta e isolar seu ponto de origem o mais brevemente possível. Em segundo plano, é atraente a formulação de estratégias que possam reduzir ao máximo os efeitos da interrupção no fornecimento de energia, visto a demanda sempre crescente por energia elétrica nos mais diversos setores da sociedade. O quão bem o sistema de proteção consegue reduzir esses efeitos qualifica sua seletividade, descrita por Mamede Filho e Mamede (2013) como "a característica que um sistema de proteção deve ter para que, ao ser submetido a correntes anormais, faça atuar os dispositivos de proteção de maneira a desenergizar somente a parte do circuito afetado."

Visando atender às distintas configurações e tipos de faltas que podem acometer os sistemas elétricos de potência, o mercado conta com diversos equipamentos de controle e proteção que se divergem quanto ao modo de funcionamento e aos limites de operação dos materiais que os constituem, possuindo também diferentes custos de aquisição e instalação. Projetar a proteção de um sistema elétrico de potência envolve então balancear a sensibilidade dos dispositivos, o custo de sua implementação na rede elétrica e a seletividade ofertada pela configuração.

2.2 Limites de Operação

O sistema de proteção tem como objetivo principal interromper a condução quando se sensibilizam a grandezas elétricas que transgridam os limites de operação estabelecidos. A Agência Nacional de Energia Elétrica, ANEEL, regula a ação das concessionárias de distribuição de energia, estipulando que o nível de tensão elétrica entregue aos consumidores atendidos em tensão nominal de operação superior a 1 kV deve estar entre 95% e 105% do valor nominal contratado (ANEEL, 2021). Esses limites são propostos para poupar os dispositivos de operar com tensões e correntes elétricas fora das faixas do que podem suportar sem comprometer seu funcionamento e a integridade física dos seus componentes.

A corrente elétrica produz, por efeito Joule, aumento na temperatura do material que a conduz, sendo esse aumento proporcional ao quadrado da intensidade da corrente elétrica (VAZ

GUEDES, 2000). O calor produzido pode prejudicar tanto o material condutor quanto seu isolante elétrico, que pode derreter e permitir a ocorrência de curtos-circuitos. Para prevenir esse fenômeno, é necessário conhecer o limite de corrente máximo que o condutor suporta e utilizá-lo para configurar o nível que sensibiliza os dispositivos que a protegem.

Por outro lado, a disponibilização de baixos níveis de tensão e corrente pode causar problemas no funcionamento dos dispositivos como motores elétricos e equipamentos eletrônicos. Uma das principais causas da subtensão nos sistemas de distribuição é a queda de tensão ao longo dos condutores devido à sua impedância elétrica. Pela lei de Ohm, quanto maior a corrente, maior a diferença de potencial entre as duas extremidades que essa corrente percorre (HALLIDAY e RESNICK, 2009). Como a corrente aumenta de acordo com a potência elétrica atendida, a queda de tensão é proporcional à carga suprida. Além disso, quanto maior a impedância percorrida pela corrente, maior é a queda de tensão, o que dificulta a manutenção dos níveis de tensão nos pontos mais afastados dos transformadores, uma vez que a resistência aumenta de acordo com o comprimento de um condutor uniforme. É especialmente importante se atentar aos limites mínimos de tensão quando se busca alterar o fluxo de potência na inserção de novas unidades consumidoras ou no remanejamento das antigas para alimentadores vizinhos, o que pode ocorrer quando o sistema está sob o efeito de contingências.

Existem restrições quanto à capacidade dos transformadores das linhas e da subestação da rede de distribuição que também devem ser levadas em consideração ao manipular a carga alimentada. Caso sejam superados os níveis máximos de potência transferida, a temperatura dos enrolamentos e do núcleo pode chegar a valores não suportados, queimando o isolamento e propiciando caminhos para curtos-circuitos (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

Os sistemas aéreos de distribuição geralmente operam com a filosofia radial com recursos de emergência, o que implica em manter o mesmo caminho do fluxo de potência uma vez que a rede esteja operando. Essa filosofia reduz o esforço que o sistema de proteção deve fazer para manter sua seletividade, uma vez que se conhece de antemão qual das extremidades da linha, denominadas barras ou nós onde os consumidores se conectam à rede, deve ser desconectada do sistema para isolar a origem da falta. Como o dispositivo sempre é instalado na barra à montante da linha, o que nesse caso é sempre o ponto em que a potência é injetada nessa linha, ele só será sensibilizado quando a origem do curto estiver à sua jusante. Logo, não é necessário que a lógica de proteção conheça o sentido da corrente de curto, o que reduz os custos da sua mitigação

quando comparadas com as estratégias aplicadas nos sistemas de transmissão (KINDERMANN, 2005).

A geração distribuída é caracterizada pela conversão de energia elétrica através de múltiplas fontes que podem ser posicionadas juntamente aos consumidores, como as unidades conversoras de energia solar, e que alteram o perfil de geração concentrada que se define pelos distintos centros de geração e consumo. A presença da geração distribuída nos sistemas de distribuição invalida, portanto, a vantagem do uso do modelo de proteção que leva em conta a radialidade do sistema, justamente por alterar os caminhos do fluxo de potência. A ANEEL exige dessas instalações a presença de proteção anti-ilhamento, cuja função é impedir que o gerador conectado junto à carga mantenha a linha de distribuição energizada quando a alimentação principal for cessada pela atuação de algum dispositivo à montante (ANEEL, 2017). Apesar dessa medida, as unidades geradoras podem alterar os níveis de curto circuito usados para dimensionar o sistema de proteção e acarretar em atuações indevidas, além de prejudicar a atuação dos dispositivos com função de religamento automático (JUNIOR, 2017). Esses impactos, entretanto, fogem do escopo desse trabalho e demandam um estudo mais aprofundado para que possam ser integrados ao algoritmo desenvolvido.

2.3 Dispositivos de Controle e Proteção

A proteção dos sistemas elétricos de potência é feita a partir da capacidade de interromper a condução de energia que seus dispositivos possuem, agindo para resguardar os componentes desses sistemas de operarem com grandezas elétricas que não suportam. A forma como detectam irregularidades e sua subsequente atuação são características que diferem um dispositivo do outro, e tal variedade oportuniza a criação de estratégias de proteção personalizadas às demandas de cada rede elétrica.

Em sistemas elétricos com predominância de geração concentrada, as linhas de transmissão ligam unidades geradoras aos grandes centros consumidores. Devido ao grande fluxo de potência com que esses sistemas operam, uma única linha acometida por um defeito pode afetar todos os consumidores de uma cidade ou estado, representando grandes prejuízos econômicos. Portanto, é de suma importância que as estratégias de proteção utilizadas possuam alta confiabilidade e seletividade, justificando a ampla gama de tipos e classes de dispositivos aplicados nas linhas de transmissão.

Já os sistemas de distribuição utilizam equipamentos menos custosos, devido ao seu nível de tensão reduzido e às consequências das faltas sendo bastante inferiores em comparação com aquelas que acometem o nível de transmissão, o que possibilita o uso de elos fusíveis, equipamentos com baixa exatidão e de baixo custo, em suas redes. Outro dispositivo utilizado nesse nível é o religador, que se mostra eficiente ao reduzir os prejuízos provenientes de faltas temporárias, aquelas cujo fenômeno originador se extingue sem intervenção humana, comuns nas linhas aéreas urbanas e, principalmente, rurais que possuem vegetação próxima às linhas e que podem alterar as propriedades do sistema ao entrar em contato com os condutores devido à ação do vento. Por fim, a chave seccionadora é utilizada para fornecer aos operadores da rede elétrica meios de reconfigurar a distribuição de energia quando o sistema estiver operando com alguma contingência, diminuindo seus impactos aos consumidores. Esses três tipos de dispositivos tem suas características expandida nas próximas páginas dessa seção.

A aplicação estratégica desses dispositivos é o que torna possível mitigar os danos provenientes das faltas de forma eficiente, reduzindo o tempo de energia não suprida ao maior número de consumidores com o menor investimento inicial possível.

2.3.1 Religador

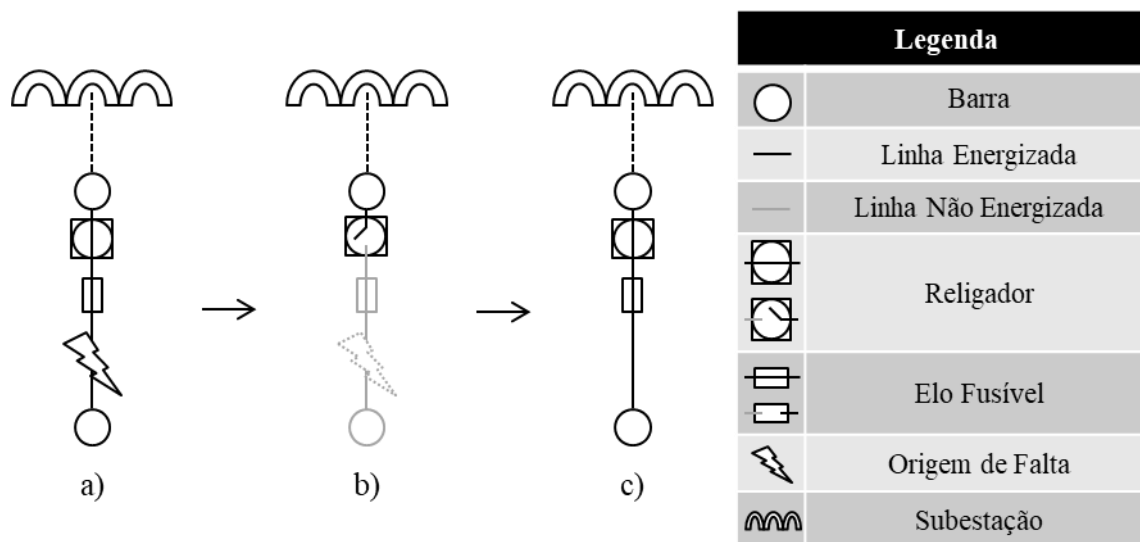
Religadores são dispositivos voltados para a redução do tempo em que os consumidores ficam sem energia devido à ocorrência de faltas temporárias na rede. Esse tipo de falta, muito comum em linhas aéreas, é caracterizado por ter sua origem a partir de fenômenos de natureza passageira: o vento que balança os condutores fazendo com que se encostem, galhos de árvores que tocam nos fios ou do abastecimento de uma potência superior àquela a que o trecho foi dimensionado para operar (SILVA, 2019). Nesses casos, o caminho de curto-circuito se extingue após alguns instantes, sendo prudente apenas interromper a condução durante esse período para evitar danos aos equipamentos, o que é feito com o uso dos religadores. O religador reduz o tempo da carência na grande maioria dos casos, permitindo que o funcionamento nominal seja reestabelecido rapidamente (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

A função primária do religador é interromper a alimentação do curto, esperar um determinado período de tempo e então ativar a alimentação novamente. Caso o religador permaneça sensibilizado por altas correntes após essa manobra, sua reação dependerá da forma como seu ciclo de religamento foi configurado. Existem curvas de religamento rápido e lento,

que se diferem quanto ao seu tempo de reação às correntes que transgridam os limites impostos. As curvas rápidas seguem o intuito de interromper a condução antes que outro dispositivo o faça, evitando que os consumidores tenham de esperar que a equipe de manutenção se mobilize para restabelecer o suprimento de energia quando o defeito tinha como origem um fenômeno passageiro. Já as curvas lentas geralmente são utilizadas após as rápidas, pois é quando se julga que a sobrecorrente provavelmente seja causada por um efeito de longa duração. Nesse caso, o religador aguarda a atuação de um dispositivo próximo à origem da falta a fim manter a seletividade da proteção. Se nenhum dispositivo interromper o curto-circuito após o tempo pré-determinado, o religador cessa a condução, resguardando os componentes do sistema de potência. Esse equipamento pode ser configurado para apresentar várias curvas rápidas e lentas com o objetivo de poder se adequar ao perfil de qualquer sistema. Usando duas ou mais curvas rápidas, o religador aumenta o período de espera em que aguarda o possível fenômeno passageiro cessar e o curto-circuito ser extinguido, o que é vantajoso em pontos com altas incidências de faltas temporárias. Essa estratégia não é recomendada em centros comerciais e industriais, onde as faltas temporárias são menos expressivas e a repetição de múltiplos ciclos de religamento pode trazer mais prejuízos do que benefícios (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

Na Figura 2.1 é ilustrada a sequência de atuações realizadas quando o religador opera utilizando sua curva rápida. Em a), o defeito surge e, após alguns instantes, a corrente elevada proveniente desse defeito sensibiliza o religador, que interrompe a condução no trecho, como exposto em b). Enquanto o dispositivo permanece atuado, a origem de falta se extingue, o que possibilita o reestabelecimento do suprimento de energia, registrado em c). Nesse caso, o curto-circuito que teve origem em um fenômeno de natureza passageira é extinguido e os consumidores permanecem sem eletricidade apenas por alguns instantes.

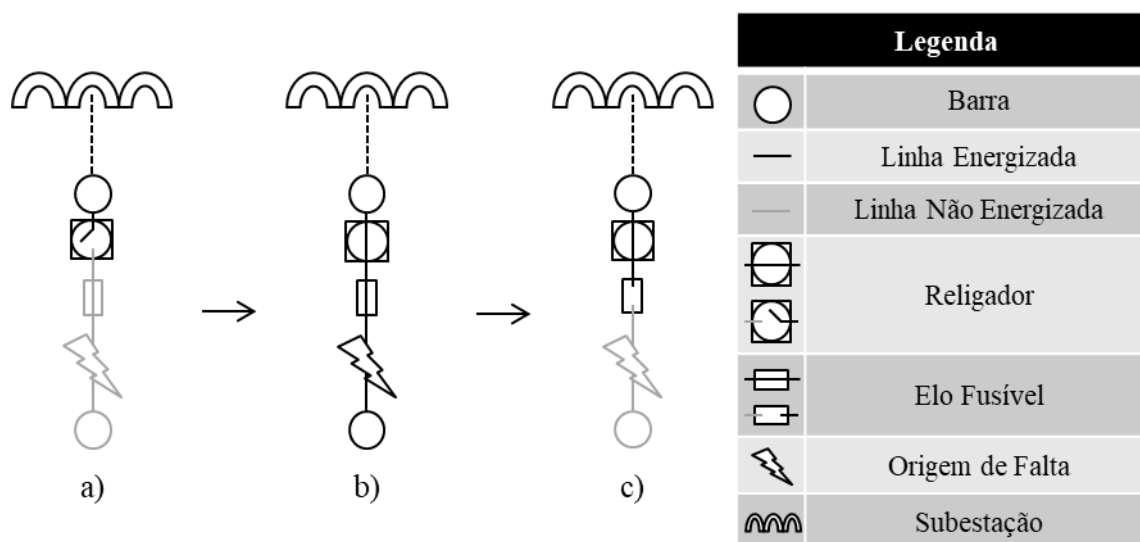
Figura 2.1: Esquema de Atuação do Religador Usando uma Curva Rápida



Fonte: Autoria Própria (2021)

Já na Figura 2.2 é exposto o que ocorre quando a curva lenta é utilizada na atuação do religador, geralmente após o término do ciclo de atuação das curvas rápidas. A origem da anomalia de corrente, que não foi extinta pela ação anterior do religador, permanece ativa em a), permitindo que a corrente de alta intensidade percorra a linha em b). O religador, entretanto, se recusa a agir, aguardando que outro dispositivo mais seletivo atue, o que ocorre em c). Dessa forma, os consumidores à jusante desse elo fusível permanecem sem suprimento de energia até que a equipe de manutenção reestabeleça o sistema à normalidade.

Figura 2.2: Esquema de Atuação do Religador Usando uma Curva Lenta



Fonte: Autoria Própria (2021)

A presença dos religadores é especialmente apreciada em redes aéreas, geralmente sujeitas ao contato com galhos de árvores e outros objetos que podem criar percursos para a fuga da corrente. Nas linhas rurais, caracterizadas pelas longas distâncias percorridas entre vegetação alta, é vantajoso que as faltas temporárias sejam resolvidas sem a intervenção da equipe de manutenção, que seria acionada para procurar, em todo o extenso percurso dessas linhas, uma origem de curto que talvez nem exista mais(MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

Devido a suas sequências de atuação após sua sensibilização, o religador pode ser recebido com receio por apresentar risco às pessoas próximas à origem da falta no caso de quedas de cabos ao solo. Esse risco se apresenta quando, uma vez que a condução de eletricidade tenha sido interrompida, algum pedestre se sente seguro para se aproximar do local em que o cabo caiu, seja por ignorar a presença de um religador ou por não perceber o condutor ao solo, o que pode fazer com que ele seja atingido pela corrente reestabelecida por um dos ciclos de religamento(MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

Por outro lado, a habilidade de extinguir faltas temporárias , que compõem cerca de 86% de todas as faltas que acometem as redes de distribuição (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013), torna toda a rede mais confiável e melhora os índices de continuidade de abastecimento. Em uma sociedade adaptada ao consumo de eletricidade, mesmo alguns minutos sem o suprimento desse recurso podem desestabilizar sistemas de indústrias, hospitais e comércios, interrompendo o funcionamento de elevadores, refrigeradores, equipamentos hospitalares e afins.

2.3.2 Elo Fusível

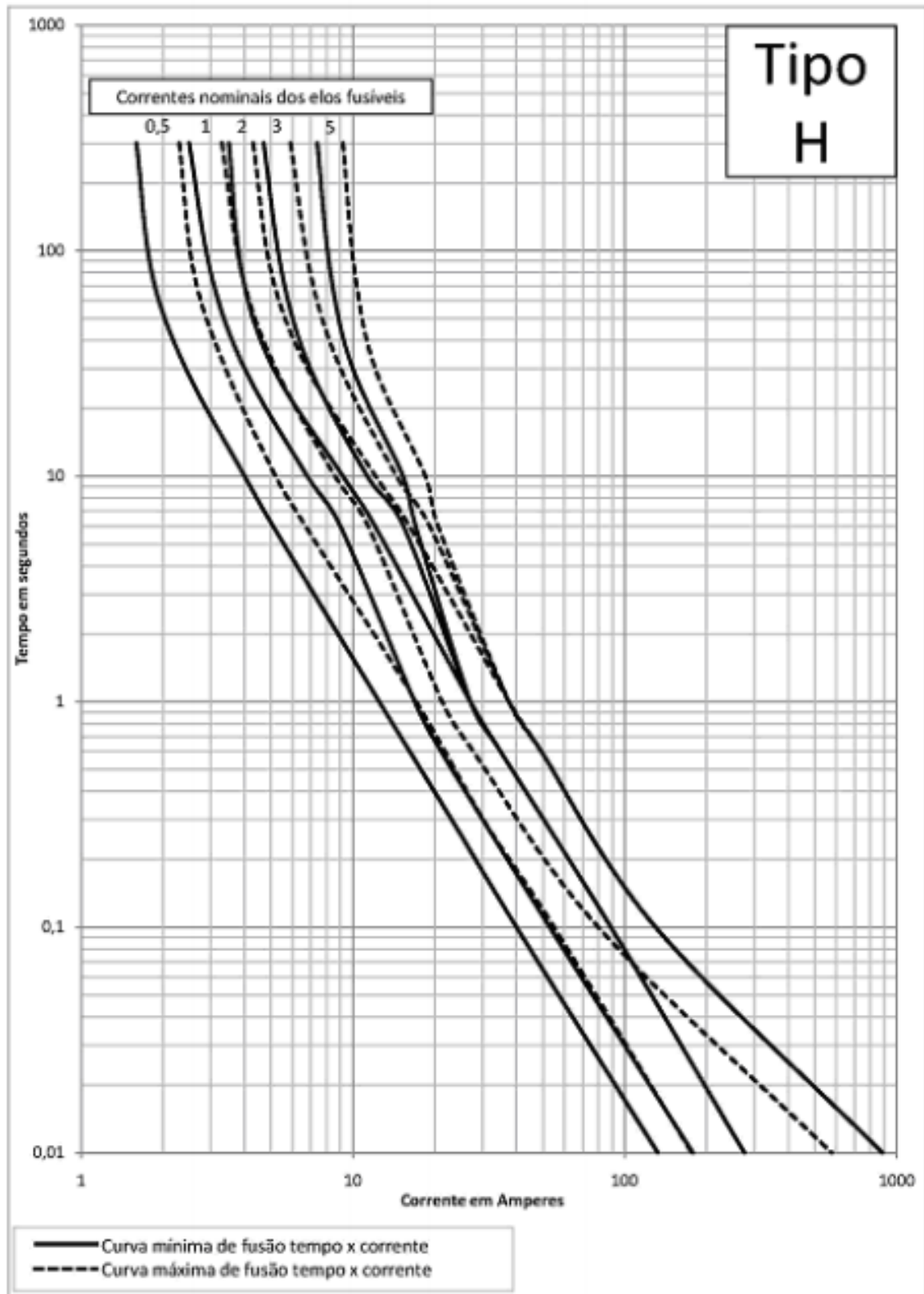
Caracterizado pelo preço reduzido e simplicidade técnica, o elo fusível é um dispositivo de proteção utilizado nos sistemas de distribuição de média tensão e muito raramente nos de alta tensão, devido a sua baixa confiabilidade e dificuldade de coordenação. Sua função é isolar áreas da rede sob o efeito de um curto-circuito (muito embora também possa reagir a sobrecargas) rompendo seu material condutor para impedir a passagem de corrente (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

O fusível usa os princípios do efeito Joule (VAZ GUEDES, 2000) tanto como “sensor” como atuador: é constituído por um condutor, geralmente de estanho ou chumbo, projetado para se romper a partir de certa intensidade de corrente elétrica. A corrente aquece a liga até seu ponto

de fusão, onde a mesma começa a derreter e se separa. Em altas tensões, isso não é o suficiente para interromper a passagem de corrente, visto que o ar ionizado torna o ambiente propício ao surgimento de arcos elétricos. Por isso o elo se localiza dentro de um tubo cuja superfície interna é coberta por uma substância que, quando derretida pelas altas temperaturas, se dissolve em gases desionizantes (gás carbônico e hidrogênio), auxiliando na extinção do arco (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

A dependência de fenômenos termodinâmicos como a dilatação térmica e a fusão de um objeto sólido implica em aceitar uma margem de erro quanto aos valores de acionamento do elo fusível. Como exemplo extraído de (CELG, 2014), na Figura 2.3 estão as curvas dos elos fusíveis tipo H que descrevem a relação da corrente que conduzem ao decorrer de um período de tempo até que seu material ceda à fusão e a condução seja extinta. Essas curvas são denominadas curvas características, sendo que cada elo fusível possui duas que se relacionam às condições mínimas e máximas que levam o dispositivo à fusão. A área entre as duas caracteriza a incerteza de atuação, que deve ser levada em conta no momento de escolher a combinação de tipo e classe mais adequada ao ponto de aplicação.

Figura 2.3: Curvas Características de Fusão em Tempo x Corrente para Elos Fusíveis Tipo “H”



Fonte: (CELG, 2014)

Mesmo que não atue, a condução de altas correntes por alguns momentos é capaz de alterar as propriedades do material desse dispositivo, fazendo com que o fusível possa atuar erroneamente no futuro. Esse é um dos fatores que agravam sua aplicação em série com outros dispositivos, restringindo seu emprego nos sistemas de proteção. Segundo (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013), é recomendado que apenas dois elos fusíveis sejam instalados em série, sendo que o tempo máximo de atuação do fusível a jusante deve ser 75% do tempo mínimo de fusão daquele à sua montante, para o mesmo valor de corrente. Essa relação é ilustrada em (2.1).

$$T_{maxj} \leq 0,75.T_{minm} \quad (2.1)$$

2.3.3 Chave Seccionadora

Os condutores dos sistemas de potência podem ser descritos como trajetos por onde a eletricidade percorre até chegar aos seus consumidores. A continuidade da distribuição de energia elétrica depende do estado de funcionamento desses trajetos que, não raramente, são acometidos por defeitos causados pelas ações de objetos externos. Para reduzir ao máximo o número de consumidores com fornecimento de energia interrompido durante esses defeitos, é vantajoso que o sistema porte meios de reconfigurar sua malha de condutores para poder suprir a demanda de eletricidade através de outros trajetos enquanto a falha é reparada. Para isso, é possível utilizar chaves seccionadoras, equipamentos que permitem que os operadores da rede elétrica alterem o estado de operação das linhas em que estão instalados.

As chaves seccionadoras utilizadas nas linhas de distribuição geralmente não possuem função de ruptura de arco elétrico, ou seja, não podem mudar de estado enquanto estiverem conduzindo eletricidade. Logo, só podem ser acionadas a partir do desligamento prévio da linha por outros dispositivos, limitando seu uso a manobras na configuração das malhas. Essas manobras podem ser feitas com o intuito de reduzir a quantidade de unidades consumidoras afetadas pela atuação de um dispositivo de proteção. A atuação de uma seccionadora que se localize entre a origem da falta e o dispositivo de proteção atuado pode separar o ponto danificado das cargas à sua montante, permitindo que a condução de energia seja reestabelecida no dispositivo de proteção atuado previamente. Quando a falta se localiza à montante de uma chave seccionadora em um sistema de distribuição radial com recursos, é possível utilizá-la para

ilhar os consumidores à sua jusante e, caso seja possível, utilizar um alimentador vizinho para saciar a demanda de energia enquanto o defeito é reparado (BICHELS, 2018).

Com o posicionamento estratégico dessa ferramenta, é possível reduzir o tempo e o número de consumidores afetados pelas consequências de uma contingência ou de uma manutenção de rotina nos componentes da rede elétrica. Apesar de seu uso restrito a manobras, a instalação das chaves seccionadoras é vital para manter a continuidade de fornecimento de energia dos sistemas de distribuição que possuam linhas com vários dispositivos de proteção em série. Como a seccionadora não reage automaticamente à intensidade da corrente que conduz, sua alocação não é restrita pelos limites de coordenação como ocorre com os demais dispositivos tratados neste capítulo. Os limites citados são tema da próxima seção.

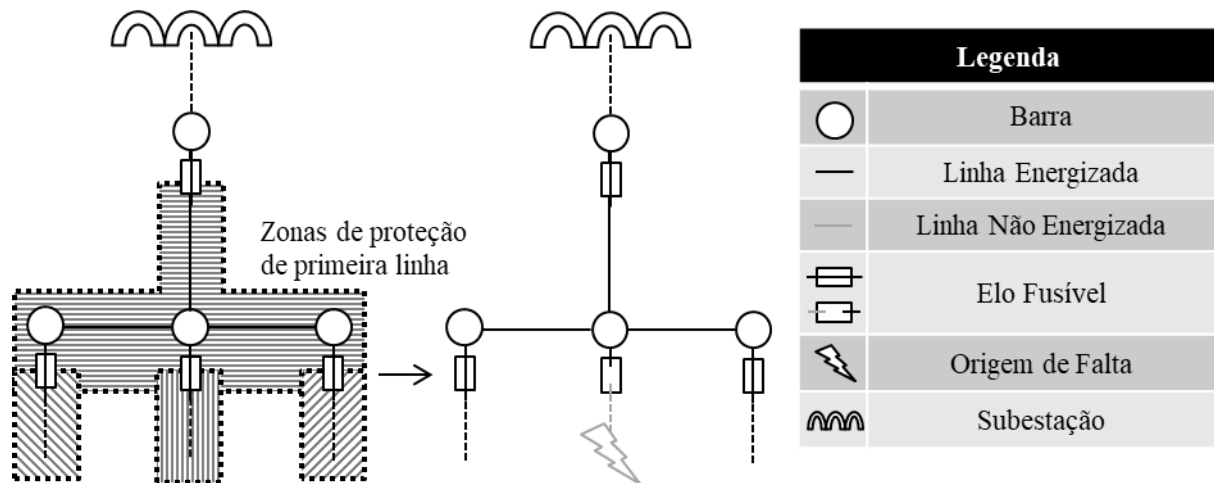
2.4 Coordenação e Seletividade

A função primária da proteção de um sistema elétrico de potência é evitar que a integridade física de objetos e pessoas seja afetada pelas consequências de alguma anomalia nas grandezas elétricas desse sistema. Sua forma de fazer isso é interrompendo a conexão entre o ponto sensibilizado pela irregularidade e o restante da malha elétrica. Embora necessária, tal maneira de atuação implica em deixar todos os consumidores a jusante do dispositivo sensibilizado sem fornecimento de eletricidade, considerando o padrão da malha radial nos sistemas de distribuição. Para manter a continuidade do fornecimento de energia ao maior número de consumidores, a função secundária de um sistema de proteção é afetar o mínimo possível de cargas quando acionado, o que diz respeito à sua seletividade (CAMINHA, 1977).

O meio de realizar esta tarefa é delegar a cada dispositivo de proteção a responsabilidade por uma seção do sistema, de modo que seja ele quem atue quando a falta se originar em uma das linhas a si designadas. Essa seção é denominada zona de proteção de primeira linha, ou primária, do dispositivo (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013). Quanto mais dispositivos de proteção instalados, mais seções podem ser criadas, o que por sua vez reduz a parcela de carga em cada zona primária, tornando menor o número de consumidores afetados pela eventual atuação de um dispositivo. A redução do tamanho da zona de primeira linha evita que uma falta originada nas periferias do alimentador acione um dispositivo instalado em uma linha principal, afetando o suprimento de energia a todas as barras à jusante. Na Figura 2.4 é ilustrado como as seções de primeira linha são definidas, utilizando a presença de uma falta para demonstrar qual

equipamento deve atuar primeiro para extingui-la. Nesse caso, a presença do fusível acionado evitou que o dispositivo a montante interrompesse a condução de energia, reduzindo o número de cargas elétricas afetadas.

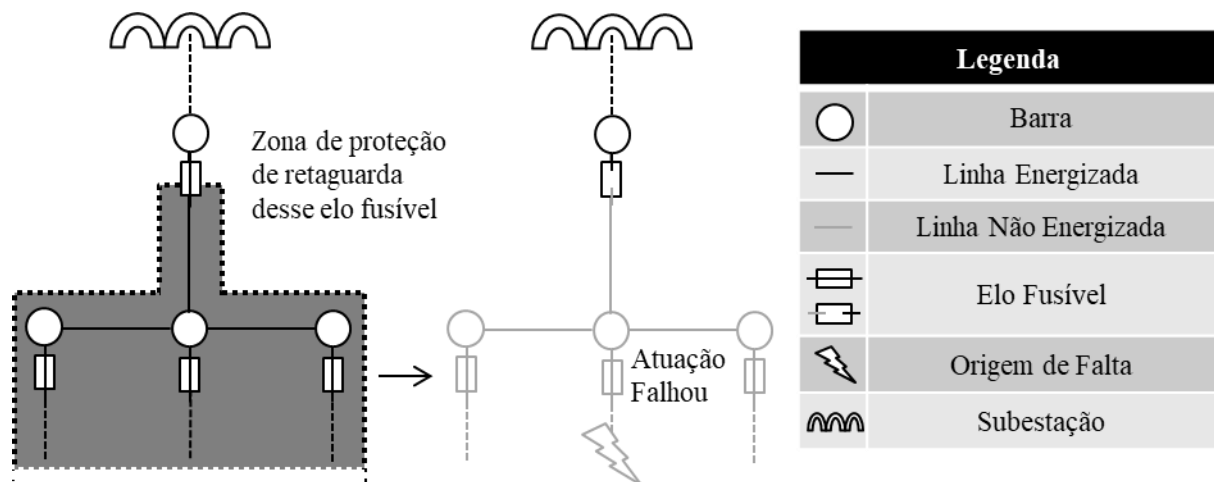
Figura 2.4: Exemplo de Atuação nas Zonas de Proteção de Primeira Linha



Fonte: Autoria Própria (2021)

Segmentar o sistema elétrico em zonas de proteção também possibilita criar linhas de proteção secundárias, que resguardam os componentes do sistema quando o dispositivo responsável pela zona primária falhe (KINDERMANN, 2005). Essa função é denominada proteção de retaguarda, e é exemplificada pela falha do elo fusível presente no sistema descrito na Figura 2.5, fazendo com que o dispositivo à sua montante atue em seu lugar.

Figura 2.5: Exemplo de Atuação nas Zonas de Proteção de Retaguarda



Fonte: Autoria Própria (2021)

Para dimensionar um dispositivo de proteção, primeiro é necessário conhecer qual o nível da corrente de curto-circuito do trecho que este protege. Essa corrente é definida pelas características da rede em que é conduzida, principalmente pela impedância que deve enfrentar no percurso desde a sua geração até o ponto analisado. A corrente de acionamento mínima de um dispositivo deve ser inferior àquela de curto-circuito da sua zona primária de proteção para que possa interromper essa ocorrência (MAMEDE FILHO e MAMEDE, 2013).

Os religadores e elos fusíveis são acionados de acordo com suas curvas características, que descrevem a relação entre quanto tempo levam para atuar e a intensidade da corrente conduzida pela linha que protegem. Quanto maior a corrente, mais rápida é a atuação. Nos sistemas de distribuição com geração concentrada, quanto mais distante da subestação, maior é a impedância somada das linhas percorridas desde a geração de energia, tornando menor o valor da corrente de curto-circuito. Dessa forma, é possível alocar dispositivos em série estabelecendo correntes de atuação cada vez menores quanto mais distante do transformador da subestação o dispositivo se localizar. Para que atue corretamente, o equipamento à montante de outro deve demorar um tempo maior para ser sensibilizado sob o efeito do mesmo valor de corrente, sendo que a diferença deve ser tal que garanta que o dispositivo mais próximo da falta sempre atue antes. Em sistemas industriais, por exemplo, essa diferença é na ordem de 0,4 a 0,5 segundos (CAMINHA, 1977).

A coordenação do sistema de proteção diz respeito ao quão bem as zonas primárias e secundárias são obedecidas, o que pode limitar a alocação dos religadores e, principalmente, dos elos fusíveis. Devido à relativa baixa precisão de atuação proveniente do fenômeno responsável por seu funcionamento, a faixa de valores de acionamento do elo fusível é maior, o que dificulta o posicionamento dos fusíveis em série, já que as faixas poderiam se interpor e um dos dispositivos poderia acionar antes daqueles à jusante. Os religadores possuem melhor exatidão quanto a sua corrente e tempo de acionamento em relação aos fusíveis, mas seu custo elevado torna ineficiente sua aplicação múltipla ao longo das linhas. Por não atuarem automaticamente, as chaves seccionadoras podem ser alocadas sem restrições de coordenação, uma vez que não entram nas cadeias de zonas de proteção. Embora não reduzam o impacto da interrupção inicialmente, a presença das seccionadoras torna possível isolar a falta ainda mais restritamente do que e a atuação do dispositivo de proteção, reestabelecendo o fornecimento aos consumidores agora separados do trecho de defeito.

Outra medida para aumentar a eficiência da proteção é a alocação dos diferentes tipos de dispositivos de acordo com as características das linhas e cargas elétricas que protegem. Por exemplo: instalar religadores no início de locais com número elevado de faltas temporárias, como linhas aéreas que percorrem zonas rurais; ou a instalação de chaves seccionadoras para remanejamento do suprimento de energia dos consumidores quando for possível conectá-los a um alimentador vizinho. O uso de estratégias personalizadas para cada situação facilita a manutenção da continuidade de fornecimento, evitando prejuízos desnecessários.

Os religadores lidam com as faltas temporárias, poupando a ação da equipe de manutenção e reduzindo o tempo de energia não suprida aos consumidores. Entretanto, seu preço elevado torna sua aplicação múltipla pouco eficiente, sendo preferível instalar poucas unidades com grandes áreas de proteção. Isso faz com que cada falta temporária afete um grande número de unidades consumidoras, embora brevemente. Essa situação, porém, pode ser mais atraente do que um fusível reagir a um defeito temporário, pois mesmo que o número de consumidores seja menor, o fornecimento de energia seria interrompido durante todo o período em que a equipe de manutenção procura pelo fenômeno causador do defeito, que já foi extinto.

De acordo com o posicionamento das chaves seccionadoras, é possível delegar o suprimento de energia de algumas unidades consumidoras a um alimentador vizinho para que sejam atendidas enquanto a razão da pausa no fornecimento seja resolvida. Para isso, é necessário que existam formas de conectar os dois alimentadores, papel desempenhado por linhas que permanecem desativadas durante a operação nominal da rede, mas que podem ser ativadas fechando as chaves normalmente abertas que as isolam (BICHELS, 2018). As chaves seccionadoras são usadas para separar os trechos que se deseja remanejar do restante do alimentador principal. Assim, as linhas desligadas são ativadas e possibilitam a conexão desses trechos ao alimentador vizinho, reduzindo o tempo de carência de energia dos consumidores remanejados. É necessário, entretanto, que a conexão não transgrida aos limites de operação discutidos na seção 2.2, sendo importante se atentar à manutenção do nível de tensão aos consumidores e da potência transferida pelo transformador do alimentador vizinho, que agora conta com mais consumidores do que foi dimensionado para lidar.

Por depender da ação dos outros dispositivos de proteção e da possibilidade de conexão com outros alimentadores, a chave seccionadora deve ser posicionada estrategicamente para que seu uso se torne o mais vantajoso possível. Para isso, é necessário observar a distribuição,

demanda e natureza das unidades consumidoras na zona de proteção primária do dispositivo à sua montante, além do perfil de faltas permanentes que costuma acometer seus trechos. Consumidores cuja continuidade do suprimento de energia seja de máxima prioridade, como hospitais, justificam a instalação de chaves de manobra exclusivas para a redução do seu tempo de carência. Já as linhas que constantemente são assoladas por faltas permanentes, como aquelas que passam por áreas de vegetação sujeita a incêndios sazonais, constituem trechos cujo ilhamento se torna uma forma eficiente de reduzir o número de unidades consumidoras afetadas pela eventual ação do dispositivo de proteção.

O religador adotado neste trabalho também pode ser utilizado para as manobras discutidas nos parágrafos anteriores. Porém, seu preço elevado e sua função exclusiva de mitigar os prejuízos das faltas temporárias tornam essa função indiferente na decisão do seu posicionamento na rede elétrica, sendo utilizada apenas quando a ocasião porventura justificar. Logo, a chave seccionadora é a principal ferramenta utilizada pelos operadores do sistema nas manobras que realizam.

3 ALGORITMO GENÉTICO MULTIOBJETIVO

Neste capítulo são discutidas duas ferramentas computacionais: o Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm, GA*) e uma de suas derivações multiobjetivo, o Algoritmo Genético de Classificação por Não Dominância II (*Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II*). Essa derivação foi escolhida para atender as necessidades do problema abordado neste trabalho.

3.1 Introdução

Heurísticas são métodos cognitivos que ignoram parte da informação de um problema a fim de resolvê-lo rapidamente (GIGERENZER e GAISSMAIER, 2011). Essa abordagem reduz o número de dados nos cálculos que embasam uma decisão, aumentando a velocidade em que são realizados ao custo da redução de sua precisão. As técnicas heurísticas são, portanto, adequadas a problemas em que se possui um vasto espaço amostral, ou seja, um grande número de possíveis respostas, onde se torna impraticável a análise individual de cada possibilidade. Os algoritmos genéticos são heurísticas que utilizam mecanismos de busca baseados nas teorias da evolução e da biologia genética.

Segundo Linden (2008): “algoritmos genéticos (GA) são um ramo dos algoritmos evolucionários e como tal podem ser definidos como uma técnica de busca baseada numa metáfora do processo biológico de evolução natural”. Utilizando como base os fatores aleatórios e iterativos envolvidos na teoria da evolução, um GA faz diversas analogias entre os candidatos a solução de um problema e indivíduos que lutam por sobrevivência em seu ambiente. Assim como o organismo adaptado persevera e se multiplica, uma resposta de boa qualidade tem mais chances de passar adiante seu código e “sobreviver”.

Os algoritmos evolucionários são abordagens computacionais heurísticas que buscam soluções a seus problemas a partir da observação da evolução natural. Darwin (2003) resume: “Dei o nome de seleção natural ou de persistência do mais apto à conservação das diferenças e das variações individuais favoráveis e à eliminação das variações nocivas”. Com essa filosofia, os algoritmos genéticos avaliam os candidatos a resposta de acordo com o quão bem atendem o problema analisado. As melhores alternativas têm mais chances de sobreviver e passar adiante sua informação pelos mecanismos de reprodução inspirados na biologia genética: o *crossover*, em

que os traços de dois “pais” são embaralhados na formação de um novo indivíduo; e a mutação, que consiste na alteração randômica de alguns traços que um cromossomo carrega. Após um número pré-determinado de ciclos ou o acionamento de um critério de parada, as soluções “sobreviventes” são apresentadas como alternativas ao problema em questão, portando o resultado do filtro da seleção natural através das gerações: conservar os traços favoráveis e eliminar os nocivos.

3.2 Terminologia

Para a compreensão dos termos utilizados neste capítulo, é necessária uma exposição prévia do que cada um significa e como sua analogia a área da biologia genética pode tornar seu uso intuitivo. De acordo com Linden (2008), “Como GAs são altamente inspirados na genética e na teoria da evolução das espécies, há uma analogia muito forte entre os termos da biologia e os termos usados no campo das GAs”.

A metáfora genética se inicia na nomeação dos objetos e processos da rotina, como pode ser notado ao analisar alguns dos termos mais utilizados:

- **Gene:** menor unidade de informação. Registra o estado de uma das variáveis do problema abordado.
- **Cromossomo:** candidato a resposta ao problema. É constituído por uma série de genes que juntos constituem sua informação. Pode ser chamado também de indivíduo.
- **População:** conjunto de cromossomos. A transição entre gerações muda a composição da população, introduzindo novos indivíduos baseados naqueles da geração anterior.
- **Geração:** cada iteração do algoritmo. Cada geração possui uma população que, em exceção à população inicial, é produzida a partir dos dados dos indivíduos da geração anterior.
- **Seleção:** escolha dos indivíduos mais adequados que passarão seu código adiante. É feita a partir da nota recebida por cada cromossomo durante o processo de avaliação, sendo que aqueles mais bem avaliados têm maiores chances de passar seus traços às próximas gerações.
- **Crossover:** como já introduzido, é um operador genético que utiliza os dados de duas respostas para gerar dois filhos. Também chamado de cruzamento ou recombinação, o

crossover é a representação do processo biológico homônimo que ocorre na reprodução sexuada, em que dois cromossomos fisicamente se cruzam e alternam seus genes (MOREIRA, 2010).

- **Mutação:** outro operador genético, opera a partir de alterações randômicas nos genes de um indivíduo “pai”. É baseado nos erros que podem ocorrer durante a replicação do DNA, ou a partir de efeitos externos como radiação (MOREIRA, 2010).

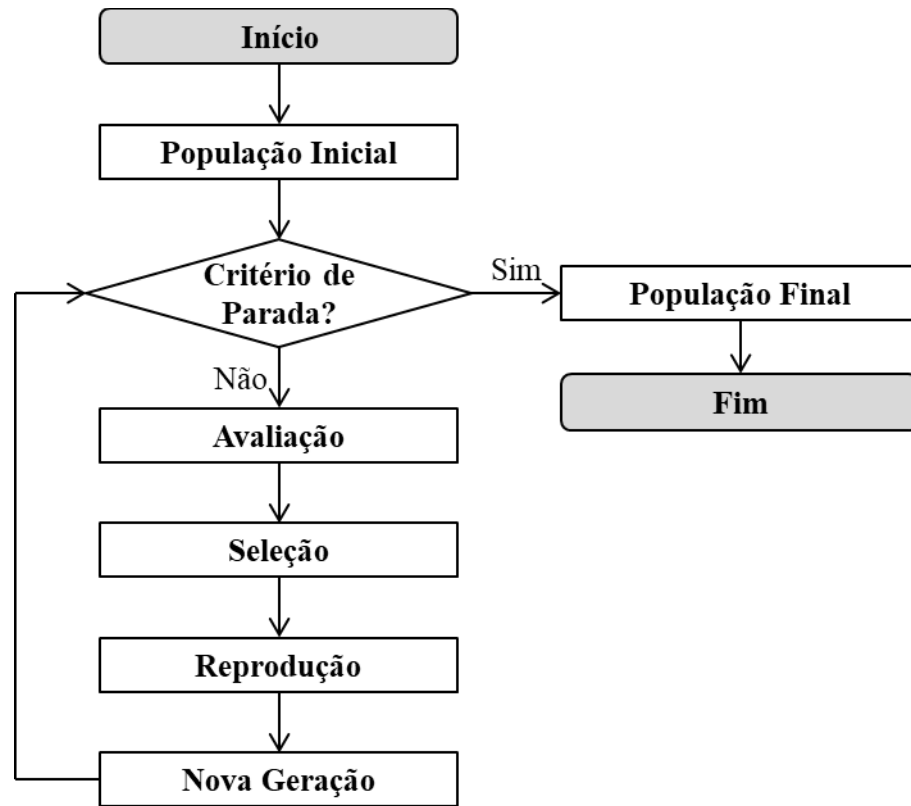
Devido a sua semelhança com sua contraparte biológica, a terminologia dos algoritmos genéticos pode ser acessada de forma intuitiva, indicando o que cada termo representa e sua função na rotina. Outras conexões entre as duas áreas são analisadas no decorrer deste capítulo.

3.3 Fluxo de um Algoritmo Genético

Os algoritmos genéticos são meta-heurísticas genéricas, o que facilita sua implementação em problemas de vários campos de conhecimento. Suas sub-rotinas obedecem a um fluxo geral comum, simplificando sua modificação para atender novos objetivos. As maiores fontes de diversidade dessa rotina são a codificação dos cromossomos e a forma de avaliá-los, pois são essas os processos responsáveis por interpretar os dados do problema específico para que sejam usados pelos mecanismos algoritmo (LINDEN, 2008).

O modo de funcionamento de um algoritmo genético pode ser descrito pelo esquema exposto na Figura 3.1, cujas etapas, que serão aprofundadas ao longo desse capítulo, são resumidas abaixo.

Figura 3.1 Fluxograma de um Algoritmo Genético



Fonte: Autoria Própria (2021)

- **População Inicial:** O primeiro conjunto de cromossomos é gerado aleatoriamente, dentro dos limites da codificação aplicada;
- **Critério de Parada:** Condição para definir população atual como as respostas finais apresentadas ao usuário. Geralmente se utiliza um limite de gerações;
- **Avaliação:** Cada indivíduo da população é avaliado de acordo com sua propensão a solucionar o problema abordado;
- **Seleção:** As respostas são selecionadas para reprodução a partir dos seus resultados na etapa de avaliação;
- **Reprodução:** São utilizados os mecanismos de *crossover* e mutação para produzir novas soluções com as informações da geração anterior;
- **Nova Geração:** Uma nova população é formada a partir das informações extraídas da geração passada;
- **População Final:** Os últimos indivíduos são apresentados como respostas ao problema.

3.4 Representação Cromossomial e a Primeira Geração

Antes que o algoritmo possa avaliar as soluções propostas e assim realizar sua busca pelo espaço amostral, é preciso criar um código que torne possível a “interpretação” do problema. A codificação adotada precisa conter representações de cada aspecto da questão que possa interferir na qualidade da resposta, ou corre o risco de avaliar os cromossomos equivocadamente. Dessa forma, a formulação do código utilizado interfere diretamente na qualidade da resposta, assim como no tempo de execução da rotina. Um cromossomo pode ser organizado de várias maneiras diferentes, só que, de acordo com Linden (2008), é aconselhável que o formato busque atender a três metas:

- Que seja o mais simples possível;

Uma codificação simples é uma recomendação universal na área de programação, já que isso torna mais fácil compreender o algoritmo e assim evitar erros humanos.

- Soluções inválidas ao problema não devem ser representadas;

O cromossomo não pode portar uma resposta que não esteja dentro do espaço amostral do problema. Por exemplo: busca-se dividir dez objetos distintos em três grupos de forma que o peso final dos grupos seja o mais igual entre si possível. Nesse exemplo, uma resposta a essa questão não pode apresentar um quarto grupo ou um décimo primeiro objeto, visto que isso foge da realidade analisada.

- A representação precisa conter uma forma de lidar com as condições do problema.

Usando o mesmo exemplo anterior: as condições imperam que cada objeto seja colocado em um grupo. Logo a codificação usada deve se atentar a qualquer solução que possua um ou mais objetos sem grupo e removê-la ou ao menos penalizá-la, visto que as respostas regulares não têm condição de competir em pé de igualdade com a transgressora.

Caso a codificação possa operar sobre esses requisitos, será maior a chance de obter resultados condizentes ao objetivo, visto que qualquer condição do problema já será levada em consideração durante a rotina geral do GA. Isso dispensa o uso de funções extras para checar a viabilidade do cromossomo e aumenta o desempenho do algoritmo.

Um modelo de indivíduo que poderia ser utilizado na formulação de um algoritmo genético no problema exposto nos parágrafos anteriores é um conjunto de dez genes que representam os dez objetos. Cada unidade armazena o grupo em que seu respectivo objeto foi designado, como ilustrado na Figura 3.2. Esse formato facilita o acesso à propriedade de peso de cada objeto, dado de grande relevância para a avaliação do cromossomo, que pode ser armazenado em um vetor com mesmo índice.

Figura 3.2: Representação de um Cromossomo para o Problema da Divisão de Dez Objetos

Gene	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Cromossomo	2	3	2	1	1	2	3	1	2	3

Fonte: Autoria Própria (2021)

Na Figura 3.2, o valor salvo em cada gene é representado por números inteiros para fins ilustrativos, mas esses valores podem ser codificados em qualquer formato que o programador preferir. Para tornar o uso da memória mais eficiente neste exemplo, poderiam ser utilizados bits, visto que a faixa de operação de cada variável se alterna apenas entre 1, 2 e 3. Logo cada gene contaria com 2 bits, que poderiam apresentar os três valores definidos, além de um quarto estado não utilizado. Essa representação, assim como a que usa variáveis portadoras de números inteiros, pode apresentar valores fora do espaço amostral do problema, como o quarto estado citado. Tal característica deve ser levada em conta no momento de arquitetar os operadores genéticos e no modo com que a primeira geração é concebida para que não haja nenhum problema na interpretação das respostas.

A geração inicial se difere das demais por surgir sem a presença de indivíduos em que se basear para formar suas respostas. Dessa forma, o método mais amplamente utilizado de acordo com Linden (2008) é a inicialização aleatória que, “de forma geral, gera uma boa distribuição das soluções no espaço de busca”. Logo, utilizando um número adequado de indivíduos, uma população gerada aleatoriamente pode possuir representações de diversos pontos do espaço de amostragem. Quanto maior o número de cromossomos nessa população, mais ampla tende a ser sua diversidade. Entretanto, o algoritmo fica cada vez mais lento ao computar tantas respostas em cada geração, ficando a cargo do programador o equilíbrio entre essas duas propriedades.

A inicialização aleatória aplicada ao problema da divisão dos dez objetos poderia ser realizada de modo com que cada gene recebesse um valor randômico entre os possíveis três que

representam os grupos. Assim, poderiam ser representadas soluções com ampla variação genética entre si e nenhuma delas portaria uma informação inadequada, tal como um grupo inexistente.

3.5 Método de Avaliação

De acordo com a teoria da seleção natural, “pode dizer-se, metaforicamente, que a seleção natural procura, a cada instante e em todo o mundo, as variações mais ligeiras; repele as que são nocivas, conserva e acumula as que são úteis; trabalha em silêncio, insensivelmente, por toda a parte e sempre, desde que a ocasião se apresente para melhorar todos os seres organizados relativamente às suas condições de existência orgânicas e inorgânicas” (DARWIN, 2003).

Cada indivíduo orgânico passa por diversos desafios durante sua vida, e sua probabilidade de perpetuar seu código genético é proporcional ao quão bem adaptado ele é às exigências de tais provações, que podem variar desde a obtenção de alimento até a fuga de um predador. A fim de ilustração: em um dado ambiente, um indivíduo que consegue se alimentar com maior facilidade do que os demais gasta menos energia nesse processo, o que lhe dá maior disposição para se reproduzir e assim difundir seu código genético mais vezes.

Nos algoritmos genéticos, a função de avaliação faz as vezes dos testes naturais enfrentados pelos organismos em seu meio, atribuindo notas de desempenho a cada cromossomo de acordo com seu desempenho relativo aos objetivos do problema. Os parâmetros pertinentes ao avaliador são observados e quantificados para que um indivíduo que seja menos adaptado do que outro possua uma avaliação pior do que este, para que seja justo ao compará-los no momento da seleção.

É, portanto, aconselhável embutir toda e qualquer característica pertinente ao resultado buscado na maneira com que o algoritmo realiza sua provação. Por possuir tamanha relação com o dilema trabalhado, essa etapa é geralmente a que mostra maior distinção de um GA a outro, sendo a mais customizada pelos programadores. Uma vez projetada, a função de avaliação torna possível selecionar os indivíduos mais bem adaptados para gerar novas populações, em que a maior parte de seus cromossomos possua traços que, se ainda não aptos o suficiente a sanar o problema, possam gerar prole com características ainda mais interessantes (LINDEN, 2008).

A fim de ilustrar a forma que a avaliação deve tomar em relação às peculiaridades da tarefa enfrentada, o exemplo da divisão dos dez objetos é novamente utilizado. O objetivo é equilibrar o peso total dos três grupos que comportam os objetos, portanto, os dados necessários

para por em teste um cromossomo construído como o exposto na Figura 3.2 são a distribuição dos itens e o quanto pesa cada um deles. A massa de cada objeto é uma constante acessível ao algoritmo, e a distribuição nos grupos é a informação que cada cromossomo porta consigo. Na Figura 3.3 são apresentados dois cromossomos contendo configurações candidatas a solução desse problema e o peso constante de cada objeto.

Figura 3.3: Exemplo de Duas Respostas ao Exemplo da Divisão de Dez Objetos

Gene	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Peso	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Cromossomo 1	1	1	3	1	2	2	3	1	3	3
Cromossomo 2	3	3	1	1	2	1	2	2	3	1

Fonte: Autoria Própria (2021)

A carga total de cada grupo de acordo com a configuração do exemplo exposto na Figura 3.3 pode ser vista na Tabela 3.1, em que os valores apresentados foram obtidos pela soma dos pesos dos objetos indicados aos respectivos grupos.

Tabela 3.1: Peso de Cada Grupo do Exemplo na Figura 3.3

Resposta	Peso do Grupo 1	Peso do Grupo 2	Peso do Grupo 3
Cromossomo 1	150	110	290
Cromossomo 2	230	200	120

Fonte: Autoria Própria (2021)

Uma maneira de quantificar numericamente o desempenho de cada indivíduo é subtrair os pesos de cada grupo dos demais. Os módulos das três diferenças obtidas podem ser somados, sendo que essa soma representa um meio da rotina interpretar o quão bem sucedido é certo cromossomo. A Tabela 3.2 expõe os valores obtidos utilizando as respostas anteriores.

Tabela 3.2: Avaliação das Respostas Apresentadas na Figura 3.3

Resposta	$ P1-P2 $	$ P1-P3 $	$ P2-P3 $	Soma
Cromossomo 1	40	140	180	360
Cromossomo 2	30	110	80	220

Fonte: Autoria Própria (2021)

Assim, é possível notar que a segunda resposta possui a menor diferença total entre os três grupos, atendendo de forma mais adequada às exigências propostas. Em posse dessa informação, é possível então dar a prioridade adequada a cada cromossomo na hora de reproduzi-los, o que ocorre durante a etapa de seleção.

3.6 Seleção de Pais e Método do Torneio

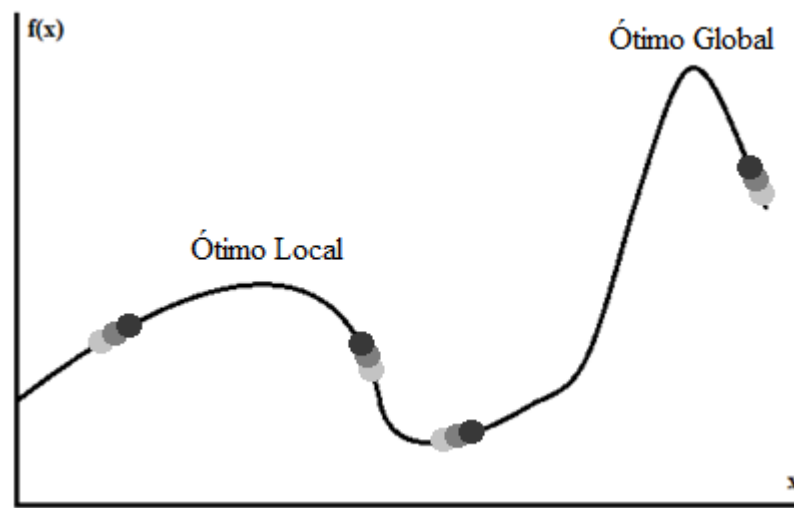
Embora a função de avaliação atue como os testes e provações naturais ao ser vivo, é na seleção que o desempenho de cada um vai atuar sobre sua chance de passar adiante seu código. Embora seja intuitivo pensar que os mais bem avaliados cromossomos serão os que se reproduzirão, o algoritmo genético não atua dessa forma. Os melhores indivíduos terão as melhores chances de se reproduzir, mas não o farão sempre.

Se inspirando mais uma vez na seleção natural, onde se observa que até mesmo organismos não tão bem adaptados podem gerar prole, o GA busca entregar parte de seu processo a aleatoriedade. Com isso, é possível ter a chance de recuperar características boas que se manifestaram em indivíduos mal avaliados, o que pode elevar o nível da próxima geração. É possível que o tiro saia pela culatra e que a próxima geração herde os traços não desejados, mas é fundamental que exista uma chance de reprodução a todos os indivíduos para evitar que o algoritmo caia em ótimos locais.

Ótimos locais são as melhores soluções dentro de sua vizinhança, grupo que compreende os indivíduos com propriedades semelhantes entre si, e são problemas para algoritmos iterativos, visto que podem induzir a escolha de uma resposta boa quando poderiam escolher uma ainda melhor (DA SILVA, 2005). Caso o GA selecionasse apenas os melhores indivíduos para a próxima geração, a convergência do algoritmo iria ter uma alta dependência aos traços da primeira população, que poderiam levar a população a ótimos locais e impedir a busca em outras áreas do espaço de soluções. Dar uma chance de reprodução a indivíduos menos aptos faz com que novos traços sejam continuamente explorados, mesmo que já existam candidatos com avaliações excelentes na população atual. Nem toda a responsabilidade pela diversidade genética recai sobre a função de seleção, pois tal função é dividida com o operador genético de mutação tratado na seção 3.7, mas ainda assim a falta de oportunidades a indivíduos menos aptos pode comprometer a qualidade da resposta da rotina, levando a população à saturação.

Na Figura 3.4 é apresentada uma curva exemplo de um problema de maximização, onde o objetivo é atingir a avaliação mais alta, contendo um ótimo local e outro global, este que seria a melhor resposta ao problema. Os pontos representam a tendência das respostas a convergir de acordo com seu valor inicial, caso apenas os indivíduos mais aptos sejam agraciados na reprodução, sendo que as gerações mais recentes são marcadas pelos tons mais escuros.

Figura 3.4: Exemplo do Conceito de Ótimo Locais e Globais em Problemas de Maximização



Fonte: Autoria Própria (2021)

Como a tendência é que as melhores respostas se reproduzam mais, um GA pode pender a ótimos locais durante algumas gerações, mas a chance de reprodução de cromossomos fracos permite a criação de soluções com traços incomuns à população atual que possam ser bem avaliados. Caso isso aconteça, os novos traços auxiliam a rotina a escapar do ótimo local e a guiam rumo a novas vizinhanças que podem conter respostas ainda mais atraentes ao problema (LINDEN, 2008).

Uma vez compreendida a importância da presença do elemento randômico, a próxima tarefa do programador é aplicar esse elemento de forma que o algoritmo possa explorar fora da vizinhança de soluções atual, mas que não prejudique muito a contribuição de respostas de qualidade que possam passar traços atraentes às próximas gerações. Dessa forma, há na literatura diversos formatos de funções que buscam atingir esse equilíbrio, entre elas a seleção de torneio, utilizada no projeto tema deste trabalho.

“O método do torneio, como o próprio nome diz, consiste em selecionar uma série de indivíduos da população e fazer com que eles entrem em competição direta pelo direito de ser

pai, usando como arma a sua avaliação” (LINDEN, 2008). A função escolhe aleatoriamente alguns cromossomos da geração atual e então utiliza a nota obtida na função de avaliação para decidir qual deles será pai.

O número de concorrentes é determinado de acordo com as necessidades do algoritmo: mais indivíduos selecionados significa mais chances do melhor ser escolhido, o que pode reduzir a diversidade genética de acordo com sua proporção com o tamanho da população. Torneios menores aumentam as chances das soluções mal avaliadas, visto que não há impedimentos para o sorteio do mesmo indivíduo mais de uma vez no mesmo torneio, mas também prejudicam a participação de respostas bem avaliadas em populações expressivas. Esse é um dos parâmetros em que se recomenda a avaliação empírica depois de finalizada a programação do algoritmo (LINDEN, 2008).

Para exemplificar o método de seleção de torneio, na Tabela 3.3 são estipulados valores de avaliação para alguns cromossomos que participarão da seleção feita por dois torneios distintos: um com três competidores e outro com dois. O problema é de maximização, logo as avaliações maiores são as mais atraentes. Os torneios foram realizados utilizando números aleatórios para selecionar seus candidatos, que são expostos na Tabela 3.4 juntamente aos indivíduos vitoriosos de cada um.

Tabela 3.3: Exemplo de Relação de Avaliações

Cromossomo	Avaliação
C1	10
C2	52
C3	12
C4	41
C5	32
C6	8

Fonte: Autoria Própria (2021)

Tabela 3.4: Exemplo de Resultados de Torneios de Maximização com 3 e 2 Competidores

3 Competidores	Campeão		2 Competidores	Campeão
C6 x C1 x C4	C4		C6 x C1	<i>C1</i>
C2 x C1 x C5	C2		C2 x C1	C2
C4 x C6 x C2	C2		C4 x C6	C4
C1 x C4 x C4	C4		C1 x C4	C4
C5 x C3 x C3	C5		C5 x C3	C5
C4 x C6 x C4	C4		C4 x C6	C4

Fonte: Autoria Própria (2021)

Para uma população de número reduzido, um número menor de competidores é mais adequado no sentido de garantir maior diversidade de genes, o que pode ser notado na análise da diferença entre os campeões dos dois métodos na Tabela 3.4. A pequena população garantiu que os melhores cromossomos fossem selecionados mais vezes, mesmo assim um cromossomo fraco como o C1 pôde vencer no torneio menor, sendo ele o segundo pior avaliado da geração. Esse exemplo demonstra que a tendência desse caso é que a rotina selecione seus melhores candidatos, mas que vez ou outra agracia cromossomos com piores avaliações, no intuito de evitar a saturação da população e tentar divergir a convergência em busca de traços incomuns.

Decidido o método de seleção dos pais, mostra-se necessário um meio de simular duas das ferramentas da natureza para criar novos indivíduos e aplicar sangue novo em sua convergência heurística: a reprodução sexuada e a mutação genética.

3.7 Operadores Genéticos

A mudança entre gerações se dá pela criação de novos cromossomos a partir dos atuais, uma metáfora da concepção de filhos usando as informações genéticas dos pais. Essa nova população deve ser capaz de levar consigo os traços atraentes ao problema que seus pais desenvolveram e ainda assim trazer algo novo que possa se mostrar ainda melhor. Para esse fim existem os operadores genéticos.

Existem várias formas concebidas na literatura para recombinar a informação de uma geração a outra, mas a maioria se baseia em dois formatos básicos: *crossover* e mutação. O

crossover, ou cruzamento, é uma analogia a ferramenta genética de mesmo nome, ou *crossing-over*, e consiste em embaralhar os genes de dois cromossomos distintos no momento da reprodução sexuada. Já a mutação tenta emular os erros ou ações externas que podem alternar a sequência genética do DNA orgânico.

O operador de *crossover* gera dois filhos a partir de dois pais, alternando a sequência genética dos pais entre os filhos. A forma com que essa alternância é feita pode variar amplamente de acordo com os parâmetros de um GA, como o número de genes do indivíduo e se a resposta depende da ordenação (LINDEN, 2008). Neste capítulo será exposta a forma mais simples de cruzamento, utilizando apenas um ponto de corte.

Essa versão consiste basicamente em selecionar um gene que divida os dois cromossomos pais e passar o código anterior a este ponto a um filho e o posterior a outro, alternando os dois pais. O primeiro gene geralmente não é um candidato a ponto de corte para evitar cópias inalteradas dos progenitores, que poderiam levar à estagnação do algoritmo. Na Figura 3.5 é ilustrada a escolha de um ponto de corte utilizando dois exemplos de cromossomos com dez genes, em que a posição escolhida para divisão foi aquela entre os genes 4 e 5.

Figura 3.5: Escolha do Ponto de Corte do *Crossover*

Gene	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Pai 1	p1	p1	p1	p1	p1	p1	p1	p1	p1	p1
Pai 2	p2	p2	p2	p2	p2	p2	p2	p2	p2	p2

Fonte: Autoria Própria (2021)

Selecionado o ponto de corte, resta reproduzir as sequências nos novos cromossomos, os filhos mencionados na Figura 3.6. Existem outras funções de *crossover*, dentre elas uma que utiliza dois pontos de corte e outra que seleciona cada gene individualmente para um filho, mas seu princípio de funcionamento é o mesmo: embaralhar o código genético para combinar os traços de um pai com o outro e descobrir novas características interessantes ao problema.

Figura 3.6: Filhos Gerados pelo Operador *Crossover* nos Candidatos da Figura 3.5

Índice	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Filho 1	p1	p1	p1	p1	p2	p2	p2	p2	p2	p2
Filho 2	p2	p2	p2	p2	p1	p1	p1	p1	p1	p1

Fonte: Autoria Própria (2021)

O operador de mutação por outro lado altera um ou mais genes e lhes dá um novo valor aleatório. É utilizado para expandir o alcance da população a novas áreas do espaço de soluções e evitar que a busca se limite a ótimos locais, tal qual a função de seleção. Mesmo que a geração apresente um bom desempenho, é necessário checar novas combinações inéditas ao algoritmo para que propostas ainda melhores possam surgir.

A mutação opera aleatoriamente, entretanto seus parâmetros são configurados de forma a atingir o equilíbrio ideal. Cada vez que é acionada, essa função seleciona o número de genes que serão alterados até um número limite, que pode ser calibrado. Com esse fator selecionado, um novo número é selecionado de forma aleatória dentre as posições do cromossomo. O número sorteado é o gene a ser modificado, e, uma vez selecionado, a rotina novamente usa o fator randômico para determinar seu novo valor dentre os possíveis ao problema. É importante observar que o mesmo gene pode ser selecionado mais de uma vez, assim como o novo valor deste pode ser igual ao antigo.

Na Figura 3.7 é ilustrado um exemplo do operador de mutação atuando sobre um cromossomo pai com 10 genes representados por bits que podem portar apenas 0 ou 1. Foram aplicadas quatro mutações, ou seja, quatro vezes foram escolhidos um gene e um valor para que ele armazene. Como é possível perceber, o operador utilizado pode selecionar o mesmo gene duas vezes, o que ocorre ao mudar o valor da posição 4 duas vezes, uma na primeira mutação e outra na quarta, efetivamente invalidando a mudança anterior. Além disso, o novo dado armazenado pode ser o mesmo que já estava ali, como acontece na terceira mutação. Os números em **negrito** destacam os genes que portam informações diferentes do pai original. Nesse exemplo, mesmo após quatro mutações, apenas uma posição apresentou dados diferentes do pai, evidenciando a atuação do fator aleatório nesse operador.

Figura 3.7: Aplicação da Mutação em um Cromossomo

Gene	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Pai	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1
1ª Mutação - Valor 1 no Gene 4										
Filho	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1
2ª Mutação - Valor 0 no Gene 1										
Filho	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1
3ª Mutação - Valor 1 no Gene 5										
Filho	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1
4ª Mutação - Valor 0 no Gene 4										
Filho	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1

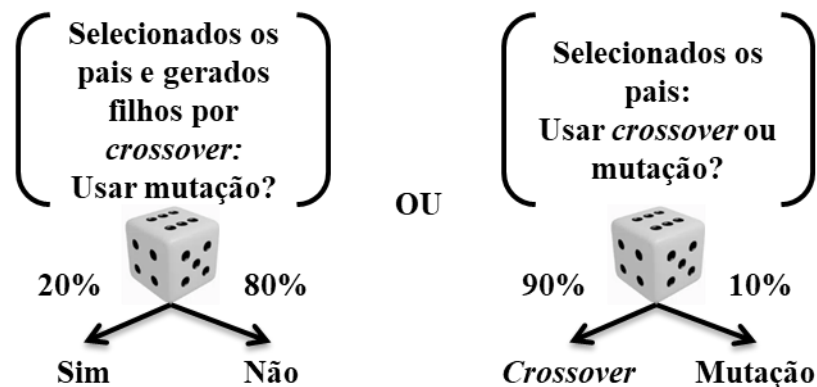
Fonte: Autoria Própria (2021)

Os parâmetros da função de mutação podem ser implementados por observação dos resultados de acordo com as exigências da aplicação. Uma resposta representada por um cromossomo extenso, por exemplo, pode contar com vários genes selecionados e ainda assim não alterar a maior parte dos seus traços. Além disso, é possível forçar que o valor de um gene alterado seja diferente do atual, aumentando a influência da mutação em forçar a diversificação gênica.

O conceito natural que serve de inspiração à função de mutação, as mutações biológicas, “são erros que acontecem durante a replicação do DNA ou durante a divisão celular. Quando o DNA está no processo de duplicação, ele se desmembra em duas fitas gerando cópias. Ao ocorrer essa duplicação pode acontecer erro na formação de novas fitas, alterar a proteína ou mesmo não formá-la” (MENDES, 2018). Seu surgimento e o impacto que causa no funcionamento do organismo são percebidos como imprevisíveis, e assim justificam a grande presença da aleatoriedade nessa função. Embora necessária, a mutação pode atrapalhar a convergência quando realizada com muita frequência, o que demanda atenção no momento de selecionar o operador genético, e como eles interagem entre si (LINDEN, 2008).

Uma maneira simples é recorrer mais uma vez ao elemento randômico para decidir se a mutação deve ou não ser utilizada, a partir de uma probabilidade pré-selecionada. É possível configurar para que essa função seja aplicada após a realização do cruzamento, ou então que os dois operadores compitam entre si sobre o direito de atuar em cada seleção, outra vez pelo uso da aleatoriedade com as chances devidamente calibradas. Na Figura 3.8 são ilustrados dois exemplos: o da esquerda sempre aplica o *crossover* na reprodução dos cromossomos e da 20% de chance para a aplicação da mutação logo em seguida. Já o programador do esquema exposto à direita preferiu dividir a reprodução entre os dois aplicadores, dessa forma, em 90% dos casos os filhos são gerados por cruzamento, e nos restantes 10%, por mutação.

Figura 3.8: Dois Exemplos de Taxas de Seleção dos Operadores Genéticos



Fonte: Autoria Própria (2021)

3.8 Controle Populacional e a Última Geração

Em posse de todas as ferramentas já introduzidas, o GA consegue produzir uma geração inicial, avaliá-la, selecionar indivíduos e, enfim, reproduzi-los. A última etapa para fechar o ciclo exposto na Figura 3.1 é a troca de gerações, em que os filhos tomam lugar dos pais como as soluções principais a serem avaliadas na próxima iteração.

Para simplificar a rotina, é vantajoso utilizar um número fixo de indivíduos para compor uma população durante toda a convergência. Além da razão da simplicidade, manter um número restrito reflete um ambiente com recursos limitados que não possibilitam um crescimento expressivo de uma espécie, favorecendo o afloramento de novos métodos de consumo econômico de seu metabolismo. Essa metáfora pode ser expandida para o uso restrito da memória e do processamento do computador utilizado, então não é de todo ilustrativa (LINDEN, 2008).

Para realizar essa etapa, é necessário armazenar os filhos gerados em um espaço auxiliar até que seja gerada uma prole grande o bastante para preencher as lacunas dos cromossomos anteriores. Nesse momento os filhos são salvos nos locais em que estavam seus pais, para que sejam então avaliados e uma nova geração ser iniciada.

Existem outras formas mais complexas de renovar a população, algumas que podem manter os pais para que sejam comparados com os próprios filhos e talvez persistir até a próxima geração, o que ajuda a impedir que sequências bem avaliadas sejam descartadas, em um caso em que a próxima geração se mostre, em geral, pior do que a última. Esses métodos exigem mais tempo de processamento por ciclo, mas por outro lado podem atingir respostas melhores em menos gerações, o que pode encerrar o algoritmo mais cedo caso exista um critério de parada por saturação da população (LINDEN, 2008).

Usar a saturação gênica como medida de qualidade geralmente se resume a avaliar a diversidade genética da população após certo número de ciclos, ou seja, analisar o quão diferentes são as informações que os candidatos carregam entre si. Uma diferença pequena indica que, durante as últimas gerações, alguns poucos cromossomos foram muito melhor avaliados do que os demais, o que garantiu que espalhassem seus genes até que a maior parte da população tenha descendência sua, contrariando os dispositivos que usam a aleatoriedade para estimular a diversidade genética. A rotina conclui que nenhuma solução que poderia surgir nos próximos ciclos será mais bem avaliada do que as atuais, encerrando a execução do algoritmo e apresentando a população atual como as respostas ao problema.

Esse método, quando inserido em um algoritmo que possua mecanismos que variem sua diversidade genética, reduz o tempo que o programa leva para se encerrar, uma vez que finaliza a execução quando percebe que a saturação chegou ao limite. Entretanto, a própria natureza aleatória do algoritmo genético faz com que seja possível, embora improvável, que a rotina sature em um ótimo local. Nesse caso, o programa é encerrado precocemente, quando poderia, após alguns ciclos de incentivo à diversidade genética, encontrar respostas ainda melhores.

Por isso, o critério de parada mais comumente utilizado é o que limita o número de gerações, finalizando a convergência após um número pré-determinado de ciclos. Esse número é estipulado após a realização de testes com o algoritmo já finalizado, em que se analisa qual é, em média, a geração em que a população encontra suas melhores respostas. O limite de gerações deve ser um pouco superior à média encontrada, de modo que existam gerações o suficiente para

que se garantam bons resultados, mas que não sejam tantos que o programa passe boa parte do seu tempo de execução gerando populações idênticas às anteriores (LINDEN, 2008).

Concluída essa última etapa, a programação básica do algoritmo genético é finalizada. Após a execução, é possível realizar os testes citados durante as seções deste capítulo para calibrar os parâmetros da rotina e aumentar sua eficiência. Assim, o usuário tem em mãos um método eficaz que busca as melhores soluções em um problema com um simples objetivo. Entretanto, o tipo de problema onde o desenvolvimento de um algoritmo como esse é mais atraente é aquele que busca uma resposta que possa atender a mais de um objetivo.

3.9 Algoritmo Multiobjetivo

Até agora, a rotina apresentada através de suas funções trata de atender um fim único, um foco que está sempre em mente durante todo o processo de convergência, por mais randômico que possa ser. Todos os indivíduos são avaliados e selecionados nesse foco, sendo que qualquer traço que não contribua nesse ponto tem pouca chance de sobreviver ao longo das gerações. Dito isso, as questões que mais justificam o uso de métodos computacionais para serem resolvidas são as que não possuem apenas uma resposta ótima, mas sim soluções que melhor se equilibram sobre duas exigências distintas, muitas vezes opostas.

Para ilustrar a análise do algoritmo que julga a qualidade das respostas a partir de múltiplos objetivos, o exemplo dos dez objetos é alterado. Além da meta de dividir os objetos em três grupos com pesos totais semelhante, agora é esperado que o volume total dos grupos seja o mais equivalente entre si possível. Nesse caso, o algoritmo deve levar em conta uma nova propriedade, o volume de cada objeto, e guiar sua busca de acordo com o quão bem ambos os objetivos são atendidos pelas respostas da sua população.

O algoritmo introduzido nas seções anteriores pode resolver problemas com apenas uma meta simplesmente utilizando as funções que o compõe. Entretanto, quando situações que envolvam mais de um propósito são aplicadas, alguns empecilhos surgem. A avaliação introduzida na seção 3.5, por exemplo, trata apenas de um número para classificar o rendimento do cromossomo em relação a um objetivo singular, e a seleção usa esse número único para aplicar as probabilidades sobre os candidatos. Em uma rotina multiobjetivo, a convergência deve trilhar um caminho que consiga atender a vários focos distintos, o que implica em descartar soluções boas para um objetivo, porém não tão atraentes para os demais.

Em reflexo disso, a função de avaliação multiobjetiva deve portar meios de examinar uma resposta a partir de diferentes pontos de vista. O adequado então é dar uma nota de acordo com cada objetivo proposto, basicamente criando novas formulas de quantificação do quão apto é o cromossomo. Um exemplo claro seria uma questão de custo-benefício: a eficiência de uma resposta se relaciona a sua capacidade de atender um pedido com o menor custo possível. Em algo assim, a avaliação teria duas notas distintas: uma que qualifique o quão bem a solução atende ao problema e outra que corresponda a quanto custa aplicá-la.

Já a seleção conta com outra questão: qual metodologia seguir para equilibrar as avaliações obtidas na hora de distribuir as probabilidades entre os indivíduos? Uma opção seria somar as notas obtidas e unificá-las como um número referência de adaptabilidade, o que elimina qualquer modificação nas demais etapas. Entretanto, fazer isso implica em ameaçar o equilíbrio entre os múltiplos objetivos, visto que um cromossomo que atenda a extremos, portando notas excelentes e péssimas em igual número, teria a mesma chance de um que possua apenas notas medianas. No final, o algoritmo poderia propor soluções tal como se levasse em conta apenas um objetivo, não servindo à sua proposta inicial.

A finalidade de um *Multiobjective Genetic Algorithm* (MOGA) é, portanto, indicar um número de respostas ótimas, levando em conta todos os objetivos. As soluções são obtidas tendo em mente todas as metas, mas algumas podem se sobressair em uma ou outra finalidade diferente, deixando ao usuário a escolha final. Uma das metodologias usadas para formular uma rotina que se comporte de tal forma é o Algoritmo Genético de Classificação por Não Dominância II, que foi adotado para a composição deste trabalho.

3.10 NSGA-II

O *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) é um GA que utiliza o conceito da eficiência de Pareto no momento da transição de gerações. É um método baseado no antigo NSGA com seu uso das fronteiras de Pareto, mas que opera de forma diferente para reduzir o número de operações computacionais, aumentar a velocidade de convergência e a eficiência geral da rotina (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002).

Como sugerido na seção 3.9, a função de avaliação adotada pelo NSGA-II quantifica o quão bem adaptado é um cromossomo para cada objetivo proposto, entregando notas distintas em relação a cada ponto de vista. O algoritmo com apenas um objetivo simplesmente utiliza esse

parâmetro para ditar a chance que um indivíduo tem de reproduzir. A seleção do NSGA-II, contendo múltiplas avaliações, se alterna entre qual delas é utilizada em cada escolha.

O que a sub-rotina faz é escolher uma das qualidades testadas para que essa seja o parâmetro usado para escolher um progenitor para a próxima geração, fazendo essa escolha toda vez que for selecionar um pai. Isso traz mais um elemento randômico à convergência: um cromossomo com bons traços para um propósito pode não vencer em um torneio quando o objetivo usado foi outro em que ele não se saiu tão bem. Entretanto, o programador pode dar pesos diferentes a cada meta, podendo então selecionar um objetivo principal que julga mais importante e aumentar a frequência com que é usado na seleção, diminuindo a chance de que indivíduos bem adaptados a essa categoria sejam descartados (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002).

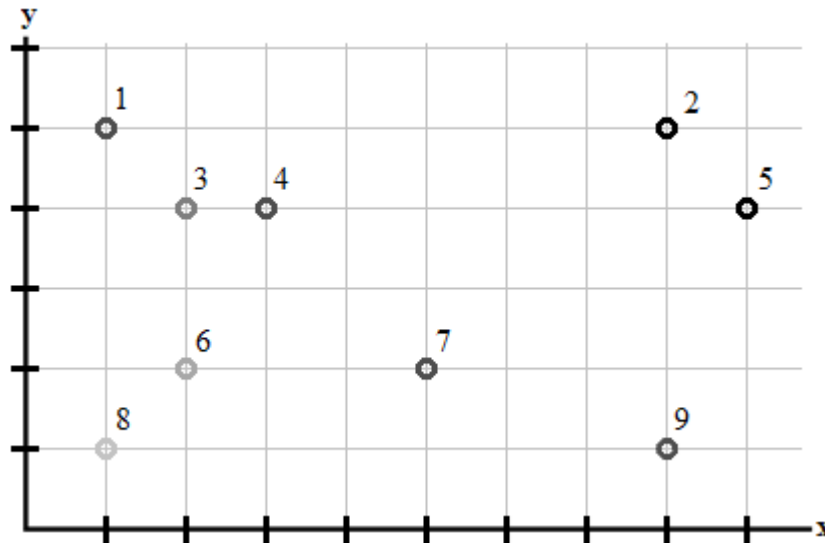
Os operadores genéticos não demandam alteração das suas versões apresentadas na seção 3.7, fazendo com que a geração da prole se passe da mesma forma. O NSGA-II utiliza uma ferramenta que aumenta o elitismo da rotina: os pais não são excluídos de imediato, mas sim competem em pé de igualdade com os filhos pela chance de permanecerem “vivos”. O elitismo favorece os cromossomos bem avaliados, evitando que bons traços sejam totalmente extintos pelos mecanismos de diversidade genética (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002). O método que julga quem merece uma vaga na próxima geração opera a partir do uso das fronteiras de Pareto.

A eficiência de Pareto é um conceito usado nas áreas de economia, ciência política e na informática. Segundo esse conceito, uma situação é Pareto eficiente se, e apenas se, não houver alternativa que melhore algum parâmetro sem piorar outro (INGHAM, 2019). Em problemas com objetivos conflitantes não há apenas uma resposta perfeita, mas várias soluções que possuem distintas formas de atender aos objetivos, onde um candidato não pode ser classificado como melhor do que outro, pois sempre haverá pelo menos uma de suas avaliação inferior na comparação. Logo a escolha do usuário recai na delimitação do quanto um objetivo pode ser ignorado em prol de outro considerado mais importante.

O modo com que o NSGA-II aplica esse conceito é na formação de “fronteiras” de acordo com o número de indivíduos que “dominam” um cromossomo. O domínio é definido quando todas as avaliações de uma resposta são iguais ou superiores às respectivas notas de outra solução. Na Figura 3.9 são comparados nove indivíduos com avaliações distintas em dois objetivos, referidos como x e y . Nessa comparação onde o objetivo é de maximização, as soluções 2 e 5 dominam todas as demais, visto que ambas possuem avaliações individuais

melhores do que as de todos os outros pontos. Porém, nenhuma das duas consegue efetivamente dominar a outra, tornando ambas Pareto eficientes nesse espaço de soluções.

Figura 3.9: Exemplo de Distribuição de Avaliações com Dois Objetivos de Maximização.



Fonte: Autoria Própria (2021)

O algoritmo da seleção de fronteiras segue as seguintes etapas:

1. Comparar um cromossomo com os demais para compor uma lista que indique quais indivíduos o dominam, ou seja, quais respostas possuem todas as avaliações iguais ou melhores às respectivas notas do indivíduo atual. Repetir para toda a população;
2. Procurar quais soluções não são dominadas por nenhuma outra e denominá-las como a primeira fronteira, os melhores cromossomos;
3. Retirar essas respostas das listas de dominadores, assim os indivíduos que eram inferiores apenas aos melhores agora possuem listas vazias;
4. Encontrar as novas soluções sem dominadores e agrupá-las na segunda fronteira;
5. Repetir o processo até não existir nenhum cromossomo não listado.

Na Tabela 3.5 é apresentado um exemplo de classificação dos cromossomos em fronteiras utilizando as respostas da Figura 3.9 como base, levando em conta que o problema atendido seja um de maximização. As linhas registram quais cromossomos dominam aquele da coluna indicada.

Tabela 3.5: Exemplo do Processo de Divisão de Fronteiras da Figura 3.9

Cromossomo	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Dominadores	2	X	2, 4 e 5	2 e 5	X	2, 3, 4, 5 e 7	2 e 5	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 e 9	2 e 5
Primeira Fronteira : 2 e 5									
Dominadores	X		4	X		3, 4 e 7	X	1,3,4,6, 7 e 9	X
Segunda Fronteira 1, 4, 7 e 9									
Dominadores			X			3		3 e 6	
Terceira Fronteira : 3									
Dominadores						X		6	
Quarta Fronteira: 6									
Dominadores								X	
Quinta Fronteira: 8									

Fonte: Autoria Própria (2021)

Levando em consideração uma população com vaga para cinco respostas, os cromossomos 2 e 5 são prontamente selecionados para integrar a próxima geração, sendo os dois pertencentes à primeira fronteira, a de maior prioridade. Já as três vagas remanescentes devem ser disputadas pelas soluções 1, 4, 7 e 9, que constituem a segunda fronteira de Pareto, a partir do método de *crowding distance*, discutido nos próximos parágrafos. O indivíduo 3 não consegue participar dessa seleção porque um dos elementos da fronteira selecionada, o cromossomo 4, o domina, levando-o à terceira fronteira. Os candidatos 6 e 8, que são dominados pela solução 3, são inseridos nas demais fronteiras, sendo o 8 considerado o pior cromossomo da geração.

Crowding distance, que pode ser traduzido como distância de aglomeração, é o método que ordena os indivíduos na fronteira disputada de acordo com o quão diferentes são suas avaliações das demais. Tal critério de desempate tem seu uso justificado pela procura a cruzar traços incomuns à tendência geral do algoritmo, visando aumentar a diversidade genética da população (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002). Os cromossomos da mesma fronteira possuem níveis

de avaliação semelhantes já que nenhum domina os demais, então uma distribuição de notas anormal significa uma resposta que satisfaz objetivos diferentes daqueles que a maioria da sua geração consegue. Assim, o cruzamento entre esse cromossomo e outro com notas diferentes pode gerar um filho que consiga atender às metas alcançadas por ambos os pais.

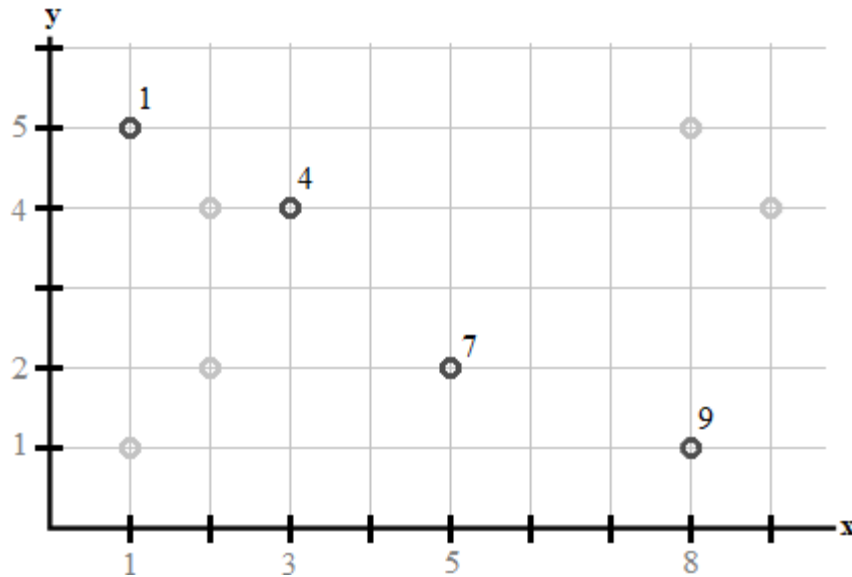
O modo de aplicar o *crowding distance* é criando listas auxiliares para cada objetivo, onde são armazenadas as respostas da fronteira de acordo com sua avaliação em tal meta, em ordem crescente. A distância de aglomeração de cada cromossomo corresponde à soma das diferenças normalizadas das notas mais próximas a esse indivíduo em cada objetivo (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002). A operação pode ser descrita por (3.1), onde i indica o indivíduo, j a meta e no o número de objetivos adotados. O divisor dessa equação simboliza a normalização realizada, onde se divide a diferença obtida de cada cromossomo pela diferença máxima, ou seja, entre as avaliações máxima e mínima do objetivo j . O candidato $i + 1$ de cada cromossomo é aquele com a avaliação superior mais próxima da sua nota no objetivo j , enquanto o $i - 1$ seria o com a nota inferior mais próxima nesse mesmo objetivo. Por exemplo, analisando a solução 4 na Figura 3.9, posicionada na segunda fronteira como indica a Tabela 3.5, a avaliação que tomaria o lugar de $i + 1$ no objetivo x seria a 7, enquanto a de $i - 1$ teria como representante o candidato 1, que é categorizado na mesma fronteira que o 4. No objetivo y , os cromossomos que ocupariam essas posições de superior e inferior seriam, respectivamente, 1 e 7, o inverso do que ocorre com x , como é a tendência quando as metas são conflitantes.

$$Crowding\ Distance_i = \sum_{j=no}^1 \frac{Aval(j)_{i+1} - Aval(j)_{i-1}}{Aval(j)_{max} - Aval(j)_{min}} \quad (3.1)$$

Como as respostas nos máximos e mínimos de cada meta são sempre as mais afastadas das demais, seu valor é o máximo normalizado, que sempre é 1. Ordenam-se então os cromossomos de acordo com o valor de *crowding distance* encontrado, onde os maiores valores possuem maior prioridade para entrar para a próxima geração (DEB, PRATAP, *et al.*, 2002).

Seguindo com o exemplo introduzido nos parágrafos passados, é necessário distribuir três vagas a quatro candidatos de uma mesma fronteira. Na Figura 3.10 é apresentada uma versão modificada da Figura 3.9 em que se destacam as soluções na segunda fronteira, segundo a Tabela 3.5.

Figura 3.10: Destaque da Segunda Fronteira da Figura 3.9 como Exposto na Tabela 3.5



Fonte: Autoria Própria (2021)

Utilizando a equação (3.1), foram calculados os valores de *crowding distance* dos cromossomos da fronteira em destaque na Figura 3.10. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 3.6, mostrando que os candidatos 1, 7 e 9 foram selecionados para compor a próxima geração.

Tabela 3.6: Valores de *Crowding Distance* das Soluções da Figura 3.10

Cromossomo	1	4	7	9
x normalizado	1	4/7	5/7	1
y normalizado	1	3/4	3/4	1
<i>Crowding Distance</i>	2	1,321	1,464	2

Fonte: Autoria Própria (2021)

Munido com essas ferramentas, o NSGA-II consegue lidar com um problema multiobjetivo de forma eficiente, visando o equilíbrio entre diversidade genética e a exploração de respostas bem avaliadas. O restante do algoritmo funciona da mesma forma já apresentada, passando pelo ciclo exposto na Figura 3.1 até alcançar um critério de parada, aonde apresenta então as soluções obtidas. Como discutido, não há uma resposta única que solucione o problema da melhor maneira, e sim uma série de cromossomos Pareto eficientes. Dessa forma, é recomendável que o algoritmo entregue ao usuário um cromossomo com a melhor avaliação para

cada meta atacada. Assim, é possível passar a informação com transparência, facilitando a escolha da resposta mais atraente.

3.11 Penalidades

Não é raro que um problema que necessite de um algoritmo genético para a busca de uma resposta conte com restrições em relação a sua solução. Como explorado na seção 3.4, a representação escolhida pelo usuário deve, quando possível, ser capaz de lidar com cromossomos inadmissíveis ao impedir sua criação. Entretanto, a natureza de uma condição pode ser tal que não seja possível negar sua geração sem correr o risco de deixar uma parte do espaço de soluções viáveis inacessível. Em casos assim, o programador pode recorrer a medidas específicas que penalizam esquemas que não respeitam os limites do problema.

A primeira ideia a surgir é detectar cromossomos inviáveis e eliminá-los da população, estratégia batizada de “pena de morte” (LINDEN, 2008). Aplicar esse método pode se provar ineficiente, visto que o cromossomo eliminado poderia portar esquemas importantes para a convergência do algoritmo, além de poder sobrecarregar a rotina com a geração e eliminação de indivíduos contínua. A pena de morte não diferencia uma resposta com ótimas notas e que saiu um pouco do limite com uma solução completamente inútil.

Portanto, é do interesse da eficiência do algoritmo aplicar uma penalidade que seja proporcional ao quão longe o cromossomo está da viabilidade (LINDEN, 2008). A função de avaliação, que já realiza trabalho semelhante ao quantificar a qualidade de um indivíduo, pode ser alterada de modo que a nota que entrega seja resultado da subtração entre a parte favorável e a desfavorável ao problema.

A partir da calibração da proporcionalidade, é possível aplicar a seguinte hierarquia de atratividade para a rotina, em ordem decrescente: cromossomos viáveis, cromossomos inviáveis com bons traços e cromossomos inviáveis que não contribuem à convergência. Logo, em um caso que existam muitas respostas falhas, como geralmente ocorre nas primeiras gerações, as soluções que possuam uma boa relação entre acertos e erros em seus genes possuem maiores chances de reproduzir e ajudar a convergência com seus traços positivos.

4 DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO

Este capítulo relata as principais medidas tomadas durante a programação da rotina tema deste trabalho. O problema analisado, introduzido no capítulo 2, é codificado para operar sob as funções do algoritmo de busca discutido no capítulo 3. A partir desse relato é possível compreender como a rotina julga a qualidade de cada alocação dos dispositivos de proteção a um dado sistema de distribuição. O algoritmo descrito foi escrito na linguagem de programação C++ na plataforma DEV-C++.

4.1 Introdução

Uma vez que a ferramenta para solucionar o problema foi escolhida, o próximo passo é adaptá-la para tal tarefa. Os algoritmos genéticos possuem várias funções com propriedades genéricas que exigem pouca alteração para se adequarem a um novo contexto. Por outro lado, a função de avaliação e a codificação das informações devem ser personalizadas de acordo com a demanda, pois servem como a tradução e interpretação dos parâmetros da questão em foco.

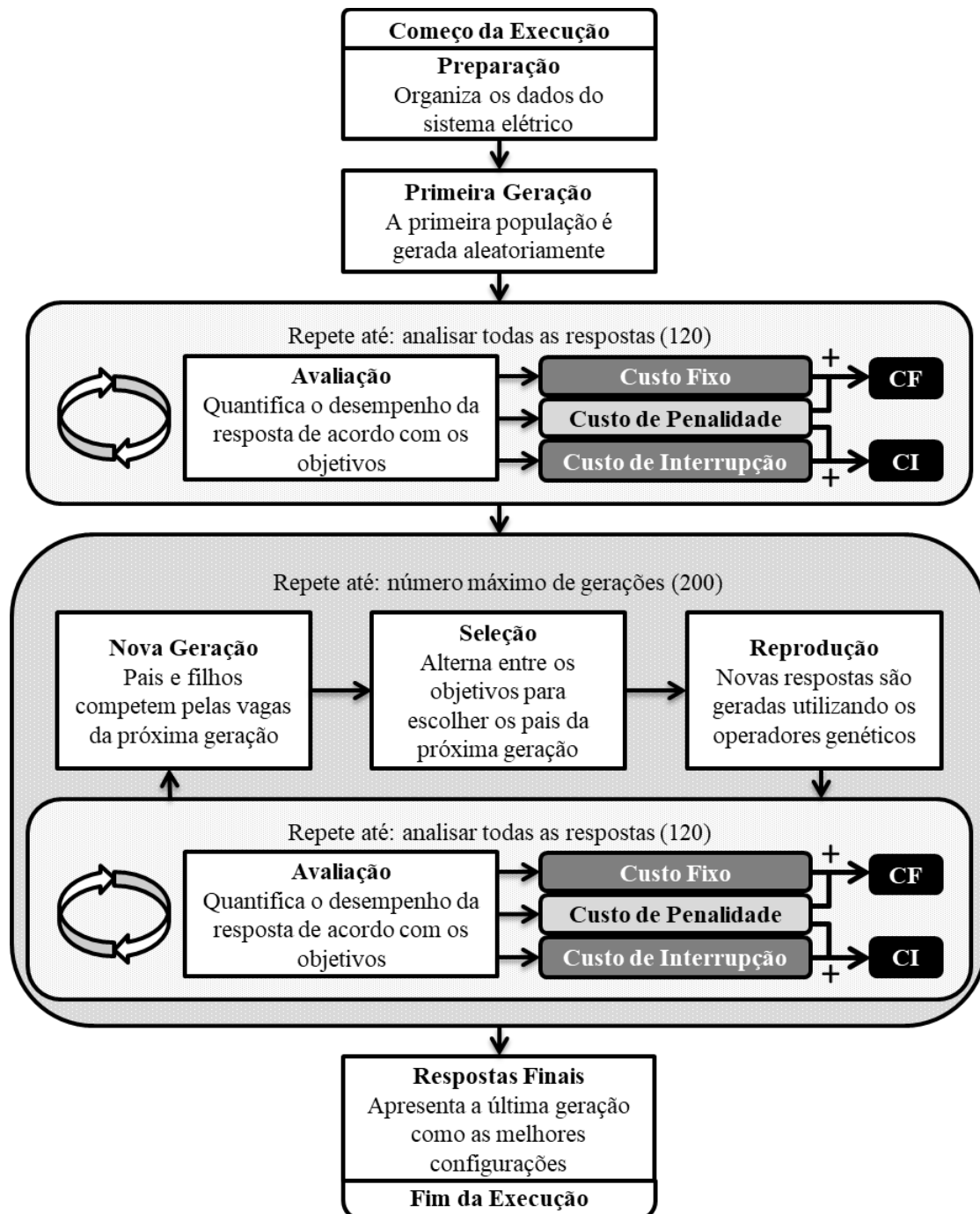
A codificação deve envolver os limites naturais do problema aos quais a resposta final deve se submeter, uma vez que deve ser aplicável no ambiente proposto. Isso implica em restringir alguns genes específicos para que uma informação proibida nunca esteja entre as possibilidades de resposta. Alguns casos podem exigir penalidades na pontuação de cada cromossomo quando se torna ineficaz a eliminação da possibilidade (LINDEN, 2008), como será expandido mais a frente.

O modelo de avaliação das soluções é, geralmente, o que mais exige tempo e esforço no momento de programar os algoritmos genéticos. São necessários conhecimentos sobre cada característica do problema que possa afetar sua avaliação: quais os fatores variáveis, como eles alteram o desempenho do sistema, como interagem entre si, quais as limitações enfrentadas. É necessário então desenvolver métodos matemáticos para calcular e quantificar a qualidade da solução, o que exige atribuir pesos numéricos a cada combinação de informações que possa surgir. Desenvolver uma função de avaliação é, portanto, criar um tradutor que consiga interpretar as combinações de dados de um cromossomo e quantificá-las em notas de

desempenho para que o algoritmo possa aplicar seus mecanismos de elitismo na busca pelos candidatos mais aptos a sanar o problema.

Na Figura 4.1 é apresentado o fluxograma que resume o funcionamento do algoritmo desenvolvido. As etapas citadas são aprofundadas ao longo deste capítulo.

Figura 4.1: Fluxograma do Algoritmo Desenvolvido



Fonte: Autoria Própria (2021)

Parâmetros como o número de cromossomos na população, critério de parada, probabilidade de reprodução por cruzamento e mutação demandam testes com o algoritmo já devidamente adaptado para encontrar o que melhor corresponde ao problema. Isso implica em executar o programa várias vezes, alterando os valores e anotando quais as mudanças notadas em seu desempenho. Uma vez escolhidos, é possível então concluir o desenvolvimento do algoritmo genético.

4.2 Informações da Rede de Distribuição

A princípio, para que seja possível desenvolver os métodos de codificação e avaliação do algoritmo, é preciso estudar o problema a fim de conhecer suas propriedades. Os sistemas de proteção das linhas de distribuição adotados nesse trabalho são constituídos de três dispositivos: religador, elo fusível e chave seccionadora manual. Cada um tem suas particularidades apresentadas no capítulo 2, onde é possível perceber que seu desempenho depende das características do ambiente onde é inserido, além do posicionamento dos demais dispositivos de proteção. Por isso, para se ter ideia da eficiência de uma configuração, é necessário conhecer primeiro as propriedades do ambiente onde o alimentador analisado se insere.

Os dados que o programa analisa a respeito da rede e do ambiente estudados são:

- Custos de energia não suprida em operações de reparo, chaveamento e religamento rápido envolvendo cargas residenciais, comerciais e industriais;
- Capacidade de potência reserva dos alimentadores vizinhos para remanejamento de cargas;
- Taxas de faltas permanentes e temporárias por quilometro por ano de cada linha;
- Potência complexa total das cargas residenciais, comerciais e industriais conectadas em cada barra;
- Comprimento e impedância das linhas dos alimentadores principal e vizinhos;
- Preço de aquisição dos dispositivos;
- Tensão nominal na saída do alimentador e limite de queda de tensão aceitável.

Embora as informações listadas sirvam para que o algoritmo compreenda as limitações do sistema, não é necessário inserir todas minuciosamente para obter um resultado satisfatório. Dados como os custos de energia não suprida são difíceis de obter devido ao grande número de

variáveis envolvida (custo de mão de obra, tempo médio sem fornecimento de energia, prejuízos financeiros, dentre outros). Logo, é preferível inserir um valor aproximado que mantenha a relação de comparação entre as diferentes categorias, de modo que a ordem de prioridade econômica seja levada em consideração durante a convergência.

Já parâmetros como a potência complexa das cargas alimentadas por cada barra se mostram difíceis de obter com exatidão expressiva, devido à natureza volátil do consumo de eletricidade ao longo do ano. Por isso, é aceitável se contentar com previsões com pouco grau de exatidão, mas que expressem a diferença entre as diferentes regiões do sistema. Bairros residenciais sendo representados por valores significativos de cargas residenciais, distritos industriais contendo predominantemente cargas industriais, e centros comerciais relacionados a consumidores comerciais.

Caso seja mais cômodo ao usuário, de fato não é necessário se ater a valores verossímeis na maioria dos campos descritos, sendo vital apenas a relação de peso econômico e técnico entre as propriedades. Religadores possuem, em geral, um custo de aquisição significativamente superior do que chaves seccionadoras e elos fusíveis devido à complexidade do seu funcionamento, assim como cargas industriais possuem maior prioridade do que as comerciais e residenciais, logo seus respectivos pesos econômicos devem expressar essa ideia. Entretanto, inserir valores reais facilita a manutenção do equilíbrio de custo benefício entre os dois objetivos e torna as respostas mais condizentes com a situação analisada. Portanto, o algoritmo pode entregar soluções interessantes ao sistema mesmo que nem todas as suas propriedades sejam conhecidas, embora consiga obter resultados ainda melhores quando bem informado sobre a situação que deve estudar.

4.3 Codificação e Restrição

Para que o algoritmo genético trabalhe com os dados do problema é necessário primeiro codificá-los para que se encaixem nos moldes gerais desse algoritmo. Isso inclui a formulação dos cromossomos e das populações, para que possam representar as possibilidades no espaço de soluções sem transgredir nenhuma limitação do sistema. Quando impossível restringir os indivíduos de todas as combinações indesejáveis, aplicam-se as penalidades, que guiam a convergência da rotina a respostas aceitáveis.

O cromossomo desenvolvido é um vetor composto por variáveis que armazenam números inteiros, possuindo seu tamanho igual ao número de seções existentes no alimentador principal, parâmetro que varia de acordo com os dados inseridos pelo usuário. Cada seção representa uma extensão da rede compreendida entre duas barras candidatas a alocação de um dispositivo de proteção. Elas são estabelecidas nas primeiras etapas do algoritmo, que recebe como dados de entrada todas as linhas, barras, suas conexões e as possibilidades de instalação dos dispositivos.

Cada espaço do cromossomo armazena qual o dispositivo designado à seção correspondente ao seu índice, variando entre: 0 - nenhum; 1 - religador; 2 - elo fusível; e 3 - chave de manobra. As restrições de alocação de dispositivos das barras precisam ser acessadas no momento da criação da primeira geração e quando o cromossomo se reproduz por mutação para que o equipamento aleatoriamente empregado não contradiga aos requisitos do usuário. A possibilidade que cada dispositivo tem de ser selecionado depende se ele é ou não aceito na barra a montante que começa a seção. Não há restrições quanto à falta de equipamento em dada barra, dependendo apenas da escolha feita pelo próprio algoritmo quando o mesmo detecta que a aplicação de um equipamento ali seria redundante ou com pouco custo-benefício. O único ponto que sempre possui um dispositivo é o relé de sobrecorrente no disjuntor alocado na saída da subestação.

A transformação das linhas, barras e cargas em seções coloca todas as informações pertinentes ao problema em um local de fácil acesso e sob mesmo índice, reduzindo o número de operações necessárias durante os ciclos de convergência. A preparação e organização dos dados inseridos pelo usuário antes das iterações serve para esse propósito, encurtando o caminho até as informações que são frequentemente acessadas, o que contribui na redução do tempo de execução do algoritmo.

Embora a abordagem atenda às restrições de alocação de dispositivos, ela não possui meios de reagir naturalmente aos outros limites impostos pelo problema sem afetar as características aleatórias do algoritmo genético. Esses limites estão relacionados com o número máximo de cada dispositivo disponível para alocação, quantidade de fusíveis instalados em série e qualquer demanda exigida pelo sistema, que pode ser exemplificado pela proibição da inserção de fusíveis à montante dos religadores aplicada no alimentador teste utilizado no capítulo 5.

Nestes casos, aplicam-se punições aos indivíduos transgressores em forma de penalizações em seu desempenho na função de avaliação. Uma sub-rotina percorre o

cromossomo analisando quantas e quais restrições foram desrespeitadas, com o intuito de gerar um valor numérico que denota o quão infactível é a aplicação do indivíduo no ambiente atendido. Como o problema abordado é de minimização, buscando o menor custo, tanto fixo quanto de interrupção, a nota de penalidade é somada às duas avaliações, reduzindo suas chances de difundir traços indesejados. A equação (4.1) ilustra o método de aquisição do custo de penalidade CP do cromossomo a partir do número de transgressões NT_t e do custo CT_t de cada uma. O intervalo de 1 a nt representa quantos tipos de restrições diferentes foram implementadas.

$$CP = \sum_{t=1}^{nt} (NT_t \cdot CT_t) \quad (4.1)$$

4.4 Função Objetivo

A meta do algoritmo desenvolvido é selecionar configurações de alocação de dispositivos de proteção que consigam ser tecnicamente eficientes e economicamente viáveis, objetivos geralmente conflitantes. Para que o programa possa interpretar esses conceitos e aplicá-los na convergência das soluções, é necessário embutir um método de quantificar numericamente o quão bem uma configuração consegue saciar cada uma das metas estipuladas. Logo, é necessário uma função objetivo composta por fórmulas matemáticas que tem como variáveis os parâmetros do problema e dos candidatos a sua solução.

As equações que constituem a função objetivo deste trabalho foram baseadas naquelas desenvolvidas no estudo redigido por da Silva (2005). Apesar dos diferentes métodos de busca utilizados, tanto a busca tabu quanto o algoritmo genético utilizam uma avaliação de desempenho para guiar suas convergências, o que possibilita o uso de equações semelhantes nos dois métodos. Após obter a avaliação de cada objetivo, o valor é somado ao custo de penalidade para que as respostas infactíveis se tornem menos atraentes em comparação com aquelas com configurações aplicáveis.

4.4.1 Custo Fixo

O custo fixo diz respeito ao valor financeiro inicial necessário para a instalação de todos dispositivos que compõem cada resposta (DA SILVA, 2005). Munido dos preços de cada tipo de

equipamento e da mão de obra envolvida na sua inserção, basta multiplicá-los pelo número de vezes que cada um dos dispositivos é aplicado na solução para se obter o custo total necessário, como ilustrado na equação (4.2). O valor obtido se torna a medida usada para comparar o rendimento entre respostas em relação a esse objetivo.

$$CF = n_r CF_r + n_{ef} CF_{ef} + n_{cs} C_{cs} \quad (4.2)$$

Onde:

- CF é o custo fixo de instalação de todos os dispositivos que uma solução sugere;
- n_r , n_{ef} , n_{cs} são respectivamente os números de religadores, elos fusíveis e chaves seccionadoras aplicados na configuração;
- CF_r , CF_{ef} , C_{cs} se relacionam aos preços de instalação de cada dispositivo.

O valor obtido dessa operação reflete o quanto é necessário investir de imediato para adaptar o sistema de proteção à alocação sugerida. Em situações em que já se tenha em posse o estoque necessário, onde se busca somente a realocação dos dispositivos, basta inserir o valor relacionado apenas à mão de obra envolvida no processo nas variáveis CF_r , CF_{ef} e C_{cs} e aplicar o número de dispositivos disponíveis nas restrições da convergência. Caso o usuário esteja trabalhando com uma linha nova, basta inserir o valor total estimado do dispositivo e de sua instalação.

Analisando a equação, é possível concluir que a configuração sem nenhum dispositivo é a mais barata possível, solução a que tenderia a convergência do algoritmo caso esse fosse seu único objetivo. Tal resposta, entretanto, iria compor um sistema de proteção criticamente ineficaz, em que cada atuação resultaria na interrupção do funcionamento de toda a rede pela sensibilização do relé de sobrecorrente no disjuntor fixo localizado na subestação. É necessário então um segundo objetivo, um que reflita o quão seletivo é o sistema reagindo às possíveis contingências.

4.4.2 Custo de Interrupção

O custo de interrupção é o indicador responsável por qualificar o sistema de proteção em relação a sua seletividade, ou seja, ao quão bem a continuidade de fornecimento é mantida frente às inevitáveis contingências (DA SILVA, 2005). Por exemplo: se uma falta temporária ocorre em

um sistema sem nenhum religador, o relé de sobrecorrente da subestação acionará seu disjuntor, interrompendo a alimentação de todas as cargas do alimentador, mesmo que brevemente. Caso fosse alocado um religador em qualquer ponto a montante da origem da falta que acometeu o sistema, só seriam afetadas as cargas à jusante desse dispositivo, tornando esse sistema de proteção mais seletivo. Essa segunda configuração obteria, nessa falta específica, um custo de interrupção menor do que a primeira, para representar sua seletividade superior.

Devido ao grande número de dados levados em consideração, o cálculo do segundo objetivo toma quase todo o tempo de simulação do programa. Para gerar um valor fidedigno, são realizadas simulações de faltas permanentes e temporárias em cada seção do sistema, tomando nota dos efeitos causados aos consumidores de todo o alimentador. Essa análise é feita utilizando o número de faltas que acometem cada trecho anualmente, número que pode ser inserido pelo usuário a partir das variáveis de taxas de interrupções permanentes e temporárias. Assim, o algoritmo pode sugerir alocações que levam em consideração trechos específicos com alto índice de faltas. Portanto, o custo de interrupção se refere ao custo de energia não suprida anual que a configuração de proteção oferece a partir das propriedades do alimentador detalhado pelo usuário.

A forma de julgar o impacto da falta se dá a partir da análise do tempo de energia não fornecida previsto para cada consumidor. O fornecimento de energia foi interrompido? Qual a previsão de retorno do fornecimento? É possível suprir a demanda do ponto através da reconfiguração da rede durante a espera pelo reparo? São essas e outras questões que o algoritmo leva em conta enquanto calcula o custo de interrupção, para enfim entregar um valor numérico que sirva para a comparação de qualidade entre os candidatos a resposta.

O processo começa pela divisão entre o custo proveniente de faltas permanentes e temporárias, que são calculados separadamente para convergir em único valor final, como exposto em (4.3):

$$CI = \sum_{i=1}^{nsec} (CIP_i + CIT_i) \quad (4.3)$$

Onde:

- CI representa a projeção do custo de interrupção de um ano de operação;
- CIP_i é a previsão do custo proveniente de faltas permanentes com origem na seção i durante um ano;

- CIT_i diz respeito ao custo devido a faltas temporárias incidentes na seção i projetado para o período de um ano.

4.4.2.1 Custo de Interrupção Permanente

Uma falta permanente requer uma equipe de manutenção para reparar o trecho envolvido antes que ele possa voltar a operar, tornando maior o tempo de energia não suprida às cargas afetadas. É possível, entretanto, reconfigurar a rede a fim de reduzir esse tempo para alguns consumidores, o que depende da alocação dos dispositivos e da proximidade de alimentadores vizinhos que possuam capacidade de suprir a potência dessas unidades remanejadas (DA SILVA, 2005).

O cálculo do custo de interrupção permanente pode ser dividido em três partes que levam em conta cargas em diferentes localizações, sendo essas: custo na seção, à montante e à jusante da origem da falta. A soma dessas três parcelas multiplicada pela taxa de falta permanente por ano e quilômetro e o comprimento da seção analisada serve como indicador dos prejuízos econômicos anuais previstos na ocorrência interrupções permanentes originadas nesse trecho, como indica (4.4).

$$CIP_i = \lambda_i \cdot l_i \cdot (CIP_{ipo} + CIP_{imo} + CIP_{iju}) \quad (4.4)$$

Onde:

- λ_i é a taxa de faltas permanentes na seção i por ano e quilômetro de extensão das linhas por ela delimitadas;
- l_i representa a soma dos comprimentos das linhas que compõem a seção i ;
- CIP_{ipo} , CIP_{imo} e CIP_{iju} são indicadores do quanto a falta permanente com origem na seção i custa com base nas cargas localizadas respectivamente nesta seção, à sua montante e à sua jusante.

A seção em que a falta se origina sempre é afetada pela interrupção de energia, independente do dispositivo alocado, pois é de interesse do sistema de proteção isolar a causa da anomalia para interromper os níveis elevados de corrente e evitar danos aos componentes da rede. Assim, sua contribuição no custo de interrupção segue o apresentado em (4.5).

$$CIP_{ipo} = LR_i \cdot CRR + LC_i \cdot CRC + LI_i \cdot CRI \quad (4.5)$$

Em que:

- LR_i , LC_i e LI_i dizem respeito à potência ativa residencial, comercial e industrial, nesta ordem, instalada na seção i ;
- CRR , CRC e CRI são os custos de energia não suprida durante o período de reparo da origem de falta para cargas residenciais, comerciais e industriais, respectivamente.

Os consumidores localizados nos trechos a montante da seção de falta dependem da atuação do dispositivo dessa seção para não serem afetados pela mitigação do defeito realizada pelo sistema de proteção. Se for um equipamento que se sensibiliza e atua a partir da alteração das grandezas elétricas, como um religador ou um elo fusível, não há interrupção do fornecimento de energia em tais trechos. Já no caso em que uma chave de manobra seja alocada, todas as cargas à montante da seção de origem até o primeiro dispositivo de proteção automático serão desligadas até que seja realizado o chaveamento dessa seccionadora. A equação (4.6) ilustra essa relação:

$$CIP_{imo} = \begin{cases} 0, & ds_i \neq 3 \\ \sum_{m=1}^M (LR_m \cdot CCR + LC_m \cdot CCC + LI_m \cdot CCI), & ds_i = 3 \end{cases} \quad (4.6)$$

Onde:

- A somatória com m variando de 1 a M compreende todas as seções a montante do ponto de falta;
- LR_m , LC_m e LI_m representam a potência ativa, em ordem, residencial, comercial e industrial instalada na seção m ;
- CCR , CCC e CCI são os custos de energia não suprida enquanto as chaves seccionadoras são atuadas no isolamento da falta para consumidores, respectivamente, residenciais, comerciais e industriais;
- ds_i é o dispositivo empregado na seção i .

Já as cargas à jusante da seção sempre serão afetadas pela falta devido à filosofia de distribuição radial. Entretanto, o tempo sem fornecimento pode ser reduzido de acordo com a presença de equipamentos de manobra e alimentadores vizinhos disponíveis para suprir a demanda dessas cargas durante o reparo da falta. A localização dos consumidores e dos dispositivos pelo sistema é o que determina as possíveis configurações para remanejamento.

Primeiro, identifica-se o primeiro dispositivo com possibilidade de manobra, ou seja, um religador ou chave seccionadora, à jusante da seção de falta, para que as cargas adiante deste sejam separadas do ponto de falta. Os trechos entre a origem da anomalia e o primeiro dispositivo de manobra não podem ser remanejadas, devendo então aguardar pelo reparo da falta.

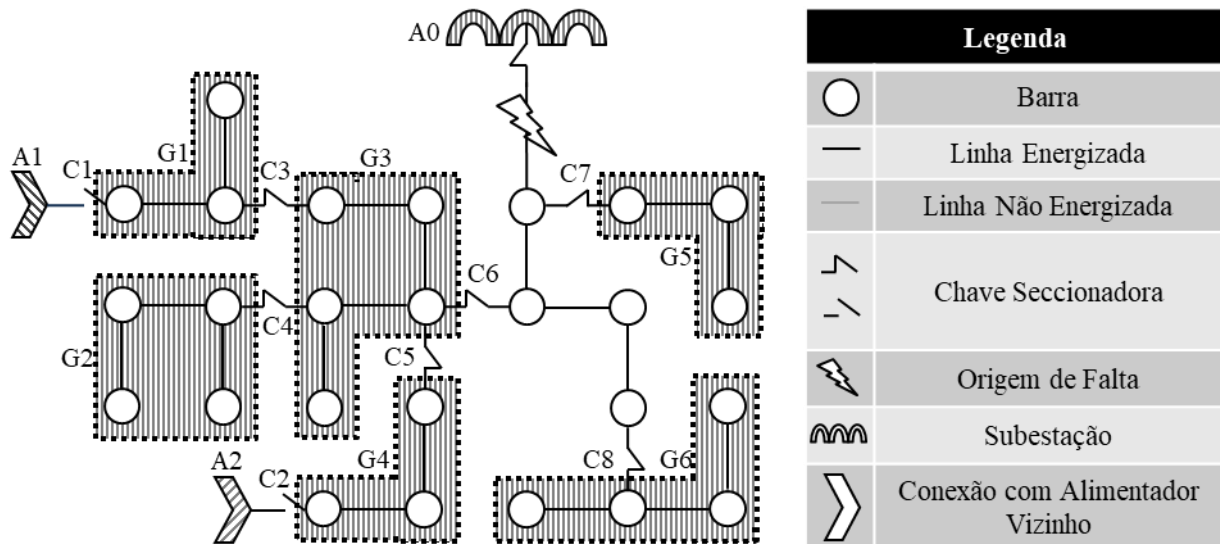
Os trechos que podem ser separados da falta por manobras na rede podem ter sua energia reestabelecida mais rapidamente. Para que isso seja possível, deve estar à disposição desses trechos uma linha que os conecte a um alimentador vizinho que tenha a capacidade de abastecer suas cargas. As linhas que fazem essa ligação são distribuídas pela rede para que operem em caso de contingência, permanecendo desligadas por chaves normalmente abertas durante seu funcionamento cotidiano.

A presença da conexão com o alimentador vizinho não é suficiente para concluir que todas as cargas seccionadas possam ter sua demanda de energia suprida, já que os limites de operação devem ser respeitados. É necessário então procurar pela melhor configuração emergencial para a falta, uma que possa abastecer o máximo possível de cargas sem ferir as restrições impostas, a fim de representar o provável chaveamento que seria realizado no sistema real durante uma falta correspondente.

Com tal objetivo, o algoritmo organiza grupos de seções que não podem ser separadas por manobras, ou seja, cargas que sempre são alimentadas simultaneamente. O grupo de maior carga conectado diretamente a um alimentador é seccionado dos demais e a linha normalmente aberta é fechada, alimentando-o. Essa configuração é checada pela sub-rotina de fluxo de potência, que observa se algum limite de queda de tensão ou de sobrecorrente foi transgredido. Caso não, essa configuração é aceita e o próximo chaveamento é testado, sempre seguindo a prioridade de potência dos grupos com a possibilidade de serem abastecidos, seja por uma linha normalmente aberta ou por outro grupo adjacente.

O processo descrito é ilustrado pelas figuras expostas a seguir. O estado anterior ao chaveamento, presente na Figura 4.2, é constituído pelos dispositivos de manobra em seu estado normal, abertos ou fechados, instantes após a ocorrência de uma anomalia no funcionamento do sistema elétrico e antes da atuação da proteção. Os alimentadores vizinhos A1 e A2 são mantidos desconectados de acordo com a filosofia radial. Os agrupamentos de barras e linhas destacados são trechos que não podem ser separados por chaveamentos entre si, ou seja, seções que permanecem conectadas independentemente da configuração de remanejamento aplicada.

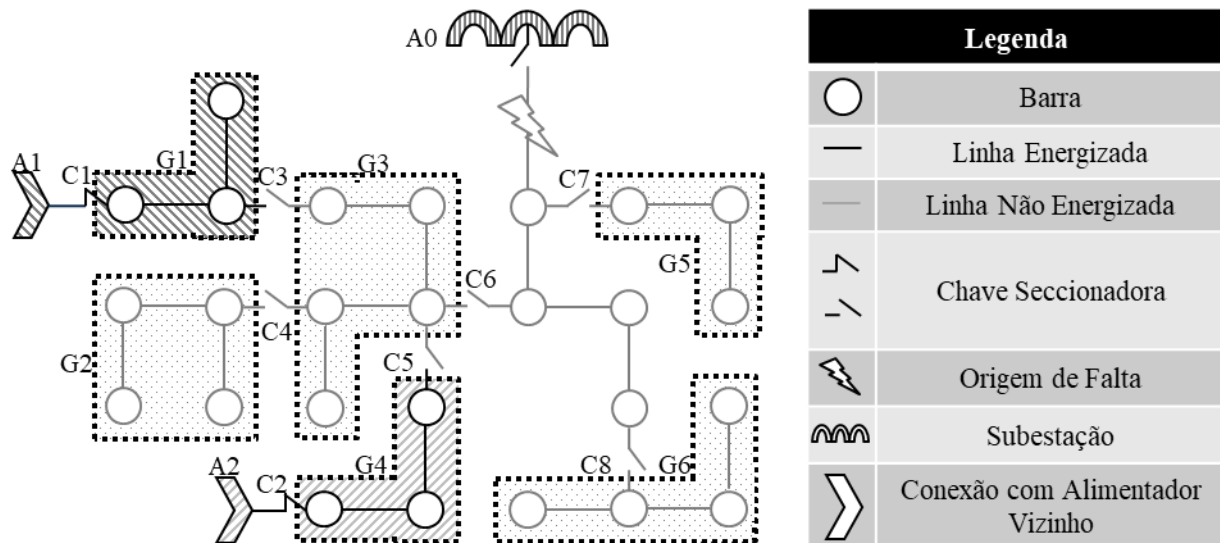
Figura 4.2: Configuração Inicial do Sistema Exemplo à Jusante da Falta



Fonte: Autoria Própria (2021)

Na Figura 4.3 todas as chaves normalmente fechadas são abertas para isolar os diferentes grupos, a fim de ilustrar o ilhamento que esses dispositivos podem propor. Nessa ilustração, já foi constatado que os dois grupos diretamente conectados aos alimentadores vizinhos, G1 e G4, podem ser alimentados pelos mesmos, uma vez que sua conexão não fará com que os limites de operação do sistema sejam transgredidos, logo C1 e C2 são fechadas.

Figura 4.3: Primeiras Conexões no Remanejamento de Cargas Sob Contingência

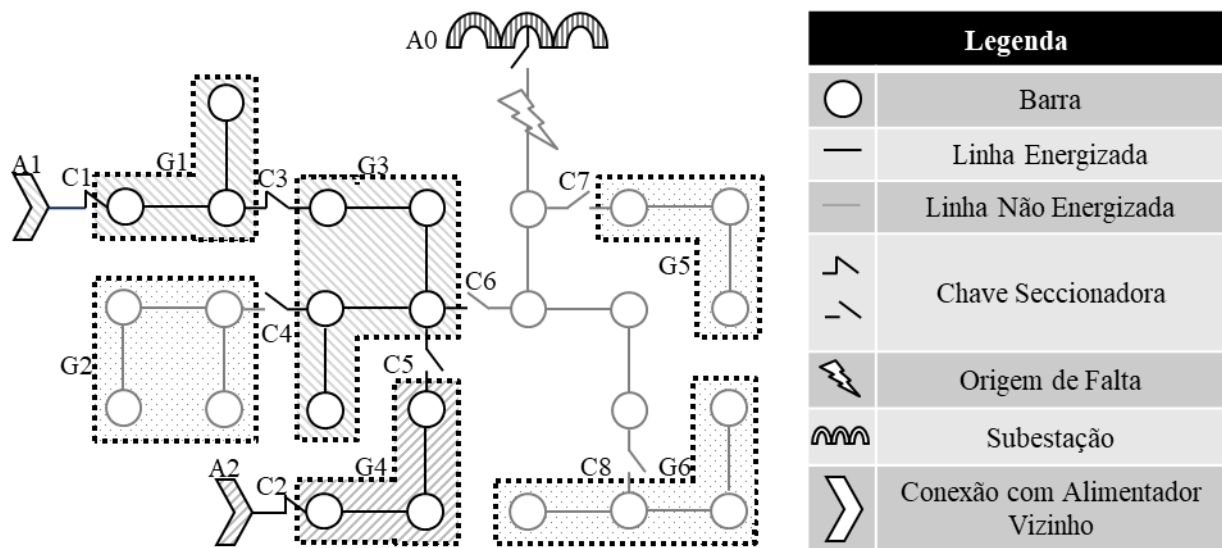


Fonte: Autoria Própria (2021)

Agora são ponderadas as possibilidades de mudar o estado das chaves que ligam esses grupos aos demais. São duas seccionadoras que fazem essa conexão: C3 e C5. Entretanto, ambas indicam a possibilidade de fornecer energia ao mesmo grupo, G3, o que não pode ser feito devido à filosofia de radialidade do sistema de distribuição. Portanto, é escolhido o alimentador A1 com maior capacidade de fornecimento disponível, uma vez que esse tem mais chances de alimentar outros conjuntos de seções conectadas ao novo grupo alimentado.

A Figura 4.4 expõe a nova configuração de remanejamento, onde é possível analisar as opções de conexão que surgiram após o fornecimento de energia ao grupo G3. Com o novo grupo conectado ao alimentador A1, é possível alcançar mais consumidores a partir da atuação das chaves C4 e C6 que ligam esse grupo aos demais. A seção de falta não pode ser abastecida, uma vez que é necessário isolar a origem do defeito, o que impossibilita a atuação da chave C6. Já o grupo G2 possui mais carga do que o alimentador A1 pode suprir após atender à demanda dos grupos G1 e G3, o que impossibilita fechar a chave C4. Logo nenhuma seccionadora é atuada.

Figura 4.4: Segunda Conexão no Remanejamento de Cargas Sob Contingência



Fonte: Autoria Própria (2021)

Após constatar que não há mais nenhum grupo de seções sem fornecimento com possibilidade de conexão aos alimentadores vizinhos, a rotina conclui a configuração emergencial e classifica as seções de acordo com sua situação. Enquanto o grupo G2 não foi remanejado devido ao limite de capacidade do alimentador A1, os grupos G5 e G6 ficaram sem fornecimento por não existir nenhuma possibilidade de conexão com um alimentador vizinho. Os consumidores remanejados permanecem sem fornecimento de energia até que seja realizada a reconfiguração da

rede, enquanto os demais devem aguardar até que o defeito seja reparado e o sistema volte a operar normalmente, sofrendo pela falta de abastecimento por um tempo maior. O custo total da interrupção permanente das seções à jusante da falta pode ser sintetizado pela equação (4.7) abaixo:

$$CIP_{iju} = \sum_{j=1}^J \begin{cases} LR_j \cdot CCR + LC_j \cdot CCC + LI_j \cdot CCI, & j \in SR \\ LR_j \cdot CRR + LC_j \cdot CRC + LI_j \cdot CRI, & j \notin SR \end{cases} \quad (4.7)$$

Sendo:

- CIP_{iju} o custo de interrupção permanente proveniente das cargas a jusante da seção de falta;
- O intervalo entre 1 e J o que representa todas as seções a jusante;
- SR o grupo de seções que podem ser remanejadas sem transgredir os limites de operação.

Portanto, o que determina o tempo que o consumidor permanecerá sem alimentação é a possibilidade do fornecimento de energia por alimentadores vizinhos, ditada pela presença de dispositivos de manobra, viabilidade operacional e potência disponível para remanejamento.

4.4.2.2 Custo de Interrupção Temporária

As interrupções temporárias são maioria dentre as faltas que acometem os sistemas de distribuição aéreos, principalmente os que possuem trechos em áreas rurais. Caracterizadas por terem como origem um fenômeno passageiro, esse tipo de falta pode ser rapidamente extinguida interrompendo a condução de energia pelo trecho por alguns momentos e a restaurando em seguida, mesmo que repetindo esse ciclo mais de uma vez.

O dispositivo responsável por essa série de manobras é o religador, que é o foco da quantificação de impacto aos consumidores nessa modalidade de falta. Quanto mais religadores são distribuídos pelas linhas, menos consumidores são afetados por uma eventual interrupção temporária.

Tal como no caso da falta permanente, o cálculo do custo de falta temporária é dividido em três partes que tratam dos impactos à seção de falta, aos trechos à sua montante e aos trechos à sua jusante. A equação (4.8) retrata essa divisão:

$$CIT_i = \gamma_i \cdot l_i \cdot (CIT_{ipo} + CIT_{imo} + CIT_{iju}) \quad (4.8)$$

Em que:

- γ_i representa a taxa de faltas temporárias na seção i por ano e quilômetro de comprimento de suas linhas;
- l_i é a soma das extensões das linhas que compõem a seção i ;
- CIT_{ipo} , CIT_{imo} e CIT_{iju} são as divisões do quanto a falta temporária com origem na seção i custa, classificadas de acordo com as cargas localizadas respectivamente na seção i , à sua montante e à sua jusante.

Os dispositivos de proteção atuam de forma a interromper a condução de correntes elevadas até a origem do defeito percebido, desligando a seção onde o mesmo se encontra. Os consumidores dessa seção são sempre afetados pelo ciclo de religamento, e o custo avaliado pelo algoritmo é encontrado de acordo com a equação (4.9):

$$CIT_{ipo} = LR_i \cdot CTR + LC_i \cdot CTC + LI_i \cdot CTI \quad (4.9)$$

Onde:

- CTR , CTC e CTI são os custos de energia não suprida durante uma falta temporária a consumidores residenciais, comerciais e industriais, respectivamente.

Já os trechos à montante só são afetados quando o dispositivo da seção onde a falta ocorreu não for um religador. Quando esse é o caso, todos os consumidores localizados entre a seção de falta e o primeiro religador à montante ou a entrada da subestação tem seu fornecimento de energia interrompido brevemente. O custo da interrupção temporária a montante da seção de falta é obtido como sintetiza o sistema de equações (4.10):

$$CIT_{imo} = \begin{cases} 0, & ds_i \neq 1 \\ \sum_{m=1}^M (LR_m \cdot CTR + LC_m \cdot CTC + LI_m \cdot CTI), & ds_i = 1 \end{cases} \quad (4.10)$$

A falta temporária sempre afeta os consumidores à jusante da sua origem igualmente, mesmo que de forma rápida. Diferente do que ocorre na interrupção permanente, esse tipo de falta torna o remanejamento desnecessário, visto sua natureza transitória. A equação (4.11) representa como a parcela do custo referente a essas cargas é calculada.

$$CIT_{iju} = \sum_{j=1}^J (LR_j \cdot CTR + LC_j \cdot CTC + LI_j \cdot CTI) \quad (4.11)$$

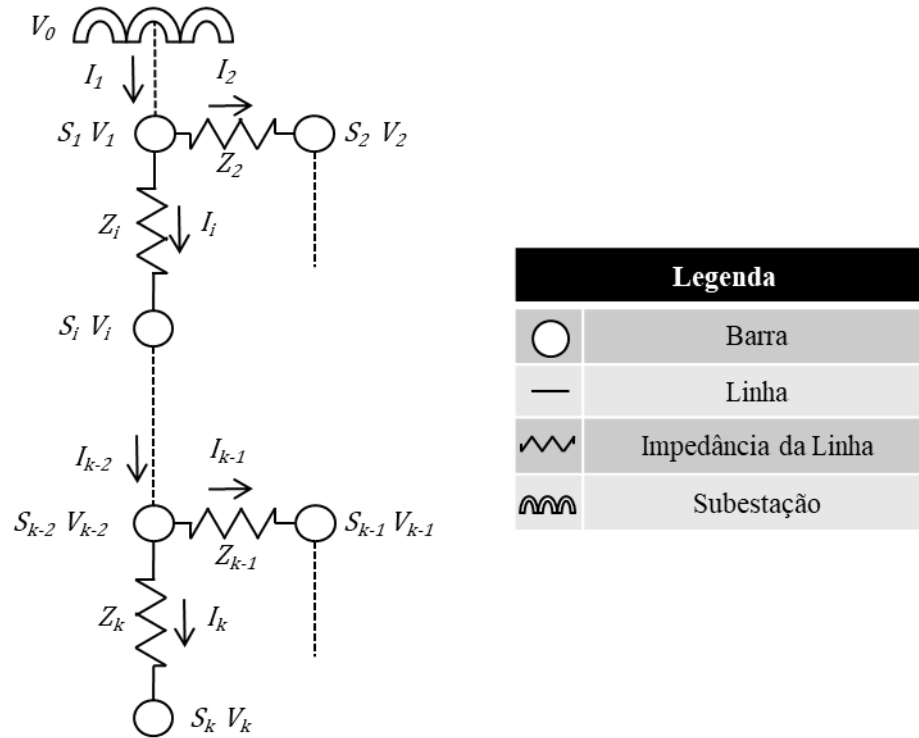
4.5 Sub-rotina de Fluxo de Potência

Durante a reconfiguração do sistema no remanejamento de cargas durante interrupções permanentes, o operador do sistema deve questionar se os limites de operação são respeitados na nova configuração. Para que seja possível analisar a queda de tensão nos cabos e a nova corrente que os percorre, é aconselhável o uso de uma rotina de fluxo de potência que simule os parâmetros da rede. O algoritmo apresentado nesse trabalho deve fazer o mesmo, uma vez que seu objetivo é usar a reação à interrupção que consiga reduzir ao máximo o tempo de energia não suprida, de acordo com a configuração do sistema de proteção que cada resposta apresenta. Dessa forma, essa reação deve, pelo menos, obedecer às regras de distribuição estabelecidas pelo órgão regulador (ANEEL, 2021).

Assim, se faz necessário uma função que possa realizar o cálculo de fluxo de potência e, com base nos valores das grandezas elétrica estipuladas, devolver uma resposta positiva ou negativa quanto à transgressão de um limite de operação. Caso o limite seja transgredido, a configuração sujeita não pode ser aplicada e não vale como alternativa de operação sob contingência. Nesse caso, o algoritmo busca outros chaveamentos dentre as possibilidades provenientes da alocação de dispositivos de proteção registrada no cromossomo, uma que represente o curso de ação que provavelmente será tomado pelos operadores da rede ao reagir à falta específica sendo analisada. Dessa forma, é possível estimular a alocação de chaves de manobra em pontos estratégicos para o remanejamento das cargas próximas a alimentadores vizinhos.

A rotina de fluxo de potência usada nesse projeto foi baseada naquela utilizada no trabalho de da Silva (2005). É esperado que essa função seja acionada repetidas vezes durante a análise de cada cromossomo de uma geração, o que exige que seja um processo rápido em vista de reduzir o tempo de execução do algoritmo. Assim, o fluxo de potência implementado é monofásico e iterativo, aplicando as leis de Kirchhoff (HALLIDAY e RESNICK, 2009) para estimar a corrente e a queda de tensão em cada linha. Tomando como exemplo o sistema apresentado na Figura 4.5, a tensão da subestação V_0 e as potências instaladas em cada barra S_0 , S_1 , ..., S_k são fixas, enquanto as demais tensões e correntes variam a cada iteração.

Figura 4.5: Exemplo de Sistema de Distribuição



Fonte: Autoria Própria (2021)

O cálculo se inicia somando toda a carga à jusante de cada nó a fim de encontrar as correntes que chegam às barras, como indica a equação (4.12):

$$\hat{S}_{jus_i} = \sum_{j=i}^J \hat{S}_j \quad (4.12)$$

Onde:

- $\hat{S}_{jus_i}$ indica a potência complexa total à jusante da barra i ;
- O intervalo de i a J representa o nó atual e todos aqueles à sua jusante;
- $\hat{S}_j$ é a carga diretamente conectada à barra j .

Aplicando esse modelo ao exemplo da Figura 4.5, a potência total à jusante da barra k é apenas aquela conectada diretamente em si, ou S_k . Já $\hat{S}_{jus_{k-2}}$ teria valor igual à soma de S_k com o valor concentrado à jusante da barra $k - 1$, representado por $\hat{S}_{jus_{k-1}}$.

Utilizando valores inicialmente estimados para a tensão de cada nó, o algoritmo utiliza a equação (4.13) para encontrar as correntes que percorrem as linhas:

$$i_i^{(p)} = \left(\frac{\dot{S} J u s_i}{\dot{V}_i^{(p-1)}} \right) \quad (4.13)$$

Em que:

- $i_i^{(p)}$ é a corrente complexa que chega à barra i na iteração p ;
- $\dot{V}_i^{(p-1)}$ representa a tensão complexa do nó i na iteração anterior à atual p .
- O operador $\overline{(\quad)}$ representa o conjugado do valor complexo entre parênteses.

Nota-se que a corrente e a tensão variam com o passar das iterações (p), enquanto a potência à jusante permanece constante. A tensão utilizada na equação (4.13) é aquela encontrada na iteração anterior. Com a corrente da iteração atual estabelecida, é possível medir a queda de tensão devido à impedância da linha que abastece cada barra a partir da equação (4.14):

$$\Delta \dot{V}_i^{(p)} = \dot{Z}_i \cdot i_i^{(p)} \quad (4.14)$$

Sendo que:

- $\Delta \dot{V}_i^{(p)}$ é a queda de tensão entre os nós $i - 1$ e i ;
- $\dot{Z}_i$ indica a impedância da linha que liga a barra i à outra diretamente montante.

Encontra-se então a nova tensão da barra subtraindo a tensão do nó montante pela queda na linha:

$$\dot{V}_i^{(p)} = \dot{V}_{i-1}^{(p-1)} - \Delta \dot{V}_i^{(p)} \quad (4.15)$$

Onde:

- $\dot{V}_i^{(p)}$ simboliza a tensão da barra i da iteração atual (p);
- $\dot{V}_{i-1}^{(p-1)}$ é a tensão da barra à montante da iteração anterior.

Após a análise de todos os nós, o algoritmo possui os dados de corrente e tensão de cada um. Para decidir se essas informações são confiáveis, a rotina as compara ao encontrado na iteração passada, como mostra (4.16):

$$\left| \dot{V}_i^{(p)} \right| - \left| \dot{V}_i^{(p-1)} \right| < \Delta V_{tol} \quad (4.16)$$

Caso a diferença seja maior do que ΔV_{tol} (tolerância de diferença entre iterações), o processo recomeça, utilizando os valores obtidos nessa iteração. Se for menor, o cálculo é encerrado e as grandezas obtidas são entregues para a análise de transgressão dos limites de

operação, que julgam a configuração como infactível mesmo que apenas uma barra apresente uma grandeza elétrica irregular.

4.6 Definição dos Parâmetros

Concluída a função de avaliação como exposto nas seções anteriores, o programa se encontra quase completo. Assim como discutido, os algoritmos genéticos possuem várias funções com natureza genérica que podem ser facilmente adaptados a diferentes tipos de problemas. Dessa forma, as sub-rotinas responsáveis pelos processos de seleção e reprodução foram adaptadas para corresponder com a codificação aplicada, operando tal qual o conceito exposto no capítulo 3.

A última etapa foi encontrar os parâmetros relacionados às escolhas randômicas da rotina e à escala da sua convergência. A importância da definição de valores adequados reflete na eficiência do algoritmo, influenciando diretamente na qualidade das respostas. (LINDEN, 2008) sugere que esses parâmetros são relacionados às várias informações ligadas à codificação utilizada, como o tamanho do cromossomo, do espaço amostral, do número de estados possível a cada gene, do quão dependente são os genes dos demais para formar traços de qualidade, entre outros. Devido a esse número expressivo de variáveis, a estipulação de valores exatos aos parâmetros se torna difícil, o que torna sugestiva a análise por tentativa e erro através de simulações com um ambiente de testes.

Assim, foram realizadas várias simulações com distintos valores para os parâmetros. As grandezas analisadas nesses testes foram: tamanho da população, número de gerações processadas, probabilidade de reprodução por *crossover* ou mutação, diferentes pesos na seleção para cada objetivo e o número de participantes dos torneios. Além disso, a função de cruzamento foi alternada entre duas versões de, uma com um e outra com dois pontos de corte, juntamente a modificações no número de genes alterados na aplicação da mutação.

O meio de analisar a qualidade dos parâmetros consistiu em selecionar as respostas com menor custo total (a soma dos custos fixo e de interrupção) de cada simulação e então aplicar o conceito da eficiência de Pareto para ordená-las. Cada combinação de parâmetros possui três respostas adquiridas em diferentes convergências com o objetivo de reduzir a variação aleatória comum dos algoritmos genéticos multiobjetivos. Embora o custo total não seja uma das metas do

problema analisado nesse trabalho, sendo os custos fixo e de interrupção medidos separadamente, aqui ele se torna um bom critério de desempate entre respostas que são Pareto eficientes entre si.

De acordo com as tendências encontradas nas primeiras comparações, novos testes foram realizados e novamente comparados entre si. Por fim, foi possível definir valores satisfatórios aos parâmetros discutidos que, aplicados ao algoritmo, possibilitaram a obtenção das melhores respostas, portando ainda boa consistência de qualidade entre as execuções do programa. As variáveis escolhidas são apresentadas na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Parâmetros do Algoritmo Genético Multiobjetivo Desenvolvido

Tamanho da População	Critério de Parada	Probabilidade de Cada Objetivo	Forma de Reprodução
120 Cromossomos	200 Gerações	CF: 50%; CI: 50%	Cruzamento ou Mutação
Probabilidade de Cada Operador Genético	Método de Cruzamento	Método de Seleção de Pais	Número de Candidatos Do Torneio
Cruzamento: 80%; Mutação: 20%	Dois Pontos de Corte	Torneio	15

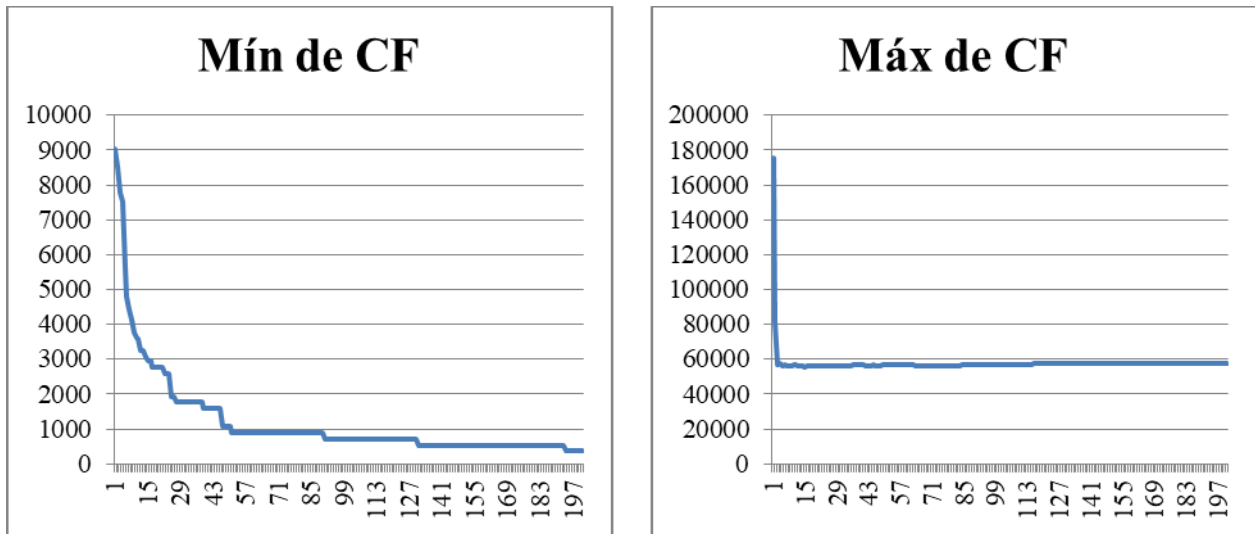
Fonte: Autoria Própria (2021)

4.7 Análise da Convergência das Avaliações

A fim de estudar a evolução da qualidade das resposta ao longo das gerações do algoritmo desenvolvido, foram utilizadas as avaliações dos cromossomos gerados para traçar curvas que ilustrem suas características em cada iteração. Esses testes utilizaram um alimentador real de 134 barras que é expandido no próximo capítulo, quando a filosofia da proteção de sistemas elétricos é utilizada para verificar a aplicabilidade das respostas. Esta seção se dedica apenas a observar a maneira com que as avaliações das soluções evoluem ao longo das iterações de acordo com os parâmetros escolhidos para o algoritmo genético, o que permite adiar a apresentação dos detalhes do sistema de teste.

Na Figura 4.6 são apresentados os extremos da avaliação do objetivo custo fixo em cada iteração, as melhores e piores notas atingidas pelos cromossomos das populações.

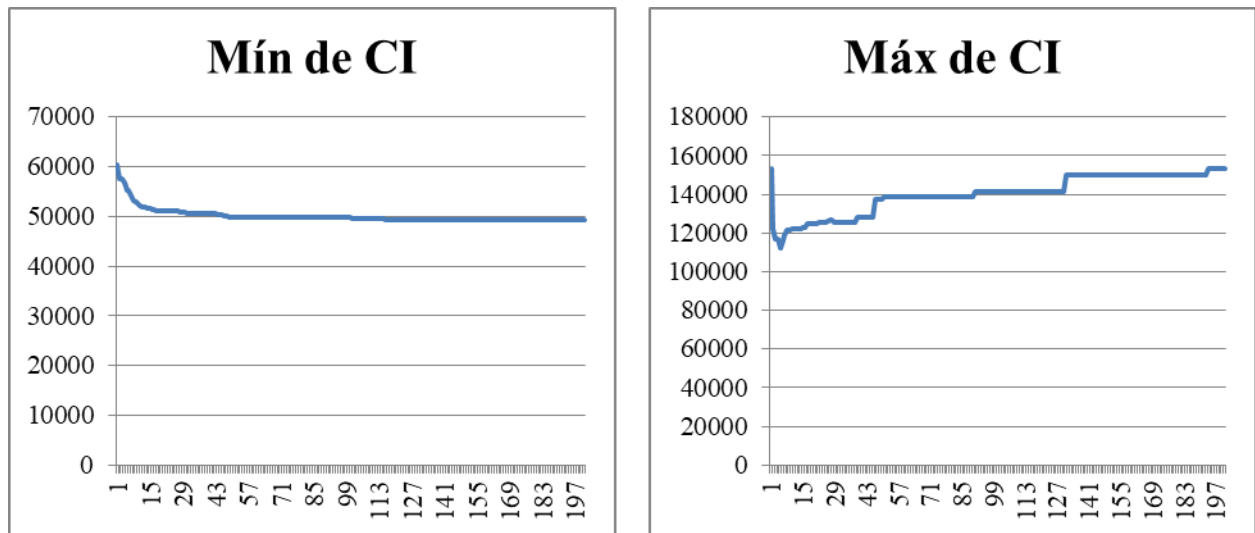
Figura 4.6: Valores Mínimos e Máximos da Avaliação de Custo Fixo ao Longo das Gerações



Fonte: Autoria Própria (2021)

Já na Figura 4.7 são expostos os mínimos e máximos referentes às avaliações do custo de interrupção em cada geração.

Figura 4.7: Valores Mínimos e Máximos da Avaliação de Custo Fixo nas Gerações



Fonte: Autoria Própria (2021)

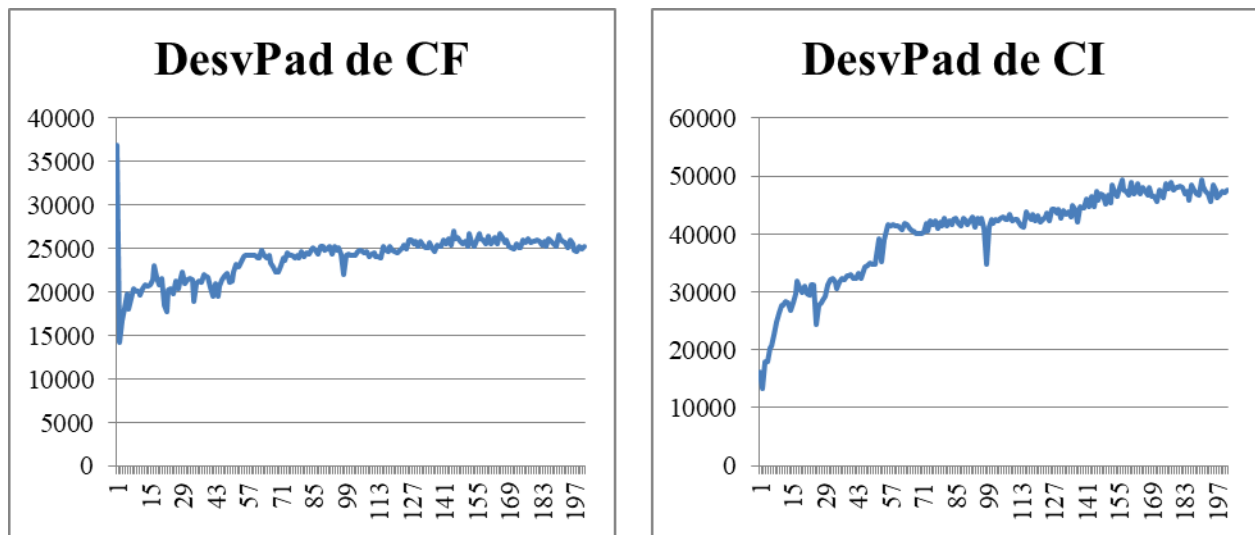
Observando a forma com que a curva dos valores mínimos de ambos os objetivos sempre diminui enquanto a rotina avança em suas iterações permite concluir que o algoritmo sempre procura reduzir ambos os valores, nunca deixando que a melhor avaliação seja eliminada na concorrência pelas vagas da próxima geração, a não ser por uma que a supere. A análise dos

custos máximos por outro lado revela a natureza mutualmente exclusiva dos objetivos entre si pois os extremos das piores avaliações de uma meta se acentuam conforme as melhores notas do outro objetivo atingem novos patamares de qualidade. Essa interpretação é corroborada pela simetria na variação entre as curvas de extremos opostos dos dois custos após algumas iterações: o maior custo de interrupção aumenta quando a curva do menor custo fixo diminui.

Outro ponto que o estudo das quatro curvas revela é a relativa estabilização dos extremos das avaliações após cerca de 15 gerações. O que se pode concluir disso é que o algoritmo consegue encontrar respostas de qualidade ou ótimos locais após um curto número de iterações e que depois se dedica a buscar os extremos de cada objetivo pelo espaço amostral.

A fim de analisar a diversidade genética das respostas e a variedade de perfis de avaliação em cada geração, foram levantadas as curvas do desvio padrão das notas dos cromossomos de acordo com cada custo, que são apresentadas na Figura 4.8.

Figura 4.8: Desvio Padrão dos Custos Fixo e de Interrupção nas Gerações

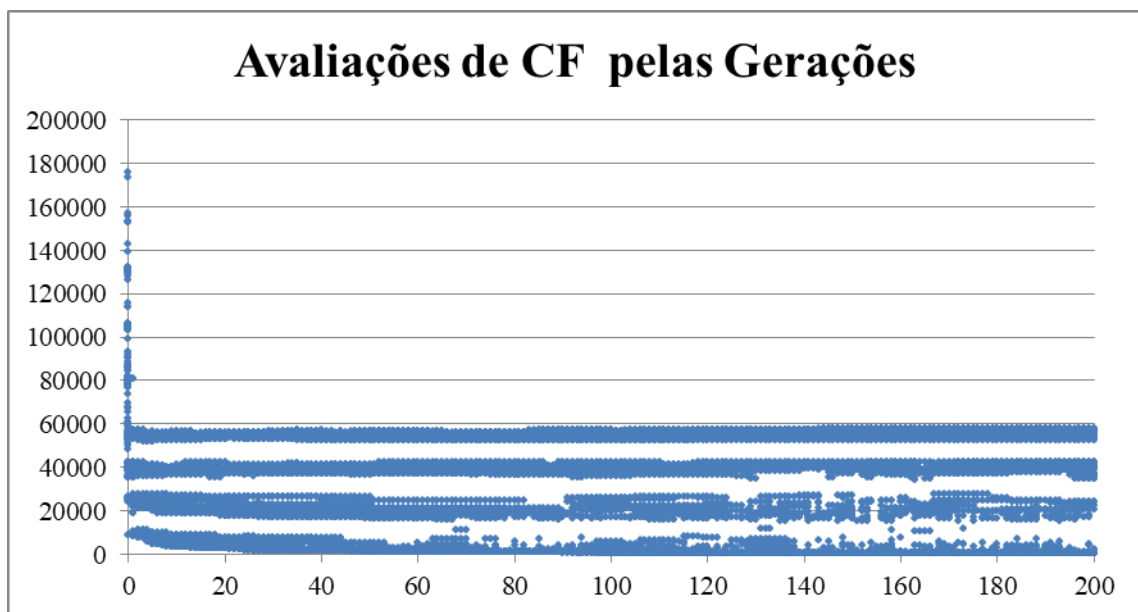


Fonte: Autoria Própria (2021)

A análise dos gráficos permite concluir que a diversidade das avaliações aumenta conforme o algoritmo progride pelas iterações. Esse aumento provavelmente é causado pela busca por respostas que saciem cada vez mais cada objetivo, o que por sua vez, como notado nas análises anteriores, prejudica a avaliação da outra meta. As Figuras Figura 4.6 e Figura 4.7 complementam a Figura 4.8 nesse sentido pois nelas é possível notar que os extremos são cada vez mais explorados, o que aumenta a diferença dos mínimos e máximos com o passar das gerações.

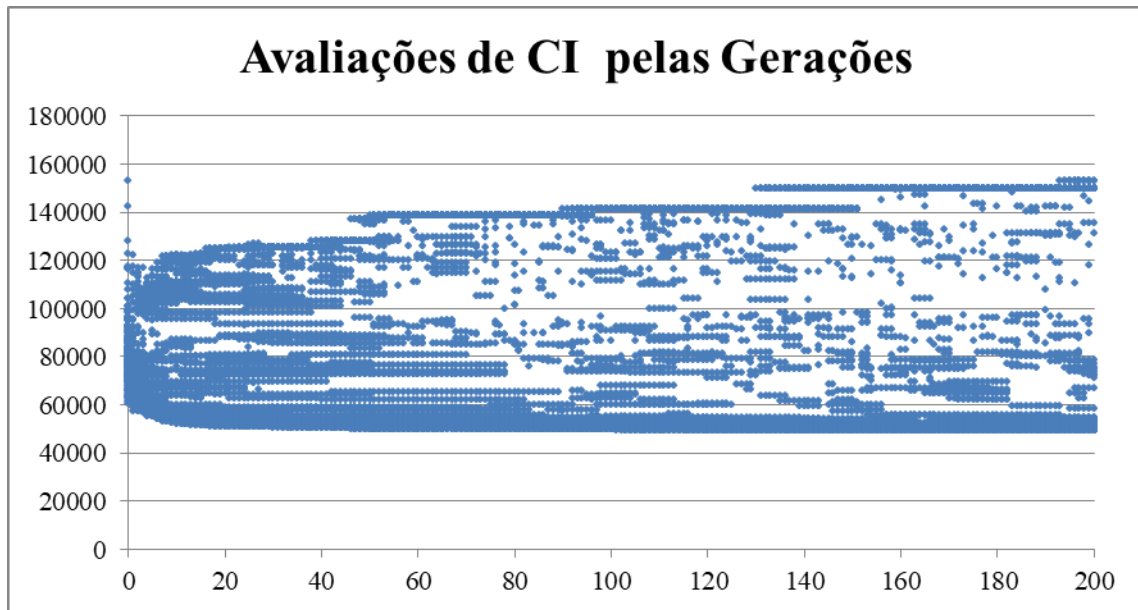
As curvas do desvio padrão revelam aproximadamente o quão distantes as avaliações estão da média das mesmas, o que poderia dizer o quão saturada está a diversidade genética das respostas. Em um algoritmo genético com apenas um objetivo, a tendência é que a diversidade diminua conforme as gerações avançam, pois isso significa que a convergência está reduzindo o espaço de buscas inexplorado e não consegue encontrar uma resposta melhor do que as das populações anteriores. As curvas ilustradas na Figura 4.8 descrevem um comportamento diferente, entretanto isso ocorre porque a natureza multiobjetiva do problema analisado altera a tendência na convergência das respostas, fazendo com que a população evolua para uma que contenha distintos perfis de avaliações Pareto eficientes entre si. A distribuição das avaliações de custos fixo e de interrupção é ilustrada, respectivamente, nas Figuras Figura 4.9 e Figura 4.10.

Figura 4.9: Distribuição das Avaliações do Custo Fixo nas Gerações



Fonte: Autoria Própria (2021)

Figura 4.10: Distribuição das Avaliações do Custo de Interrupção nas Gerações



Fonte: Autoria Própria (2021)

Os dois gráficos apresentam dados que confirmam a tendência discutida e corroborada pelo apresentado na Figura 4.8, de que os cromossomos não convirjam em uma única resposta mas sim em indivíduos Pareto eficientes entre si. É possível notar, entretanto, que existem alguns grupos de avaliações que se assemelham, ocasionados pelas respostas com traços semelhantes entre si, o que revela uma tendência à saturação ao redor das soluções mais bem avaliadas. Isso é especialmente notável na Figura 4.9 que apresenta quatro linhas bem definidas formadas nas primeiras gerações. Essa tendência provém das características elitistas do NSGA-II que impedem que as soluções dominadoras, pelo conceito da eficiência de Pareto, sejam perdidas ao selecionar as melhores respostas dentre pais e filhos para compor a próxima população. As próximas seleções darão preferência à essas respostas mais aptas e a prole provavelmente conterá várias soluções semelhantes, o que justifica o aglomeramento de respostas em grupos distintos.

5 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com o desenvolvimento do algoritmo tema do trabalho. A eficiência do algoritmo e a qualidade das respostas são avaliadas utilizando os dados de uma representação de um sistema de distribuição real como plataforma de testes.

5.1 Introdução

Nos capítulos anteriores, foram estudados: a ferramenta, a partir das teorias dos algoritmos genéticos; a modelagem matemática do problema, com a exposição dos conceitos pertinentes à proteção das redes de distribuição; e, por fim, a união dos dois na adaptação do algoritmo à tarefa em questão. Com a rotina concluída, foram realizadas algumas simulações para levantar os dados relativos à eficiência das respostas quanto ao custo de aplicação e a seletividade ofertada pelo sistema de proteção que sugerem.

A esse fim, são analisadas um conjunto de soluções de alocação de dispositivos de proteção encontradas pelo programa de acordo com as filosofias de proteção introduzidas no capítulo 2, como a interação entre dispositivos, as prioridades de carga e as estratégias de remanejamento durante contingências. Com o objetivo de testar o algoritmo, são utilizados dados de um alimentador real de 134 barras, retirados do trabalho de da Silva(2005) a fim de verificar a aplicabilidade prática da rotina.

Utilizando esse sistema, são expostas as alocações dos dispositivos de acordo com a distribuição de barras, linhas e cargas pela rede. A exposição desses dados serve ao fim de justificar e qualificar o trabalho realizado, assim como apresentar as informações necessárias para concluir sobre suas realizações e embasar futuros estudos no tema.

5.2 Qualidade das Respostas

Como exposto no capítulo 3, os algoritmos genéticos são métodos heurísticos que buscam, dentre as respostas no espaço de soluções, as melhores alternativas para atingir o objetivo proposto. Essa busca é feita a partir de funções baseadas nas teorias da biologia genética,

tomando o processo de evolução e reprodução como sua base conceitual. Sendo uma técnica heurística que faz uso amplo do recurso de aleatoriedade em seu processo de convergência, esse tipo de algoritmo pode apresentar respostas distintas entre si a cada simulação, embora seja esperado que a qualidade das mesmas seja consistente.

Quando são considerados múltiplos objetivos, a diferença entre as soluções entregues pelas distintas convergências pode se acentuar ainda mais, mesmo que essas possuam avaliações semelhantes. Aliado a isso está o fato de que, nas rotinas com mais de um objetivo, não há um meio concreto de ordenar respostas Pareto eficientes entre si. Dentre os cromossomos da última população do algoritmo genético, é comum encontrar um conjunto de indivíduos que não são dominados por nenhum outro, que são entregues ao usuário para que este selecione aquele mais adequado aos objetivos que lhe apeteçam.

Dessa forma, não há como selecionar apenas uma resposta para representar a simulação sem ser parcial na escolha dos objetivos. Mesmo assim, é necessário encontrar um meio de classificar a qualidade dessas respostas para escolher as mais interessantes para a análise da eficiência do algoritmo. Tomando o trabalho de da Silva(2005) como referência, foi decidido utilizar o custo total para desempatar os cromossomos Pareto eficientes entre si. O custo total é a soma do custo fixo e do custo de interrupção, variáveis de naturezas distintas (investimento inicial contra previsão de gastos anuais) cuja soma representa parâmetro satisfatório de comparação entre as soluções já guiadas pela convergência multiobjetiva do algoritmo.

Portanto, as avaliações utilizadas na seleção de indivíduos para reprodução durante a convergência do MOGA são ora o custo fixo, ora o de interrupção. A aplicação da eficiência de Pareto é realizada no momento da formação da nova população, cujos indivíduos são selecionados entre os pais e filhos da geração atual a partir de sua Pareto eficiência. Entretanto, o critério de desempate na classificação das soluções finais da rotina é o custo total, o mesmo que é utilizado como o norte da rotina BTR. Com esse último método de escolha, é possível analisar a “melhor” resposta neste trabalho sem utilizar a parcialidade do usuário como critério de desempate.

5.3 Testes Realizados com o Alimentador Real 134 Barras

Foram utilizados os dados referentes a um sistema de distribuição real a fim de qualificar o algoritmo em relação aos requisitos dele desejados. Nessa seção são expostas as informações desse alimentador, as particularidades das configurações sugeridas pela rotina e sua análise.

5.3.1 Dados da Representação do Alimentador 134 Barras

Os alimentadores utilizados nos testes são baseados naqueles de um sistema de distribuição real retirado do trabalho de da Silva (2005). O alimentador principal escolhido para a alocação dos dispositivos pelo algoritmo possui 134 barras e fornece energia a cargas residenciais, comerciais e industriais. Os consumidores foram representados por valores estáticos relacionados à sua demanda média ou à carga instalada, em quilowatts. Esse alimentador é interligado a sete alimentadores vizinhos, o que permite remanejar os consumidores quando estiverem sob o efeito de contingências. O nível de tensão adotado foi de 13,8 kV para as linhas de média tensão. As capacidades reserva dos oito alimentadores são expostas na Tabela 5.1, onde o alimentador 1 é o de 134 barras analisado para as alocações desta simulação, enquanto os demais são seus vizinhos:

Tabela 5.1: Potência Reserva dos Alimentadores do Sistema Teste

Alimentador	Potência Reserva (kW)
1	18414
2	11910
3	12170
4	12750
5	13190
6	21603
7	17302
8	21800

Fonte: (DA SILVA, 2005)

Já para representar os custos de energia não suprida, foram utilizados os valores presentes na Tabela 5.2. Como já discutido na seção 4.4.2, o CR (Custo de Reparo) representa o custo

relacionado ao período sem fornecimento de energia até que o defeito que deu origem a falta seja reparado, enquanto o CC (Custo de Chaveamento) custeia o tempo de carência até que as chaves de manobra sejam atuadas para reestabelecer o suprimento de energia. O tempo do CR é considerado neste trabalho como sendo quatro horas, enquanto o CC tem período estimado de uma hora e meia. Ambos os valores de CR e CC foram aplicados tal qual consta no trabalho de da Silva (2005).

Tabela 5.2: Custos de Energia Não Suprida Adotados

Consumidor	CR (US\$/kW)	CC (US\$/kW)
Residencial	6	0,4
Comercial	120	60
Industrial	18,544	9,62

Fonte: (DA SILVA, 2005)

Os valores utilizados como os preços de aquisição e instalação dos dispositivos de controle e proteção são apresentados na Tabela 5.3, retirados de da Silva (2005). O custo diz respeito à aplicação de cada unidade na rede, e inclui a aquisição do dispositivo e a mão de obra para instalá-lo.

Tabela 5.3: Custos Fixos dos Dispositivos de Controle e Proteção Adotados

Dispositivo	CF (US\$)
Religador	15000
Chave Fusível	500
Chave de Manobra	180

Fonte: (DA SILVA, 2005)

A taxa de falta permanente adotada foi de 0,072 interrupções por quilômetro por ano, enquanto a taxa de falta temporária escolhida foi de 0,98 interrupções por quilômetro por ano. Essas taxas são utilizadas para sinalizar ao algoritmo se existe algum trecho com maior propensão à ocorrência de defeitos, sejam de natureza permanente ou temporária, como condutores próximos à vegetação proeminente e afins. Nesta simulação, ambas foram aplicadas uniformemente em todo o alimentador, o que implica que nenhuma linha específica foi considerada mais propensa a algum tipo de falta do que as demais. Entretanto, isso torna as linhas

extensas mais susceptíveis a faltas do que as menores, justamente pelo número de interrupções aumentar conforme o comprimento dos condutores pelo ponto de vista da simulação.

Foram incluídos limites específicos a esse alimentador relacionados ao número máximo de dispositivos que podem ser utilizados, além de restrições técnicas de coordenação. As restrições são:

- No máximo três religadores no alimentador;
- No máximo vinte elos fusíveis no alimentador;
- No máximo quinze chaves de manobra no alimentador;
- No máximo três elos fusíveis em série;
- Sem elos fusíveis instalados a montante de religadores;

Os custos, taxas e limites adotados são baseados naqueles aplicados no trabalho de desenvolvimento da busca tabu reativa de da Silva (2005), escolhidos de acordo com os limites de operação discutidos na seção 2.2.

O restante das informações referentes ao sistema de distribuição utilizado como plataforma de testes no desenvolvimento do algoritmo se encontram no apêndice deste trabalho, incluindo dados como a carga concentrada em cada barra, o comprimento das linhas e a impedância adotada para os condutores do sistema. Além disso, o apêndice ainda conta com uma relação de quais os dispositivos possíveis de serem instalados em cada linha, fator levado em conta pelo algoritmo e que pode ser inserido pelo usuário para limitar a alocação de dispositivos em barras específicas.

5.3.2 Respostas do Algoritmo Genético Multiobjetivo (NSGA-II)

A última população, produzida após o algoritmo simular as 200 gerações do critério de parada, conteve 120 cromossomos cujas avaliações são apresentadas na Tabela 5.4. A fim de reduzir a redundância, as respostas repetidas foram omitidas e o restante foi ordenado de acordo com seu custo total.

Na Tabela 5.5 são apresentadas três alocações de dispositivos dentre aquelas das soluções finais do algoritmo, selecionadas a partir de três critérios: uma que melhor atende ao custo fixo, outra com o menor custo de interrupção, e a derradeira que apresenta a melhor alternativa em relação ao custo total da última população. As linhas do sistema elétrico presentes nessa tabela são as iniciais das seções onde cada dispositivo é alocado, por exemplo: o cromossomo de índice

61 possui um religador na linha que conecta as barras 78 e 89, logo a seção que começa nessa linha faz parte da proteção primária desse dispositivo.

Por fim, a Figura 5.1 registra um mapa aproximado das linhas e barras do alimentador de 134 barras, além da configuração do sistema de proteção ditada pelo cromossomo de índice 61, aquele com menor custo total dentre as respostas finais do algoritmo. Os números espalhados pela figura indicam as barras do alimentador, as linhas que as conectam são os condutores, e os alimentadores vizinhos são indicados pelos “alim” numerados, conectados ao alimentador principal pelas linhas inativas. A alocação dos dispositivos é exposta por via dos ícones de cada tipo, explicados na legenda da imagem. O posicionamento dos ícones na figura é aproximado, sendo que o equipamento indicado sempre se encontra na barra à montante, protegendo também a linha em que se encontra.

Os dados expostos a seguir servem para a análise da eficiência do algoritmo e de algumas das propriedades técnicas e econômicas envolvidas na proteção dos sistemas elétricos de potência, com suas conclusões registradas na seção 5.4.

Tabela 5.4: Avaliações das Sugestões de Alocação Ordenadas pelo Custo Total

Resposta	CF (kUS\$)	CI (kUS\$)	CT (kUS\$)	Resposta	CF (kUS\$)	CI (kUS\$)	CT (kUS\$)
61	59,37	27,20	86,57	35	55,34	49,94	105,28
62	60,70	26,20	86,90	43	53,52	51,78	105,30
56	52,71	40,52	93,23	33	55,52	49,89	105,41
57	53,21	40,20	93,41	39	54,70	50,79	105,49
58	53,71	40,02	93,73	27	56,02	49,58	105,60
59	54,16	39,66	93,82	31	55,98	49,72	105,70
54	52,70	41,16	93,86	32	55,84	49,87	105,71
51	52,29	41,70	93,99	25	56,20	49,53	105,73
60	54,51	39,48	93,99	23	56,34	49,51	105,85
52	52,48	41,52	94,00	20	56,52	49,44	105,96
50	52,18	41,84	94,02	18	56,70	49,39	106,09
48	52,14	42,02	94,16	15	56,84	49,37	106,21
47	52,11	42,20	94,31	11	57,02	49,32	106,34
46	52,06	42,52	94,58	8	57,20	49,28	106,48
44	52,04	42,70	94,74	4	57,52	49,24	106,76
63	23,80	71,11	94,91	0	57,70	49,21	106,91
117	22,80	78,78	101,58	29	20,58	88,07	108,65
42	53,84	51,10	104,94	64	18,58	93,99	112,57
41	54,20	50,90	105,10	119	17,26	95,32	112,58
38	54,84	50,28	105,12	98	1,40	128,31	129,71
36	55,16	50,00	105,16	113	0,90	135,97	136,87
37	55,02	50,23	105,25	1	0,72	140,27	140,99

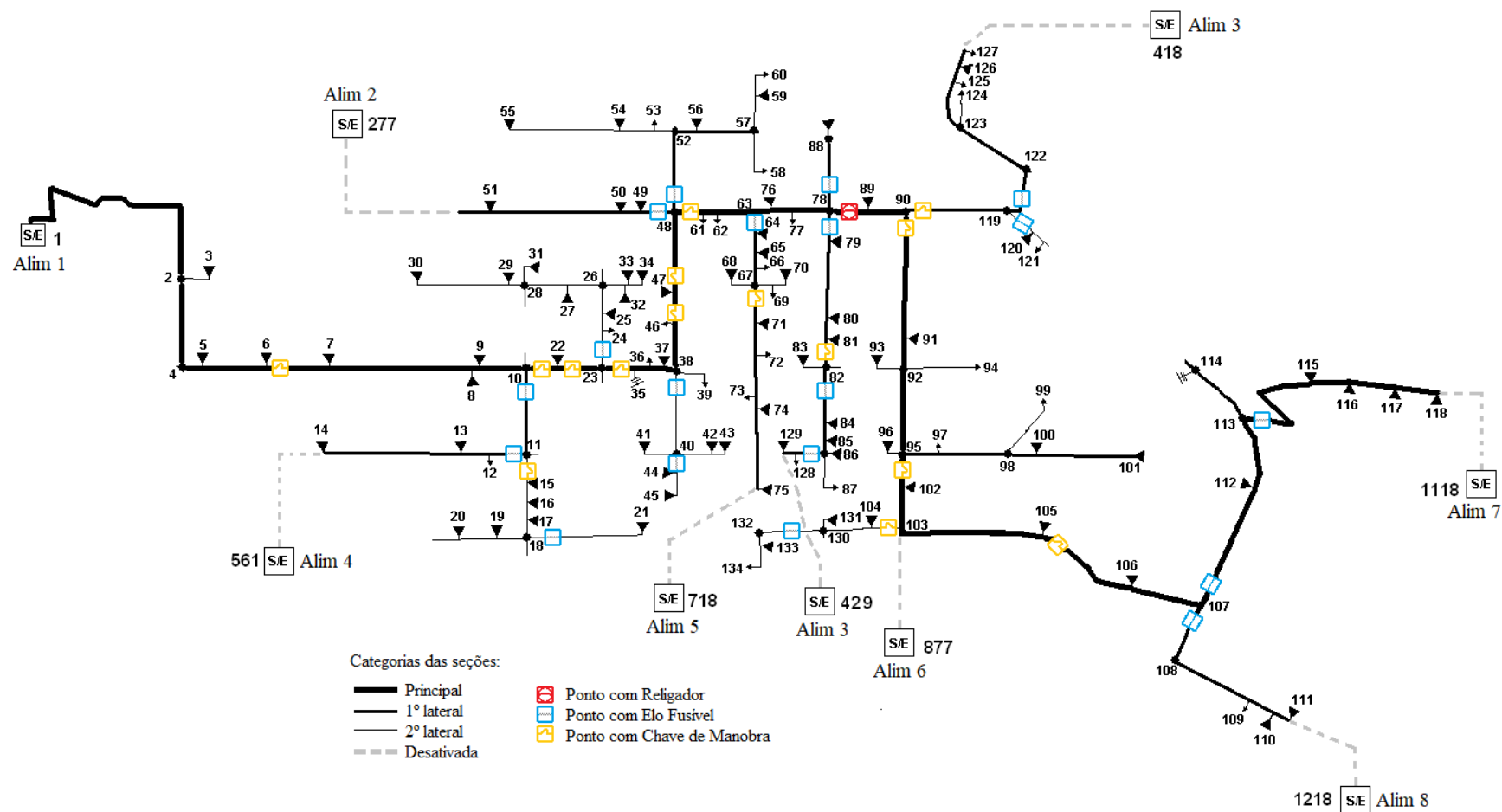
Fonte: Autoria Própria (2021)

Tabela 5.5: Localização dos Dispositivos nas Soluções em Destaque

Cromossomo	Linhas com Religadores	Linhas com Elos Fusíveis	Linhas com Chaves Seccionadoras	CF (kUS\$)	CI (kUS\$)	CT (kUS\$)
61 (Menor Custo Total)	78-89	10-11 11-12 18-21 23-24 38-40 40-44 48-49 48-52 63-64 78-79 82-84 86-128 78-88 130-132 107-108 107-112 113-115 119-120 119-122	6-7 11-15 10-22 22-23 23-35 46-47 47-48 48-61 67-71 81-82 90-91 95-102 103-104 105-106 90-119	27,20	59,37	86,57
1 (Menor Custo Fixo)	-	-	47-48 63-76 90-91 107-108	0,72	140,27	14,10
0 (Menor Custo de Interrupção)	38-46 78-89 103-105	10-11 11-12 11-15 23-24 26-27 38-40 48-49 48-52 52-56 63-64 78-79 78-88 92-94 95-97 98-99 130-132 107-108 107-112 119-120 119-122	6-7 10-22 23-35 47-48 48-61 67-71 63-76 81-82 82-84 90-91 95-102 103-104 105-106 113-115 90-119	57,70	49,20	10,69

Fonte: Autoria Própria (2021)

Figura 5.1: Ilustração da Alocação de Chaves de Manobras e Dispositivos de Proteção do Cromossomo 61 da Tabela 5.5



Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

5.4 Análise das Soluções

A partir da análise das respostas encontradas pelo algoritmo é possível chegar a diversas conclusões sobre a natureza da convergência e sobre o quão bem a rotina cumpriu suas metas iniciais. Os resultados apresentados na subseção 5.3.2 representam a última geração de cromossomos da simulação tomada como exemplo e servem como material ilustrativo para a comprovação das afirmações aqui definidas.

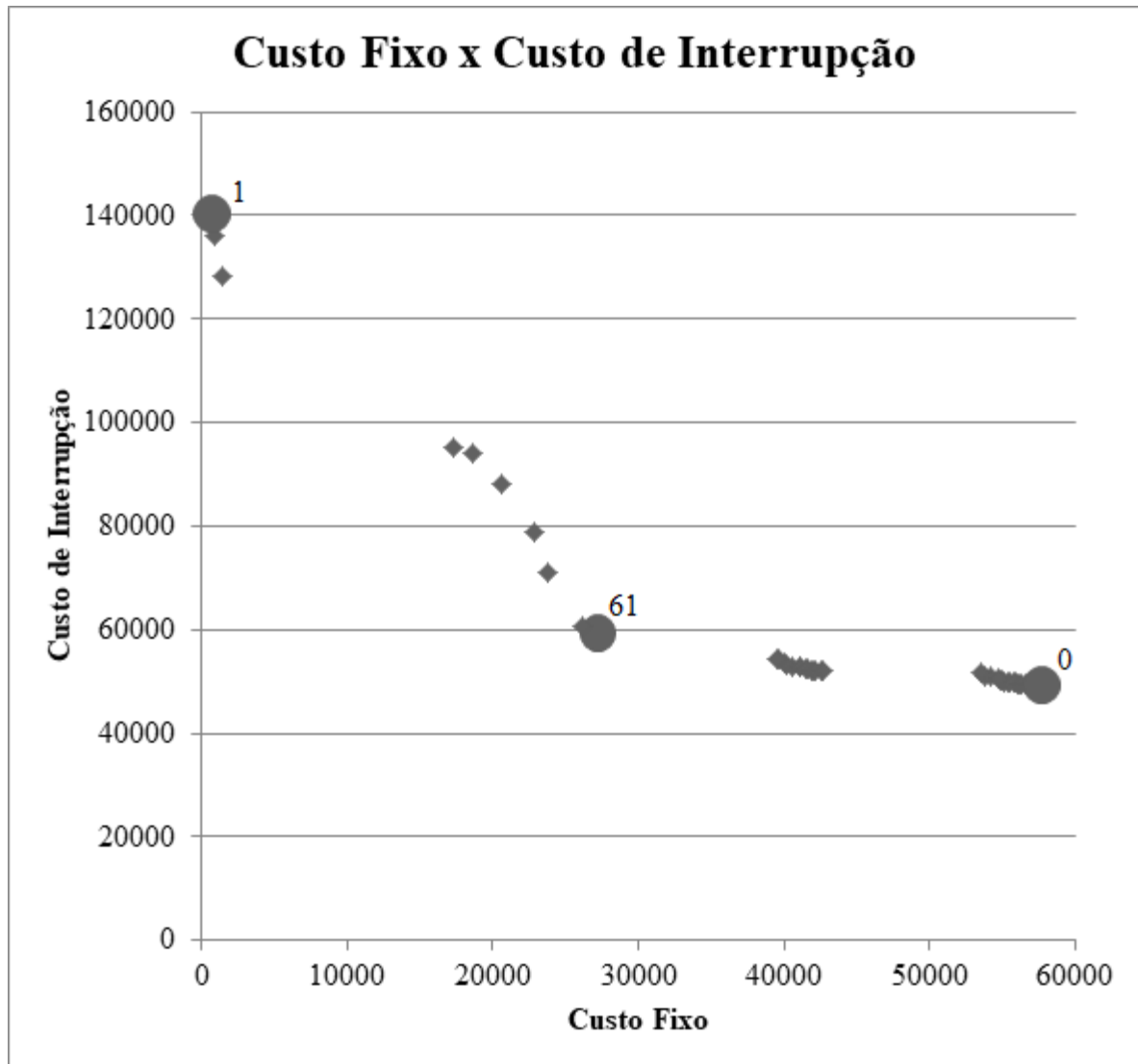
5.4.1 Relação Entre os Objetivos do Algoritmo Genético

O estudo da Tabela 5.4 permite pontuar a variada gama de soluções ofertadas pelo programa, mesmo após as 200 gerações produzidas durante a convergência. Ambos os objetivos tem avaliações diversas entre os cromossomos finais, sendo que o custo fixo varia de US\$ 720,00 a US\$ 55.200,00, enquanto o custo de interrupção parte de US\$ 49.205,52 e chega até os US\$ 140.269,28. O primeiro possui uma distinção máxima de US\$ 54.480,00 e o segundo chegou a divergir US\$ 91.063,76 entre seus mínimos e máximos.

Essa discrepância de propriedades entre indivíduos selecionados sob os mesmos aspectos remete a algumas das propriedades dos algoritmos genéticos multiobjetivos. Como registrado na seção 3.6, a rotina seleciona os candidatos à paternidade das próximas gerações a partir da avaliação dos mesmos. Adotar mais de um objetivo no problema faz com que seja necessário alternar qual deles é utilizado em cada seleção, o que é feito no NSGA-II, conforme exposto na seção 3.10, a partir da atribuição das frequências com que cada avaliação é utilizada como parâmetro. A fim de tornar os testes imparciais, foi adotada a mesma frequência aos dois custos, não atribuindo a nenhum deles prioridade sobre o outro. Logo, ambos possuem a mesma chance de serem utilizados como unidade de medida na hora da seleção dos pais.

A relação de proporcionalidade entre as duas metas pode ser obtida a partir da análise da Figura 5.2 exposta adiante, que contem ambos os custos de cada resposta única apresentada na Tabela 5.4. As três marcas maiores representam os cromossomos selecionados na Tabela 5.5, onde o número aponta para o índice da resposta a que se refere..

Figura 5.2: Gráfico da Relação entre Custo Fixo e Custo de Interrupção das Respostas



Fonte: Autoria Própria (2021)

A proporcionalidade inversa entre os dois objetivos implica que, quanto maior o custo fixo, menor tende a ser o custo de interrupção, e vice-versa, o que faz sentido pela lógica do custo-benefício dos dispositivos de proteção utilizados para as alocações. Quando um objetivo é utilizado como parâmetro de seleção, os pais escolhidos serão os mais bem adaptados em relação a tal objetivo, o que indica que provavelmente portarão traços indesejados ao custo oposto. Assim, mesmo nas últimas gerações, estarão presentes indivíduos com uma das notas bem inferior em relação àquelas observadas em seus colegas de população, mas que ainda assim sobrevivem devido a sua outra avaliação.

Mesmo assim, é possível notar uma distribuição de avaliações que preenchem as lacunas entre os valores máximos e mínimos, contrariando a tendência da permanência de respostas excelentes em um ou outro objetivo. O uso da eficiência de Pareto serve para auxiliar nessa distribuição, pois são utilizadas ambas as avaliações para formar suas fronteiras. Isso faz com que algumas respostas unilaterais, adaptadas principalmente a apenas um dos custos, sejam descartadas em favor de outras mais equilibradas. Essa técnica não evita, entretanto, que cromossomos como os de índices 0 e 1 na Tabela 5.4 persistam, o que auxilia na diversidade de soluções. Apesar de focarem em apenas um objetivo, ambas as respostas 0 e 1 não são dominadas por nenhuma outra, o que indica que o custo de interrupção também foi considerado nas seleções dos seus antepassados. Essa diversidade genética também pode ser creditada à técnica de *crowding distance* que, no momento de troca de gerações, serve de desempate entre soluções Pareto eficientes entre si. Essa técnica dá prioridade aos cromossomos mais singulares, usando as avaliações como parâmetro para favorecer os indivíduos mais distintos dos demais.

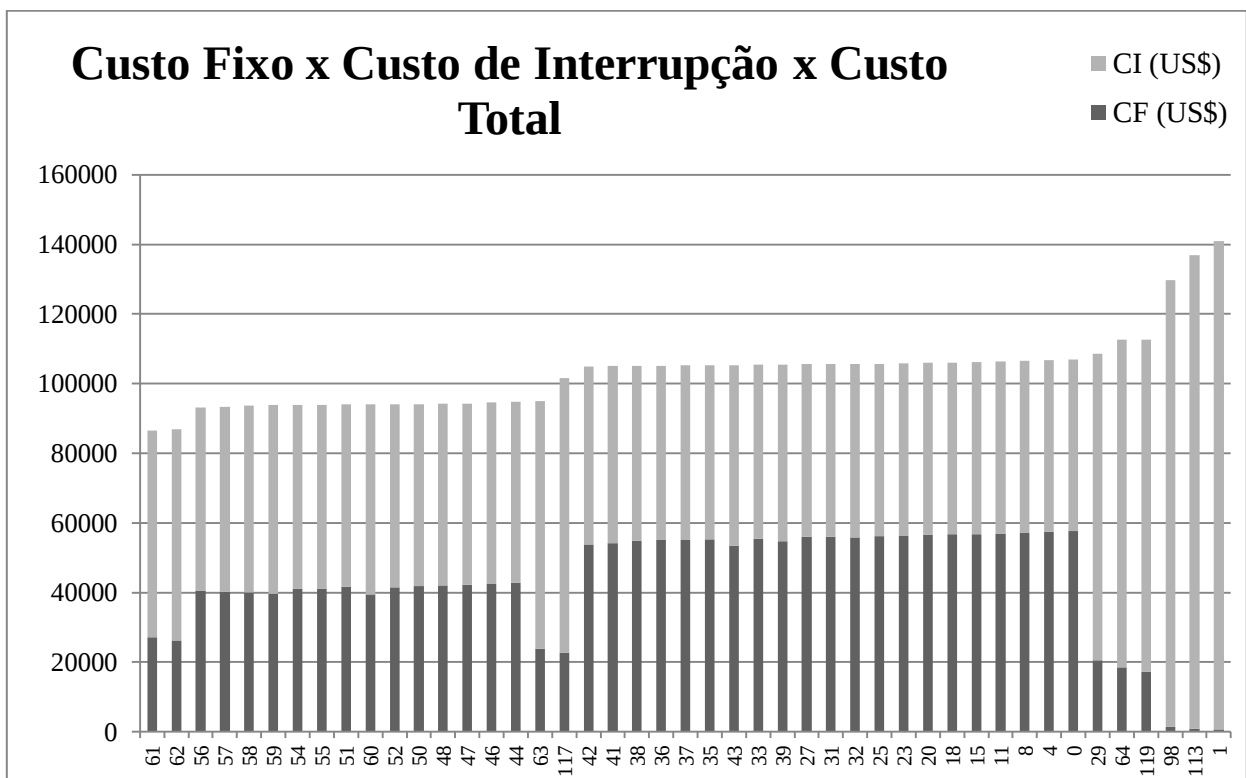
Vale destacar que, apesar de ambos serem quantificados por uma mesma unidade de medida econômica, os dois objetivos adotados nesse trabalho não podem ser comparados diretamente. O custo fixo diz respeito ao valor de aquisição e instalação dos equipamentos, enquanto o custo de interrupção é uma previsão da reação do sistema ao número de faltas que podem acometê-lo no período de um ano. Enquanto o primeiro trata de um investimento inicial e único, que pode variar somente a partir da flutuação dos valores de mercado, o segundo se baseia inteiramente em projeções que utilizam vários valores aproximados, além de utilizar números de faltas baseados em taxas de anos anteriores que podem ou não se repetir no futuro. Portanto, o fato do algoritmo entregar configurações com perfis de avaliações distintos, como registrado na Tabela 5.4, dá ao usuário a chance de se ater ao fator que mais o atrai, ou de obter o equilíbrio ideal entre um sistema de proteção robusto e eficiente, porém obtido com um alto investimento inicial, e uma rede pouco seletiva e com manutenção custosa, porém com instalação de baixo custo.

A relação de proporção inversa entre os dois objetivos está relacionada ao custo-benefício dos equipamentos de proteção, visto que a complexidade do dispositivo se relaciona diretamente ao número de estratégias de controle e proteção possíveis de serem utilizadas. A complexidade, entretanto, é também diretamente proporcional ao custo de aquisição. O religador, por exemplo, reage automaticamente a valores anormais de corrente, função que pode ser desempenhada por

um fusível, e também pode ser utilizado nas manobras de remanejamento, tal qual a chave seccionadora, além de mitigar os danos causados por faltas temporárias. Entretanto, seu custo de aquisição é alto quando comparado aos demais dispositivos, tornando ineficiente a instalação de várias unidades em um sistema. Na Tabela 5.5, é possível ver que apenas a solução 0, a mais bem avaliada por custo de interrupção, adota o número máximo de 3 religadores na sua configuração, enquanto aquela com o menor custo fixo, a resposta 1, não aloca nenhum. O cromossomo 61, por outro lado, aloca um desses dispositivos na linha 78-89, que é provavelmente o ponto da rede em que o custo de interrupção é mais afetado por sua presença.

O custo total, apesar de representar a soma de variáveis de naturezas distintas, pode ajudar na análise do equilíbrio de custo-benefício envolvido nesse problema. A Figura 5.3 relaciona a contribuição de cada custo no valor total das respostas exibidas na Tabela 5.4. O gráfico ilustra a relação entre os custos a partir da comparação entre ambos e o total de cada solução única, ordenados crescentemente de acordo com o custo total anual. O eixo x representa o índice da solução, enquanto y o valor monetário atribuído a cada objetivo.

Figura 5.3: Gráfico da Relação entre os Custos Individuais e Total das Respostas



Fonte: Autoria Própria (2021)

Mais uma vez, é possível perceber a relação inversa entre os dois objetivos pela maneira com que os dois objetivos se espelham ao longo do eixo x: quando um aumenta, o outro diminui. Apesar disso, a variação da contribuição de cada uma ao custo total identifica que a relação não é direta, o que é justificado pela maneira com que o custo de interrupção é calculado pelas fórmulas apresentadas na seção 4.4.2. Pela observação dos pontos de maior custo total do gráfico, é razoável concluir que a presença de dispositivos de proteção na rede é sempre preferível à sua exclusão, constatação corroborada pelo fato de que, quando não há nenhum equipamento de proteção ou controle nesse alimentador, o custo de interrupção obtido pelas equações é de US\$ 193.052,91. A resposta de índice 1, que emprega apenas quatro chaves seccionadoras ao alimentador que custam ao todo US\$ 720,00, consegue reduzir o custo de interrupção à US\$ 140.269,28, o que torna a previsão desse custo US\$ 52.783,63 mais barata do que seria sem esses quatro dispositivos de baixo custo de aquisição.

Por outro lado, é possível perceber uma saturação nessa relação ao analisar as soluções onde há maior equilíbrio entre os dois custos. A partir de certo ponto, o custo fixo varia mais do que o de interrupção quando são comparados dois cromossomos distintos. O caso mais expressivo se apresenta ao colocar as avaliações das respostas 62 e 56 lado a lado: enquanto a solução 56 aplica US\$ 40.520,00 iniciais para obter uma previsão de US\$ 52.708,77, a de índice 62 obtêm um custo de interrupção de US\$ 60.704,14 com apenas US\$ 26.200,00 de investimento. Simplificando a conclusão, são necessários US\$ 14.320,00 na instalação de novos dispositivos para fazer a previsão de custo de energia não suprida abaixar US\$ 7.995,37. Apesar dessa variação induzir à conclusão de que o custo fixo adicional é ineficiente, vale lembrar que a previsão do custo de interrupção se atém a um prazo anual, e que, ao estender a previsão um ano a mais, o mesmo investimento reduz US\$ 15.990,74 de valores referentes à prejuízos de interrupções, valor mais atraente à comparação, como é registrado na Tabela 5.6. Logo, mais uma vez a escolha depende do favor do usuário ao selecionar quais são suas prioridades.

Tabela 5.6: Projeção da Redução do Custo de Interrupção para Diferentes Períodos de Análise

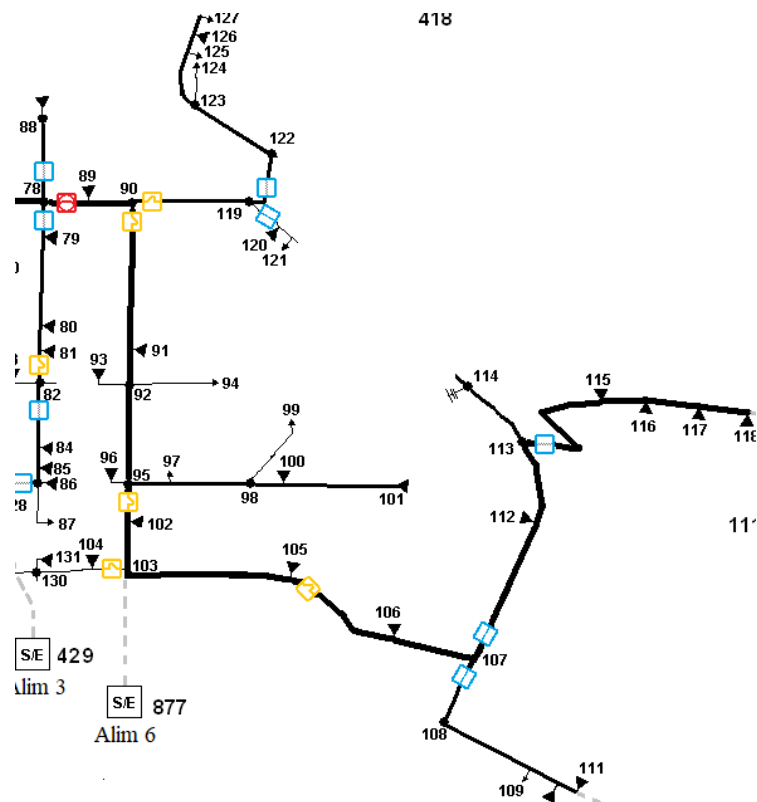
1 ano (US\$)	2 anos (US\$)	5 anos (US\$)	10 anos (US\$)
7.995,37	15.990,74	39.976,85	79.953,70

5.4.2 Posicionamento dos Dispositivos no Alimentador

Na Figura 5.1 é exposta a alocação sugerida pela resposta com menor custo total a partir da representação da distribuição geográfica do alimentador real de 134 barras. Sua análise traz algumas informações relevantes sobre a relação que o algoritmo encontrou em sua busca por equilíbrio entre os dois objetivos já discutidos.

O primeiro ponto de destaque exposto na Figura 5.4 é o posicionamento do religador na linha que une as barras 78 e 89, o único aplicado por esse cromossomo. A alocação de religadores é particularmente desafiadora quando se leva em conta o custo de aquisição desse equipamento em relação aos demais. Apesar disso, quando se consideram apenas respostas únicas dentre aquelas da última geração, foram alocados, em média, 2,18 religadores por cromossomo, chegando perto do limite proposto de 3 unidades para esse dispositivo. Isso demonstra que a vantagem do uso desse equipamento foi considerada tal que convergiu grande parte das respostas a adotá-lo múltiplas vezes em suas configurações, apesar do impacto no investimento inicial.

Figura 5.4: Alocação de Religadores na Resposta 61



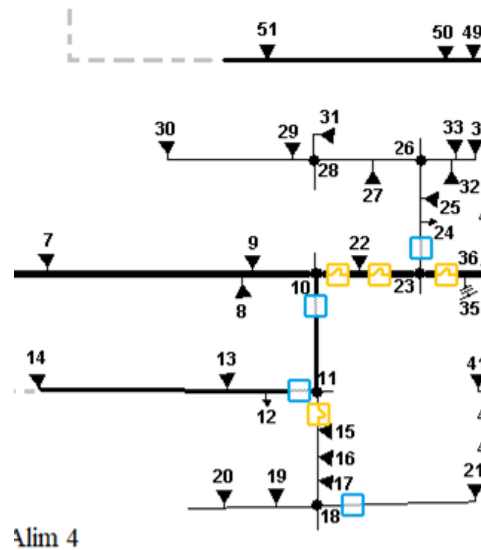
Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

A escolha da linha 78-89 para o emprego do religador provavelmente ocorreu para dividir o alimentador em duas áreas de distintos perfis de concentração de carga: à sua montante as linhas somam 5 quilômetros de comprimento e fornecem energia à uma demanda de cerca de 4,35 megawatts, aproximadamente 0,87 MW/km, enquanto os trechos à sua jusante tem 3,9 quilômetros com demanda de 1,66 megawatts, ou seja, 0,42 MW/km. A somado comprimento das linhas à jusante do religador revela uma grande extensão de condutores para alcançar os consumidores mais afastados do alimentador, o que, levando em consideração a taxa de faltas temporárias por quilômetro ser a mesma em todo alimentador, implica em um alto número de interrupções dessa natureza simulada nesses trechos. A divisão ocorre então para que essas faltas não afetem os consumidores à montante, efetivamente reduzindo o custo de energia não suprida. Esse ponto foi escolhido por cerca de 85% das respostas únicas para a alocação de um religador, sendo a segunda posição preferida para este dispositivo, atrás apenas à escolha de 86% dos cromossomos de alocar um religador na linha 38-46. Esse segundo emprego sempre ocorre juntamente à aplicação de um religador na linha 78-89, o que divide a área a montante dessa linha uma vez mais para reduzir o impacto das faltas temporárias. Sob o viés do custo total, a configuração 61 com apenas um religador trás maior custo-benefício, porém vale lembrar que a aplicação de dois religadores reduz a previsão do custo de interrupção, o que pode ser benéfico a longo prazo.

A alocação dos elos fusíveis apresenta um padrão interessante que surgiu devido às restrições aplicadas pelos limites de operação do alimentador. Pela análise da Figura 5.5 é possível perceber que quase todas as ramificações são separadas da linha principal do alimentador por um elo fusível posicionado no início da ramificação. Essa uniformidade efetivamente impede que as faltas permanentes que ocorram nos pontos laterais da rede cheguem ao canal central do alimentador, o que ampliaria os impactos da contingência ao afetar todos os consumidores à jusante de um dispositivo de proteção localizado no ramo central. Por exemplo, caso não houvesse um elo fusível na linha 10-11, uma falta permanente na linha 19-20 faria com que o fornecimento de energia fosse interrompido para todos os dispositivos à jusante da barra 10 até que a chave na linha 11-15 fosse aberta. O fusível no início dessa ramificação faz com que apenas os consumidores à jusante da barra 11 sejam afetados pela mesma falta. Esse padrão de alocar elos fusíveis nas ramificações laterais do alimentador é frequentemente utilizado em linhas

de distribuição, o que reforça a qualidade das alocações sugeridas pelo algoritmo que chegou à mesma conclusão utilizando a lógica da avaliação implementada.

Figura 5.5: Alocação de Elos Fusíveis na Resposta 61



Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

Ainda sobre restrições, o mapa revela que há apenas uma incidência de aplicação do limite de 3 fusíveis em série, o que pode indicar que as penalidades aplicadas foram mais severas do que deveriam, tornando inviável a recuperação dos traços de cromossomos ineficazes. A prioridade percebida no posicionamento de elos fusíveis é de impedir o alastramento do impacto de faltas permanentes nas periferias do alimentador. Em segundo plano, percebe-se a divisão dos ramos em grupos menores, novamente para mitigar os efeitos das interrupções. O elo fusível na linha 18-21 impede que as faltas permanentes que surgirem nessa longa linha afetem o restante do ramo, o que também justifica o posicionamento desse dispositivo entre as barras 11 e 12.

As chaves seccionadoras foram alocadas com o objetivo de ofertar aos operadores da rede opções para reduzir os impactos provenientes da ocorrência de faltas permanentes. Como discutido, é possível utilizar essas chaves para aumentar o isolamento da seção de falta, possibilitando a restauração do fornecimento de energia aos consumidores desligados pela operação de um dispositivo de proteção. Essa restauração pode ser feita com a ajuda de um alimentador vizinho, que pode ser usado temporariamente para alimentar consumidores à jusante da origem da falta. Resumidamente, a alocação de chaves de manobra é feita para dividir as cargas em grupos que podem ser isolados entre si, facilitando a reconfiguração da rede em períodos de contingência.

O mapa da Figura 5.1 revela essa tendência com a distribuição relativamente uniforme desses dispositivos ao longo das linhas do alimentador. Ao contrário do que ocorre com os elos fusíveis, não há restrições quanto à alocação de chaves de manobra em série ou com outros dispositivos, tornando possível a instalação de múltiplas chaves na seção principal. Essas chaves servem para segmentar os consumidores do alimentador e assim aumentar o isolamento da origem da falta. Com seu relativo baixo custo de instalação, seu emprego não traz prejuízos econômicos notáveis, o que pode explicar a média de 12,5 chaves por cromossomo único na população final, 83% do limite de 15 dispositivos dessa modalidade, a maior taxa dentre os três equipamentos adotados.

Por outro lado, é possível notar uma possível contradição no propósito desse dispositivo na alocação realizada pela resposta 61. Na configuração proposta, os alimentadores 7 e 8 não possuem equipamento de manobra capaz de separar as linhas que cada um usa para se conectar ao alimentador principal, o que faz com que apenas um possa ser utilizado para remanejamento de cargas durante a carência de energia. Entretanto, o algoritmo apontou que o alimentador 8, apesar de possuir potência reserva considerável em seu transformador tal qual aponta a Tabela 5.1, não consegue suprir os consumidores do alimentador principal sem apresentar níveis de tensão abaixo do limite estipulado. Dessa forma, os cromossomos que apresentaram modos de separar os dois alimentadores não tiveram avaliação recompensada por essa estratégia, o que pode ter causado a extinção desse traço.

Além disso, uma parte das escolhas de posicionamento dos dispositivos apresentadas pelas respostas obtidas recai sobre as permissões de alocação de cada linha, decididas pelo usuário. Essas limitações são uma forma de auxiliar o algoritmo a produzir combinações factíveis ao ambiente do sistema analisado, visto que existem restrições específicas que excedem aquelas genéricas a todos os sistemas de distribuição, discutidas nas seções anteriores. Talvez seja imprudente instalar um religador em áreas onde a queda de condutores ao chão seja comum, ou situações em que uma pequena sobrecarga é recorrente e torna inviável o uso de elos fusíveis. Por isso, as restrições de dispositivos aplicadas às linhas nos testes realizados com o alimentador de 134 barras são expostas no apêndice deste documento.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho são apresentados: o problema (a alocação de dispositivos de controle e proteção em um sistema de distribuição sobre viés técnico e econômico), a técnica para resolvê-lo (os algoritmos genéticos multiobjetivos pelo método NSGA-II), e, por fim, os resultados obtidos. Com sua conclusão, ficam registrados em suas páginas conceitos referentes a esses assuntos, assim como sua interação para embasar o desenvolvimento da rotina computacional. A análise dos dados colhidos justifica sua existência, mas também evidencia quais passos podem ser tomados para aprimorar ainda mais o estudo e a ferramenta.

O algoritmo desenvolvido adota a técnica de busca dos algoritmos genéticos, utilizando o método denominado *Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II), para selecionar as melhores configurações de alocação de dispositivos baseada nas propriedades do sistema de distribuição e do contexto econômico em que se localiza. Os dois objetivos aos quais a ferramenta se atem na busca são o investimento inicial na aquisição e instalação dos equipamentos e a eficiência da proteção quanto a sua seletividade, utilizando os conceitos de energia não suprida (ENS) para isso.

O estudo dos resultados entregues pelo algoritmo confirmou a qualidade da convergência do mesmo, corroborando com toda a tese explorada nos capítulos iniciais. Sua finalidade de sugerir um rumo para o desenvolvimento do sistema de proteção foi comprovada, entregando boas estimativas sobre as vantagens e desvantagens das configurações que sugere. Toda a análise serviu ainda para demarcar os limites da rotina e direcionar os esforços futuros para aprimorar sua utilidade dentro do campo de conhecimento em que se insere.

O algoritmo estuda o sistema de distribuição inserido e propõe configurações de qualidade, levando em conta as funções gerais dos dispositivos e como eles se complementam. Entretanto, as respostas são limitadas pela falta de profundidade do modelo genérico que representa esses dispositivos, uma vez que não há distinção entre as classes de religadores, fusíveis e seccionadoras. A coordenação é considerada apenas superficialmente com o uso das restrições à instalação de três fusíveis em série e à montante de religadores.. Além disso, o preço de aquisição é o mesmo para todas as variedades de um dispositivo, tornando o custo fixo, um dos objetivos que guia a convergência do algoritmo, um valor que não leva em conta o

dimensionamento do equipamento, o que pode induzir o algoritmo a sugerir soluções infactíveis ou pelo menos não tão eficientes quanto sugerido.

As sugestões para trabalhos futuros envolvem, principalmente, a inclusão de mais dados relacionados aos dispositivos empregados, além da formulação de ferramentas para análise da coordenação do sistema de proteção de cada cromossomo. O que se percebe mais vantajoso é:

- Incluir um banco de dados que contenha as variações dos dispositivos de proteção, como as diferentes classes de fusíveis e religadores. O usuário poderia inserir novos equipamentos no banco, registrando seu custo de instalação, o nível de proteção ofertado e se há possibilidade de manobra ou interrupção de arco elétrico;
- Adicionar uma nova penalidade referente à coordenação dos dispositivos de proteção com o equipamento de retaguarda. A sub-rotina calcularia o nível de curto-circuito em cada ponto da rede e daria sugestões da classe de dispositivo adequada, para então processar se é possível utilizar os tipos de equipamentos alocados pela resposta sem prejudicar a seletividade do sistema. Essa restrição entraria no lugar do limite no número de elos fusíveis em série e evitaria que configurações impossíveis de serem aplicadas por falta de coordenação persistam na convergência do algoritmo;
- Realizar algumas modificações no código do algoritmo para reduzir seu tempo de convergência e torna-lo mais rápido, como por exemplo implementar a estrutura de árvore para os dados das linhas para facilitar o acesso aos trechos à jusante de cada uma;
- Estudar o impacto da geração distribuída nos sistemas de proteção a fim de incluí-la nas previsões sobre o rendimento da configuração, aplicando as novas filosofias de alocação na função de avaliação do algoritmo.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional, Módulo 3 – Acesso ao Sistema de Distribuição**. Brasil. 2017.
- [2] ANEEL. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional, Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica**. Brasil. 2021.
- [3] BICHELS, A. **Sistemas Elétricos de Potência**. Curitiba: EDUTFPR, 2018.
- [4] CAMINHA, A. C. **Introdução à Proteção dos Sistemas Elétricos**. São Paulo: Edgard Blücher, 1977.
- [5] CELG. **Norma Técnica Celg 66: Elos Fusíveis de Distribuição - Especificação**. Brasil. 2014.
- [6] DA SILVA, L. G. W. **Desenvolvimento de uma Metodologia Integrada para Alocação Otimizada de Dispositivos de Controle e Proteção em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista. Ilha Solteira. 2005.
- [7] DARWIN, C. **A Origem das Espécies, no meio da seleção natural ou a luta pela existência na natureza**. Tradução de Joaquim da Mesquita Paul. [S.l.]: LELLO & IRMÃO - EDITORES, v. 1, 2003.
- [8] DEB, K. et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 6, n. 2, p. 182-197, Abril 2002.
- [9] GIGERENZER, G.; GAISSMAIER, W. Heuristic Decision Making. **Annual Review of Psychology**, v. 62, n. 1, p. 451-482, 2011.
- [10] HALLIDAY, D.; RESNICK, R. **Fundamentos de Física**. 8ª. ed. Rio de Janeiro: LTC, v. 3, 2009.
- [11] INGHAM, S. Pareto-optimality. **Encyclopædia Britannica**, 28 Novembro 2019. Disponível em: <<https://www.britannica.com/topic/Pareto-optimality>>. Acesso em: 30 Dezembro 2020.
- [12] JUNIOR, M. F. B. **Impacto da Geração Distribuída na Proteção de Sistemas de Distribuição**. Universidade Federal de Itajubá. Itajubá. 2017.
- [13] KINDERMANN, G. **Proteção de Sistemas Elétricos de Potência**. 2ª. ed. Florianópolis: Edição do autor, 2005.
- [14] LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos: Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional**. 2ª. ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008.
- [15] MAMEDE FILHO, J.; MAMEDE, D. M. **Proteção de Sistemas Elétricos de Potência**. Rio de Janeiro: LTC, 2013.

- [16] MENDES, M. Mutações Gênicas. **Educa Mais Brasil**, 2018. Disponível em: <<https://www.educamaisbrasil.com.br/enem/biologia/mutacoes-genicas>>. Acesso em: 24 Janeiro 2021.
- [17] MOREIRA, C. Crossing-over. **Wikiciencias**, 2010. Disponível em: <<https://wikiciencias.casadasciencias.org/wiki/images/2/27/wikiciencias112010.pdf>>. Acesso em: 24 abr. 2021.
- [18] SILVA, R. V. R. **Apostila de Análise de Sistemas Elétricos de Potência**. Itumbiara: Edição do autor; Instituto Federal de Goiás Câmpus Itumbiara, 2019.
- [19] VAZ GUEDES, M. A Lei de Joule. **Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto**, Porto, 2000.

8 APÊNDICE - DADOS DO ALIMENTADOR 134 BARRAS

O sistema de distribuição utilizado para aplicar o algoritmo desenvolvido nesse trabalho teve seus dados retirados do trabalho registrado por da Silva (2005), que também o utilizou para aplicar sua própria rotina de busca tabu reativa. O alimentador principal, aquele sujeito às configurações de dispositivos de proteção sugeridas no capítulo 5, possui 134 barras e alimenta consumidores residenciais, comerciais e industriais. As informações utilizadas são expostas nas próximas páginas deste apêndice. O formato decimal utilizado na representação é o que usa o ponto pra indicar as casa decimais, devido ao padrão adotado pelo compilador utilizado.

A tabela é dividida em duas partes: uma que caracteriza as barras e outra que entrega os dados das linhas. No sentido da esquerda para a direita, as informações correspondem a:

- **Barra:** O número que representa a barra descrita;
- **Carga:** A soma da potência ativa das cargas diretamente conectadas à barra em kW;
- **Nº de Cons. (R/C/I):** O número de consumidores de cada modalidade ligados à barra.
Obs.: A potência creditada a cada modalidade durante a análise do algoritmo foi feita pela relação entre o número de consumidores e a carga total, logo não é exata pela falta de informações mais detalhadas.
- **Barra Inicial:** Barra que inicia a linha descrita;
- **Barra Final:** Barra que finaliza a linha descrita;
- **Comp.:** O comprimento da linha em quilômetros;
- **Resistência:** A resistência da linha em Ohms;
- **Reatância:** A reatância da linha em Ohms;
- **NF?:** Caracteriza se a linha está normalmente “fechada”, ao contrário das linhas normalmente abertas utilizadas na conexão de consumidores remanejados entre alimentadores. 1 - normalmente fechada, 0 - normalmente aberta;
- **R?:** Possibilidade de instalação de religadores. 1 - sim, 0 - não;
- **EF?:** Possibilidade de instalação de elos fusíveis. 1 - sim, 0 - não;
- **CS?:** Possibilidade de instalação de chaves seccionadoras. 1 - sim, 0 - não;

Barra	Carga (kW)	N° de Cons.:		
		R	C	I
1	0	0	0	0
2	0	0	0	0
3	41.4	5	2	3
4	0	0	0	0
5	69	4	0	2
6	69	8	0	0
7	103.5	1	4	1
8	69	6	3	3
9	69	1	2	5
10	0	0	0	0
11	0	0	0	0
12	7.91	0	1	0
13	69	2	5	1
14	69	0	1	3
15	103.5	2	0	3
16	41.4	0	1	0
17	103.5	0	0	1
18	0	0	0	0
19	69	0	0	0
20	103.5	3	2	0
21	103.5	1	0	0
22	103.5	1	0	0
23	0	0	0	0
24	2.76	2	0	1
25	41.4	3	2	1
26	0	0	0	0
27	103.5	1	0	0
28	0	0	0	0
29	69	0	0	1
30	103.5	2	0	0
31	103.5	1	0	0
32	103.5	4	4	0
33	103.5	0	0	0
34	103.5	3	2	1
35	0	0	0	0
36	11.41	0	1	1
37	103.5	0	1	0
38	0	0	0	0
39	2.76	2	0	2

Barra Inicial	Barra Final	Comp (km)	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	NF?	R?	EF?	CS?
1	2	0.9	0.29799	0.188	1	0	0	0
2	3	0.05	0.00263	0.00111	1	0	0	0
2	4	0.1	0.00368	0.0008	1	0	0	0
4	5	0.04	0.00059	0.00077	1	0	0	0
5	6	0.02	0.00147	0.00191	1	0	0	0
6	7	0.02	0.00147	0.00191	1	0	0	1
7	8	0.02	0.00147	0.00191	1	0	0	1
8	9	0.01	0.00004	0	1	0	0	0
9	10	0.05	0.00092	0.0011	1	0	0	0
10	11	0.1	0.01597	0.00017	1	0	1	1
11	12	0.06	0.00575	0.0019	1	0	1	1
12	13	0.03	0.00144	0.00007	1	0	0	0
13	14	0.16	0.0409	0.01107	1	0	0	0
11	15	0.03	0.00144	0.00007	1	0	1	1
15	16	0.01	0.00016	0	1	0	0	0
16	17	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
17	18	0.04	0.00256	0.0008	1	0	0	0
18	19	0.04	0.00168	0.0008	1	0	1	0
19	20	0.05	0.00263	0.00111	1	0	0	0
18	21	0.15	0.02363	0.01191	1	0	1	0
10	22	0.03	0.00033	0.00001	1	1	0	1
22	23	0.07	0.00181	0.0011	1	0	0	1
23	24	0.05	0.004	0.00111	1	0	1	1
24	25	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
25	26	0.03	0.00144	0.00007	1	0	0	0
26	27	0.12	0.00756	0.00181	1	0	1	0
27	28	0.02	0.00084	0.00001	1	0	0	0
28	29	0.02	0.00042	0.00011	1	0	0	0
29	30	0.005	0.00063	0.00011	1	0	0	0
28	31	0.025	0.00053	0.00017	1	0	0	0
26	32	0.06	0.00191	0.00061	1	0	1	0
32	33	0.04	0.00032	0.0001	1	0	0	0
33	34	0.02	0.0008	0.00016	1	0	0	0
23	35	0.01	0.00004	0	1	1	0	1
35	36	0.07	0.00181	0.0011	1	1	0	1
36	37	0.01	0.00004	0	1	0	0	0
37	38	0.01	0.00004	0	1	0	0	0
38	39	0.07	0.00181	0.0011	1	0	0	0
38	40	0.1	0.00368	0.0008	1	0	1	1

Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

Barra	Carga (kW)	N° de Cons.:		
		R	C	I
40	0	0	0	0
41	69	4	3	1
42	69	1	0	0
43	69	2	2	0
44	103.5	1	1	0
45	41.4	2	0	2
46	0.92	1	1	0
47	103.5	4	3	0
48	0	0	0	0
49	103.5	3	1	0
50	69	2	0	0
51	103.5	1	0	0
52	0	0	0	0
53	1.1	0	0	0
54	103.5	3	4	0
55	69	0	0	1
56	69	1	0	0
57	0	0	0	0
58	9.2	3	1	2
59	103.5	4	0	0
60	3.5	3	0	3
61	2.76	4	3	4
62	5.06	2	3	2
63	0	0	0	0
64	69	5	2	3
65	69	7	1	0
66	3.22	4	0	2
67	0	0	0	0
68	103.5	1	4	1
69	6.44	6	3	3
70	103.5	1	2	5
71	69	0	0	0
72	7.82	1	1	0
73	1.75	0	1	0
74	103.5	2	5	1
75	103.5	0	1	3
76	103.5	2	0	3
77	5.43	0	1	0
78	0	0	0	0

Barra Inicial	Barra Final	Comp (km)	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	NF?	R?	EF?	CS?
40	41	0.06	0.00575	0.0019	1	0	1	0
40	42	0.05	0.004	0.00111	1	0	1	0
42	43	0.01	0.00016	0	1	0	0	0
40	44	0.03	0.00033	0.00001	1	0	1	0
44	45	0.04	0.00059	0.00077	1	0	0	0
38	46	0.06	0.00133	0.00171	1	1	0	1
46	47	0.02	0.00015	0.00019	1	0	0	1
47	48	0.12	0.00529	0.0069	1	1	0	1
48	49	0.05	0.00092	0.0011	1	0	1	1
49	50	0.02	0.00015	0.00019	1	0	0	0
50	51	0.17	0.01063	0.01186	1	0	0	0
48	52	0.1	0.00368	0.0008	1	0	1	1
52	53	0.06	0.00575	0.0019	1	0	1	0
53	54	0.03	0.00144	0.00007	1	0	0	0
54	55	0.13	0.02699	0.00889	1	0	0	0
52	56	0.02	0.00064	0.00011	1	0	1	0
56	57	0.08	0.01022	0.00117	1	0	0	0
57	58	0.05	0.00263	0.00111	1	0	1	0
57	59	0.06	0.00378	0.00191	1	0	1	0
59	60	0.02	0.00042	0.00011	1	0	0	0
48	61	0.04	0.00059	0.00077	1	1	0	1
61	62	0.01	0.00004	0	1	0	0	0
62	63	0.05	0.00092	0.0011	1	0	0	0
63	64	0.03	0.00063	0.00007	1	0	1	1
64	65	0.02	0.00028	0.00011	1	0	0	0
65	66	0.03	0.00063	0.00007	1	0	0	0
66	67	0.02	0.00028	0.00011	1	0	0	0
67	68	0.03	0.00144	0.00007	1	0	0	0
67	69	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
69	70	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
67	71	0.05	0.00174	0.00111	1	0	1	1
71	72	0.04	0.00111	0.0008	1	0	0	0
72	73	0.04	0.00111	0.0008	1	0	0	1
73	74	0.02	0.00028	0.00011	1	0	0	0
74	75	0.11	0.00843	0.00616	1	0	0	0
63	76	0.02	0.00015	0.00019	1	1	0	1
76	77	0.03	0.00033	0.00001	1	0	0	0
77	78	0.05	0.00092	0.0011	1	0	0	0
78	79	0.07	0.00181	0.0011	1	0	1	1

Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

Barra	Carga (kW)	N° de Cons.:		
		R	C	I
79	69	2	6	0
80	103.5	0	0	0
81	103.5	3	2	0
82	0	0	0	0
83	69	1	0	0
84	69	1	1	0
85	103.5	2	0	1
86	103.5	3	2	1
87	69	0	0	1
88	69	1	0	0
89	41.4	0	2	0
90	0	0	0	0
91	103.5	2	0	0
92	0	0	0	0
93	21.62	4	4	0
94	69	0	0	0
95	0	0	0	1
96	5.52	2	0	1
97	21.62	0	1	1
98	0	0	0	0
99	69	1	2	0
100	103.5	2	0	2
101	103.5	1	1	0
102	69	4	3	1
103	0	0	0	0
104	69	2	2	0
105	69	1	1	0
106	99.82	2	0	2
107	0	0	0	0
108	0	0	0	0
109	103.5	2	0	2
110	103.5	3	1	0
111	69	2	0	0
112	27.6	1	0	0
113	0	0	0	0
114	0	0	0	0
115	27.6	3	4	0
116	27.6	0	0	1
117	27.6	1	0	0

Barra Inicial	Barra Final	Comp (km)	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	NF?	R?	EF?	CS?
79	80	0.07	0.00181	0.0011	1	0	0	0
80	81	0.03	0.00033	0.00001	1	0	0	0
81	82	0.03	0.00033	0.00001	1	0	0	1
82	83	0.05	0.004	0.00111	1	0	0	0
82	84	0.05	0.00092	0.0011	1	0	1	1
84	85	0.03	0.00033	0.00001	1	0	0	0
85	86	0.02	0.00033	0.00001	1	0	0	0
86	87	0.06	0.00015	0.00019	1	0	1	0
78	88	0.05	0.00683	0.001	1	0	1	0
78	89	0.13	0.00239	0.00111	1	1	0	1
89	90	0.05	0.00092	0.0011	1	0	0	0
90	91	0.18	0.01192	0.01001	1	1	0	1
91	92	0.02	0.00015	0.00019	1	0	0	0
92	93	0.03	0.00095	0.00008	1	0	0	0
92	94	0.07	0.00515	0.0016	1	0	1	0
92	95	0.1	0.00368	0.0008	1	0	0	0
95	96	0.04	0.00168	0.0008	1	0	0	0
95	97	0.05	0.00263	0.00111	1	0	1	1
97	98	0.06	0.00378	0.00191	1	0	0	0
98	99	0.11	0.01933	0.00617	1	0	1	0
98	100	0.04	0.00168	0.0008	1	0	1	0
100	101	0.11	0.01271	0.00601	1	0	0	0
95	102	0.06	0.00133	0.00171	1	1	0	1
102	103	0.04	0.00059	0.00077	1	0	0	0
103	104	0.03	0.00063	0.00007	1	0	1	1
103	105	0.15	0.01566	0.01181	1	1	0	1
105	106	0.21	0.0307	0.01116	1	0	0	1
106	107	0.03	0.00063	0.00007	1	0	0	0
107	108	0.1	0.00696	0.0001	1	0	1	1
108	109	0.1	0.01597	0.00017	1	0	0	0
109	110	0.03	0.00144	0.00007	1	0	0	0
110	111	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
107	112	0.17	0.01063	0.01186	1	0	1	1
112	113	0.11	0.00446	0.0008	1	0	0	0
113	114	0.11	0.01933	0.00617	1	0	1	0
113	115	0.3	0.09582	0.01109	1	0	1	1
115	116	0.2	0.06388	0.01106	1	0	0	0
116	117	0.2	0.06388	0.01106	1	0	0	0
117	118	0.2	0.06388	0.01106	1	0	0	0

Fonte: Adaptado de da Silva (2005)

Barra	Carga (kW)	N° de Cons.:		
		R	C	I
118	27.6	2	0	0
119	0	0	0	0
120	50.6	4	0	0
121	27.6	3	0	3
122	0	0	0	0
123	0	0	0	0
124	14.26	2	0	0
125	41.4	3	1	2
126	14.26	4	0	0
127	14.26	3	0	3
128	0	0	0	0
129	41.4	2	3	2
130	0	0	0	0
131	103.5	3	1	2
132	0	0	0	0
133	103.5	3	0	3
134	103.5	4	3	4

Barra Inicial	Barra Final	Comp (km)	Resistência (Ω)	Reatância (Ω)	NF?	R?	EF?	CS?
90	119	0.11	0.01271	0.00601	1	0	0	1
119	120	0.07	0.00181	0.0011	1	0	1	0
120	121	0.07	0.00181	0.0011	1	0	0	0
119	122	0.07	0.00515	0.0016	1	0	1	1
122	123	0.13	0.02699	0.00889	1	0	0	0
123	124	0.02	0.00064	0.00011	1	0	0	0
123	125	0.02	0.00064	0.00011	1	0	1	0
125	126	0.04	0.00256	0.0008	1	0	0	0
126	127	0.04	0.00256	0.0008	1	0	0	0
86	128	0.03	0.00015	0.00019	1	0	1	0
128	129	0.02	0.00378	0.00191	1	0	0	0
104	130	0.07	0.00341	0.00108	1	0	0	0
130	131	0.02	0.00015	0.00019	1	0	0	0
130	132	0.1	0.00696	0.0001	1	0	1	0
132	133	0.04	0.00111	0.0008	1	0	0	0
133	134	0.04	0.00111	0.0008	1	0	0	0

Fonte: Adaptado de da Silva (2005)