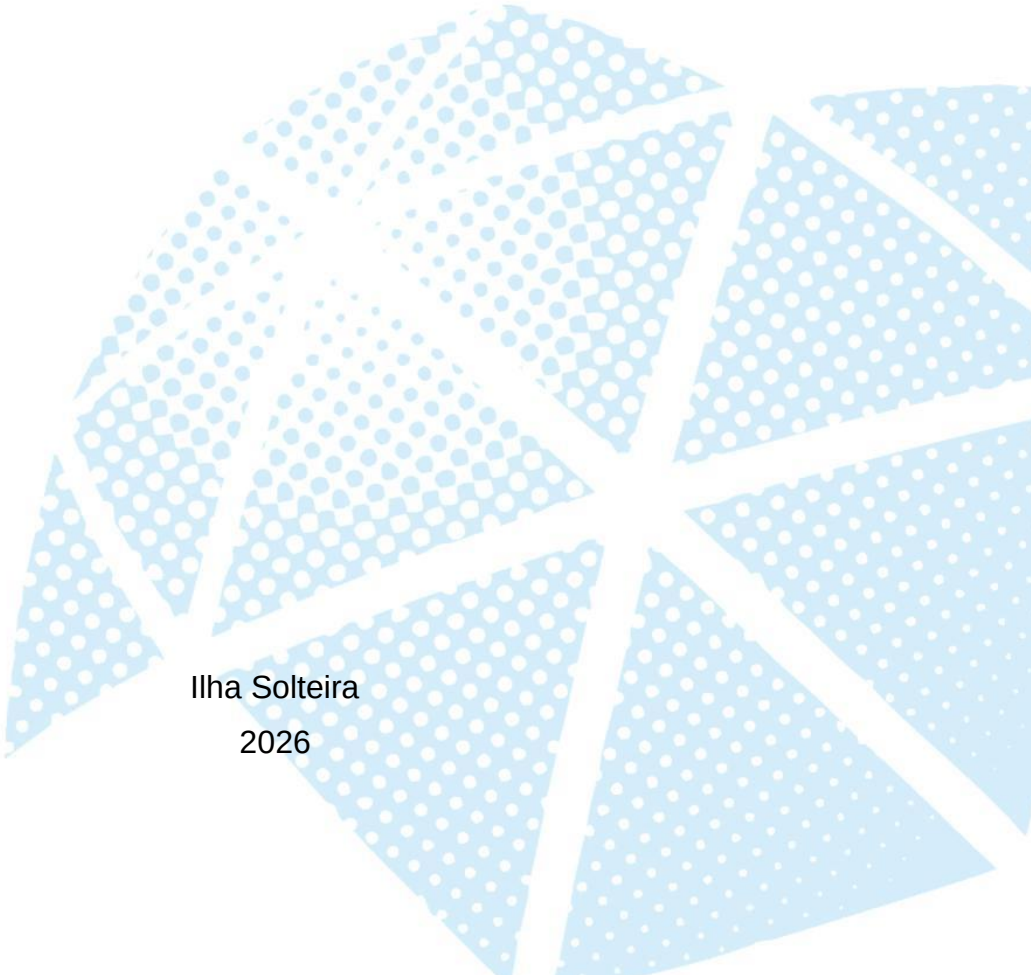
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

SERGIE JOSUÉ PEÑA CRUZ

ABORDAGEM MULTIOBJETIVO VIA NSGA-II PARA ALOCAÇÃO E COORDENAÇÃO SIMULTÂNEA DE DISPOSITIVOS DE PROTEÇÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO



Ilha Solteira
2026

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Faculdade de Engenharia
Câmpus de Ilha Solteira

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

SERGIE JOSUÉ PEÑA CRUZ

ABORDAGEM MULTIOBJETIVO VIA NSGA-II PARA ALOCAÇÃO E COORDENAÇÃO SIMULTÂNEA DE DISPOSITIVOS DE PROTEÇÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia da Universidade Estadual Paulista – UNESP, Câmpus de Ilha Solteira, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Prof. Dr. Jonatas Boas Leite
Orientador

Ilha Solteira - SP

2026

FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvida pela Diretoria Técnica de Biblioteca e Documentação

P397a

Peña Cruz, Sergie Josué.
Abordagem multiobjetivo via NSGA-II para alocação e coordenação simultânea de dispositivos de proteção em redes de distribuição / Sergie Josué Peña Cruz. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2026
139 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2026

Orientador: Jônatas Boas Leite
Inclui bibliografia

1. Otimização bi-nível. 2. Redes de distribuição. 3. Coordenação de proteção. 4. Algoritmo NSGA-II. 5. Alocação de religadores. 6. Norma IEC 60255.

Elaborada por Raiane da Silva Santos - CRB-8/9999

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de Ilha Solteira

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: ABORDAGEM MULTIOBJETIVO VIA NSGA-II PARA ALOCAÇÃO E COORDENAÇÃO SIMULTÂNEA DE DISPOSITIVOS DE PROTEÇÃO EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

AUTOR: SERGIE JOSUE PEÑA CRUZ
ORIENTADOR: JONATAS BOAS LEITE

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, área: Automação pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. JONATAS BOAS LEITE (Participaçao Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / UNESP / Câmpus de Ilha Solteira - FEIS

Prof. Dr. FABIO BERTEQUINI LEÃO (Participaçao Presencial)
Departamento de Engenharia Elétrica / UNESP / Câmpus de Ilha Solteira - FEIS

Dr. CLEBERTON REIZ (Participaçao Virtual)
Departamento de Sistemas de Energia / Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores, Tecnologia e Ciência - INESC TEC (Portugal)

Ilha Solteira, 25 de setembro de 2026.

IMPACTO POTENCIAL DESTA PESQUISA

A pesquisa proposta possui um impacto potencial significativo no avanço do planejamento e da operação de redes elétricas de distribuição, ao integrar algoritmos evolutivos multiobjetivo (NSGA-II) em uma arquitetura bi-nível para otimizar simultaneamente a alocação e a coordenação de equipamentos de proteção. Ao considerar as restrições normativas da IEC 60255 e utilizar o cálculo exato de fluxo de carga e curto-circuito (Zbus) a cada reconfiguração topológica, o modelo torna-se mais representativo da complexidade elétrica do ambiente real, oferecendo uma ferramenta de tomada de decisão robusta para engenheiros de planejamento e concessionárias de energia. Isso pode contribuir diretamente para um equilíbrio eficiente entre o investimento em infraestrutura e a segurança do sistema, promovendo a minimização dos custos de interrupção (CIC) e a melhoria da resiliência e qualidade do fornecimento de energia à sociedade.

POTENTIAL IMPACT OF THIS RESEARCH

The proposed research has a significant potential impact on the advancement of electrical distribution network planning and operation by integrating multi-objective evolutionary algorithms (NSGA-II) in a bi-level architecture to simultaneously optimize the allocation and coordination of protection equipment. By considering the normative constraints of IEC 60255 and utilizing exact load flow and short-circuit calculations (Zbus) at each topological reconfiguration, the model becomes more representative of the electrical complexity of the real-world environment, offering a robust decision-making tool for planning engineers and power utilities. This can directly contribute to an efficient balance between infrastructure investment and system safety, promoting the minimization of customer interruption costs (CIC) and the improvement of power supply resilience and quality for society.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me dado saúde, forças e sabedoria para superar os desafios e concluir mais esta etapa da minha formação.

À minha amada esposa, Mayra. Este trabalho jamais seria possível sem o seu amor, paciência e apoio incondicional. Sua presença iluminou meus dias e me deu a força necessária para não desistir, esta conquista é tão sua quanto minha.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Jonatas Boas Leite, pela oportunidade, confiança depositada em meu trabalho e por todo o conhecimento compartilhado. Sua orientação foi fundamental para o meu crescimento acadêmico e profissional.

Aos professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica da UNESP de Ilha Solteira, pelo suporte e ensinamentos ao longo do curso.

Aos colegas de laboratório e de pós-graduação, pela convivência, troca de experiências e amizade que tornaram esta jornada mais leve.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) – Processo nº 130850/2025-0.

"Combati o bom combate, terminei a corrida, guardei a fé." *2 Timóteo 4:7*

RESUMO

A alocação e a coordenação de equipamentos de proteção em redes de distribuição de energia elétrica representam um problema complexo de otimização não linear inteira mista (MINLP). A resolução simultânea dessas tarefas frequentemente resulta em elevado custo computacional e convergência para ótimos locais, fenômeno exacerbado pela necessidade de recálculos frequentes do fluxo de carga e da matriz de impedância nodal (Zbus) a cada alteração topológica. Para contornar essas limitações, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma ferramenta computacional robusta baseada em uma arquitetura de otimização bi-nível, empregando o algoritmo evolutivo multiobjetivo NSGA-II. O modelo formulado isola a física da rede no nível superior, onde ocorre a busca pelas melhores topologias e posições de instalação de religadores, minimizando os custos de investimento e o custo de interrupção de carga (CIC). No nível inferior, um algoritmo genético escravo realiza a sintonia fina dos parâmetros de proteção (corrente de *pickup*, curva de atuação e multiplicador de tempo), garantindo a minimização do tempo de operação e o cumprimento estrito das restrições de seletividade impostas pela norma internacional IEC 60255. A metodologia assegura a viabilidade física das soluções ao utilizar cálculos elétricos exatos para cenários de falta, mitigando distorções matemáticas comuns em abordagens de nível único. Simulações computacionais aplicadas a um sistema de distribuição de 135 barras comprovam a eficácia da abordagem bi-nível em obter um conjunto de soluções de compromisso (Fronteira de Pareto) com qualidade superior e menor esforço computacional em comparação à otimização simultânea tradicional. A ferramenta desenvolvida fornece às concessionárias de energia um mecanismo eficiente de suporte à tomada de decisão, possibilitando o planejamento de redes de distribuição mais resilientes, econômicas e seguras, beneficiando diretamente a qualidade do serviço prestado à sociedade.

Palavras-chave: otimização bi-nível; redes de distribuição; coordenação de proteção; algoritmo NSGA-II; alocação de religadores; norma IEC 60255.

ABSTRACT

The allocation and coordination of protection equipment in electrical distribution networks represent a complex mixed-integer nonlinear programming (MINLP) optimization problem. The simultaneous resolution of these tasks frequently results in high computational cost and convergence to local optima, a phenomenon exacerbated by the need for frequent recalculations of the load flow and the nodal impedance matrix (Zbus) at each topological change. To overcome these limitations, this study proposes the development of a robust computational tool based on a bi-level optimization architecture, employing the NSGA-II multi-objective evolutionary algorithm. The formulated model isolates the network physics at the upper level, where the search for the best topologies and recloser installation positions occurs, minimizing investment costs and the customer interruption cost (CIC). At the lower level, a slave genetic algorithm performs the fine-tuning of the protection parameters (pickup current, operating curve, and time multiplier), ensuring the minimization of the operating time and strict compliance with the selectivity constraints imposed by the IEC 60255 international standard. The methodology ensures the physical viability of the solutions by using exact electrical calculations for fault scenarios, mitigating mathematical distortions common in single-level approaches. Computational simulations applied to a 135-bus distribution system prove the effectiveness of the bi-level approach in obtaining a set of compromise solutions (Pareto Frontier) with superior quality and lower computational effort compared to traditional simultaneous optimization. The developed tool provides power utilities with an efficient decision-making support mechanism, enabling the planning of more resilient, economical, and safe distribution networks, directly benefiting the quality of service provided to society.

Keywords: bi-level optimization; distribution networks; protection coordination; NSGA-II algorithm; recloser allocation; IEC 60255 standard.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Configuração de um alimentador típico de distribuição.....43
Figura 2- Composição qualitativa do Fator de Custo de Interrupção Cij.....44
Figura 3 - Composição dos custos de investimento.....46
Figura 4 - Sequência de um religador em uma falta.....50
Figura 5 - Conflito de otimização multiobjetivo do SDEE.....57
Figura 6 - Classificação das meta-heurísticas segundo o mecanismo de busca.....62
Figura 7 - Estrutura geral de um algoritmo genético tradicional.....64
Figura 8 - Procedimentos de classificação do NSGA-II.....66
Figura 9 - Representação do mecanismo de elitismo de NSGA-II.....68
Figura 10 - Fluxograma da etapa de seleção por torneio no NSGA-II.....69
Figura 11 - Representação esquemática do operador de cruzamento.....70
Figura 12 - Codificação vetorial composta do indivíduo.....72
Figura 13 - Codificação da solução candidata.....72
Figura 14 - Arquitetura de otimização bi-nível proposta.....74
Figura 15 - Fluxograma do algoritmo de otimização bi nível.....75
Figura 16 - Pseudocódigo do método de otimização bi-nível.....77
Figura 17 - Seccionamento do alimentador e formação de zonas de proteção.....80
Figura 18 - Diagrama unifilar do sistema de distribuição de 135 barras.....81
Figura 19 - Cálculo da corrente de curto-circuito representativa.....85
Figura 20 - Coordenograma da solução do Cenário 1 considerando pesos iguais.....89
Figura 21 - Coordenograma da solução do Cenário 1 para pesos ponderados.....89
Figura 22 - Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 1.....90
Figura 23 - Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 1.90
Figura 24- Coordenograma da solução representativa do Cenário 2 para pesos iguais.
.....93
Figura 25- Coordenograma da solução representativa do Cenário 2 para pesos ponderados.....94
Figura 26- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 2.....95
Figura 27- Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 2..95
Figura 28- Coordenograma da solução representativa do Cenário 3 para pesos iguais
.....99

Figura 29 - Coordenograma da solução representativa do Cenário 3 considerando pesos ponderados.....100
Figura 30- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 3 100
Figura 31- Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 3101
Figura 32- Coordenograma da solução representativa do Cenário 4 considerando pesos iguais 105
Figura 33- Coordenograma da solução representativa do Cenário 4 para pesos ponderados 106
Figura 34- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 4 107
Figura 35- Distribuição dos valores dos custos totais nas 30 execuções do Cenário 4 107
Figura 36- Esforço computacional para todas as simulações 110
Figura 37- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 1 Bi nivel 113
Figura 38- Distribuição dos valores dos TOPs totais do Cenário 1 Bi nível 113
Figura 39- Curvas características de tempo inverso da solução de compromisso para o Cenário 1.....114
Figura 40- Curvas características de tempo inverso da solução de compromisso (Pesos [80/5/15]) para o Cenário 1 115
Figura 41- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 2 Bi nivel 118
Figura 42- Distribuição dos TOPs do Cenário 2 Bi nivel 118
Figura 43- Curvas características de tempo inverso do Cenário 2.....119
Figura 44- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 3 Bi nivel 121
Figura 45- Distribuição dos valores dos TOPs do Cenário 3 Bi nivel 122
Figura 46- Curvas características de tempo inverso do Cenário 3.....122
Figura 47- Esforço computacional para todas nas simulações fortes 126
Figura 48- Distribuição do tempo computacional 127
Figura 49- Fronteira para métodos de estudo 128
Figura 50- Projeção 2D: Custo de Investimento vs. Tempo de Operação 129
Figura 51- Projeção 2D: CIC vs. TOP 130
Figura 52 - Custo de Interrupção vs. Custo de Investimento.....131

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo das principais características dos trabalhos de alocação 31
Tabela 2- Resumo dos principais trabalhos de coordenação revisados 34
Tabela 3- Resumo da aplicação de algoritmos multiobjetivo 36
Tabela 4- Comparação de otimização Mono-nível e Bi-nível na literatura 37
Tabela 5- Curvas IEC e de fabricantes de relés de proteção.....55
Tabela 6- Parâmetros Operativos e Econômicos do Teste de 135 Barras.....82
Tabela 7-Parâmetros de Configuração do NSGA-II 83
Tabela 8- Cenarios para estudo do NSGA-II puro.....86
Tabela 9- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 para pesos iguais ..86
Tabela 10- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 considerando pesos ponderados 87
Tabela 11- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1.....87
Tabela 12- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1.....88
Tabela 13- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1.....88
Tabela 14- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 considerando pesos iguais.....91
Tabela 15- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 considerando pesos ponderados 91
Tabela 16- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 2.....92
Tabela 17- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 2 com pesos iguais.....92
Tabela 18- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 2 com pesos ponderados 92
Tabela 19- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 considerando pesos iguais.....96
Tabela 20- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 considerando pesos ponderados 97
Tabela 21- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 3.....97
Tabela 22- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 3 com pesos iguais.....98
Tabela 23- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 3 com pesos ponderados 98

Tabela 24- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 4 considerando pesos iguais 102
Tabela 25- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 4 considerando pesos ponderados 103
Tabela 26 Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 4 103
Tabela 27- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 4 com pesos iguais 104
Tabela 28- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 4 com pesos ponderados 104
Tabela 29- Estatísticas do CIC para os diferentes cenários e pesos 108
Tabela 30- Estatísticas do TOP para os diferentes cenários e pesos 109
Tabela 31- Estatísticas do Investimento para os diferentes cenários e pesos 109
Tabela 32-Cenarios para estudo do Bi nível 111
Tabela 33-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 Bi nivel 111
Tabela 34- Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 1 (Abordagem Bi-Nível) 112
Tabela 35- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1 Bi nivel 112
Tabela 36-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 Bi nivel 116
Tabela 37-Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 2 (Abordagem Bi-Nível) 117
Tabela 38- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 2 Bi nivel 117
Tabela 39-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 Bi nivel 120
Tabela 40-Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 3 (Abordagem Bi-Nível) 120
Tabela 41- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 3 Bi nivel 121
Tabela 42- Estatísticas do CIC para os cenários e pesos no Bi nivel 123
Tabela 43- Estatísticas do TOP para os diferentes cenários e pesos no Bi nivel 123
Tabela 44 - Estatísticas do Investimento para Bi nível 124

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ACO	Colônia de Formigas
AG	Algoritmo Genético
AGS	Algoritmo Genético Simples
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANSI	*American National Standards Institute*
AS	Chaves (Automation Switches)
ASIDI	*Average System Interruption Duration Index*
BEP	Busca em Profundidade
CAIDI	Customer Average Interruption Duration Index
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CAPEX	*Capital Expenditure*
CAQ	Custo de Aquisição
CD	Crowding Distance / Distância de aglomeração
CENS	Custo de Energia Não Suprida
CIC	Custo de Interrupção ao Consumidor
CNPq	Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
CRE	Custo de Realocação
CSM	*Current Setting Multiplier*
DEC	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DFIG	Doubly Fed Induction Generator / Geradores duplamente alimentados
DNSGA-II	*Dynamic NSGA-II*
DOCR	*Directional Overcurrent Relay* / Relé Direcional de Sobrecorrente
DP	Dispositivos de Proteção
EI	Extremamente Inversa
EMA	*Exchange Market Algorithm*
ENS	Energia Não Suprida
ESTO	Algoritmo ESTO
FEC	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FUS	Fusíveis
FV	Fotovoltaica

GD	Geração Distribuída
GOA	*Grasshopper Optimization Algorithm*
GRASP	*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*
HWOA	*Hybridized Whale Optimization Algorithm*
IC	*Interruption Cost* / Custo de Interrupção
ICA	Imperialist Competitive Algorithm
IEC	International Electrotechnical Commission
IEDs	*Intelligent Electronic Devices* / Equipamentos Eletrônicos Inteligentes
IEEE	*Institute of Electrical and Electronics Engineers*
IIC	Custo de Investimento Inicial
IQGA	*Improved Quantum Genetic Algorithm* / Algoritmo Genético Quântico Melhorado
IWOA	*Improved Whale Optimization Algorithm*
LaPSEE	Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica
MAIFI	Momentary Average Interruption Frequency Index
MILP	Programação Inteira Mista Linear / *Mixed-Integer Linear Programming*
MINLP	Otimização Combinatória Inteira Mista Não-Linear
MIP	*Mixed Integer Programming* / Modelo Matemático
MOAHA	*Multi-objective Artificial Hummingbird Algorithm*
MOP	*Multi-Objective Optimization Problem*
NA	Normalmente Aberta
NSGA-II	*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*
OCR	*Overcurrent Relay* / Relé de Sobrecorrente
OPEX	Operating Expenses
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PSO	*Particle Swarm Optimization* / Otimização por Nuvem de Partículas
REL	Religadores
SA	*Simulated Annealing*
SAIDI	*System Average Interruption Duration Index*
SAIFI	*System Average Interruption Frequency Index*
SDEE	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica
SDF	Sector Customer Damage Function / Funções de Dano Setorial
SE	Subestação

SI	*Standard Inverse*
SS	*Scatter Search*
SSA-LP	*Squirrel Search Algorithm* acoplado à Programação Linear
STI	*Short Time Inverse*
SUB	Subestação
TCC	*Time-Current Characteristic* / Curva Característica de Tempo-Corrente
TCs	Transformadores de Corrente
TMS	*Time Multiplier Setting* / Ajuste de Dial de Tempo
TOP	Tempo de Operação das Proteções
TS	Busca Tabu
UNESP	Universidade Estadual Paulista
VI	*Very Inverse*
VNS	*Variable Neighborhood Search*
µGA	Micro-Algoritmo Genético

LISTA DE SÍMBOLOS

C_1, C_2	Parâmetros empíricos da curva IEC 60255
C_{av}	Custo de Realocação de logística de movimentação de ativos.
C_{al}	Custo unitário de aquisição e instalação para a chave
C_{ch}	Custo unitário da chave
CD_A, CD_B	Distâncias de aglomeração dos indivíduos A e B
$C_{investment}$	Custo total de investimento em equipamentos
d_{ab}	Distância euclidiana.
$f_1(x)$	Função objetivo de Confiabilidade / Custo de Interrupção
$f_2(x)$	Função objetivo de Minimização do Tempo de Operação Global.
$f_3(x)$	Função objetivo de Custo Total de Equipamentos (Investimento)
G_{max}	Número máximo de gerações (critério de parada)
IC_i	Custo de Interrupção do fornecimento devido a uma falta na seção i
$I_{cc,médio}$	Corrente de curto-circuito representativa utilizada na coordenação
$I_{cc,max}$	Maior corrente de curto-circuito da zona
$I_{cc,min}$	Menor corrente de curto-circuito da zona
I_{cc}	Magnitude da corrente de curto-circuito vista pelo dispositivo
I_{pickup}	Corrente de partida ou ajuste de sensibilidade (limiar de disparo)
K_{seg}	Fator de segurança de sensibilidade
M	Múltiplo da corrente de *pickup*
N	Número de posições candidatas
$\mathrm{N_{acq}}$	Conjunto de chaves ou dispositivos novos que precisam ser adquiridos
$\mathrm{N_{ch}}$	Número de chaves alocadas no sistema
$\mathrm{N_{real}}$	Conjunto de chaves preexistentes a serem realocadas
$\mathrm{N_T}$	Número total de unidades consumidoras atendidas pelo sistema
$\mathrm{P_j}$	Demanda média de carga do consumidor
P_t, Q_t, R_t	População atual, população de descendentes e união na geração t
$O(n)$	Ordem de complexidade de um algoritmo
$\mathrm{Rank_A}, \mathrm{Rank_B}$	Níveis de dominância de Pareto dos indivíduos A e B
$\mathrm{R_{cand}}$	Conjunto de ramos candidatos para alocação

R_{cand}	Conjunto de ramos candidatos para alocação
$\mathrm{S(x)}$	Medida de compromisso multicritério para Fronteira de Pareto
t_{bkp}	Tempo de atuação do equipamento de retaguarda
t_{pmr}	Tempo de operação primário
TMS	Time Multiplier Setting (Ajuste de Dial de Tempo)
top	Tempo de operação (segundos) do dispositivo de proteção
t	Geração atual do algoritmo evolutivo
Δt	Intervalo de tempo de coordenação ou margem de segurança entre atuações
γ_{ij}	Tempo de duração de interrupção da seção j para uma falta permanente na seção i
λ_i	Taxa de falha anual da seção i (falhas/km/ano)
l_i	Comprimento da seção ou trecho i (km)
L_j	Carga média no ponto j (kW)
$O(n)$	Ordem de complexidade de um algoritmo
P_c	Taxa de cruzamento (Crossover rate) del algoritmo
P_m	Taxa de mutação (Mutation rate) del algoritmo
α, β, L	Constantes normativas da inclinação e o tipo da curva IEC 60255

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 22
1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA 24
1.1.1 Problema de alocação dos equipamentos de proteção e controle 24
1.1.2 Problema de coordenação e seletividade do sistema de proteção 24
1.1.3 O desafio crítico da resolução simultânea 25
1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES 25
1.2.1 Objetivos específicos 26
1.3 JUSTIFICATIVA 27
1.4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 29
1.4.1 Métodos para a alocação de dispositivos e impactos econômicos 29
1.4.2 Métodos focados na coordenação paramétrica de relés 31
1.4.3 Otimização Multiobjetivo e a aplicação do NSGA-II 34
1.4.4 A transição para a Otimização Simultânea e a Modelagem Bi-nível 36
1.5 ESTRUTURA DO DOCUMENTO 37
2 PLANEJAMENTO DA PROTEÇÃO E CONFIABILIDADE EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO 39
2.1 PLANEJAMENTO E ALOCAÇÃO TOPOLÓGICA 39
2.1.1 Indicadores de Continuidade (DEC e FEC) 40
2.1.2 Avaliação do Custo de Interrupção para o Consumidor (CIC) 41
2.2 MODELAGEM ECONÔMICA DOS INVESTIMENTOS 45
2.3 MODELAGEM DA RESPOSTA DINÂMICA E COORDENAÇÃO DA PROTEÇÃO 47
2.3.1 Lógica Geral de Atuação da Proteção 47
2.3.2 Elos Fusíveis 49
2.3.3 Religadores 49
2.3.4 Relés de Proteção 50
2.3.5 COORDENAÇÃO NA PROTEÇÃO 51
2.3.6 Definição e Impacto das Variáveis Operacionais 52
2.3.6.1 Corrente de Pickup 52
2.3.6.2 Corrente de Curto-Circuito Icc 53
2.3.6.3 Ajuste de Dial de Tempo (TMS – Time Multiplier Setting) 54
2.3.6.4 Parâmetros da Curva Característica 54

3 METODOLOGIA PARA O PROBLEMA MULTIOBJETIVO 56
3.1 MODELO MATEMÁTICO 56
3.1.1 Formulação Matemática das Funções Objetivo 57
3.1.2 Restrições Operativas 58
3.1.2.1 Restrição da corrente de pickup 59
3.1.2.2 Restrição do TMS 59
3.1.2.3 Condição de sensibilização do relé 59
3.1.2.4 Restrição de coordenação 59
3.1.2.5 Restrição de localização dos dispositivos 60
3.1.2.6 Restrição binária da alocação 60
3.2 FUNDAMENTAÇÃO: OTIMIZAÇÃO E META-HEURÍSTICAS 60
3.2.1 Algoritmos Genéticos (AG) 63
3.2.2 O Algoritmo NSGA-II 65
3.2.3 Classificação por Dominância de Pareto 65
3.2.4 Preservação da Diversidade 65
3.2.5 Estratégia Elitista e Ciclo de Execução 67
3.3 MÉTODO NSGA II PURO 67
3.3.1 Critério de Parada NSGA II puro 67
3.3.2 Elitismo do NSGA II puro 68
3.3.3 Seleção dos Pais do NSGA II puro 69
3.3.4 Cruzamento e Mutação de NSGA II puro 70
3.4 MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO BI-NÍVEL 73
3.4.1 Critério de Parada de otimização bi-nível 74
3.4.2 Elitismo do bi-nível 75
3.4.3 Seleção dos Pais do bi-nível 75
3.4.4 Cruzamento e Mutação do bi-nível 76
4 CASO DE ESTUDO E ANÁLISE DE RESULTADOS 79
4.1 SECCIONAMENTO E FORMAÇÃO DE ZONAS DE PROTEÇÃO 79
4.2 CARACTERIZAÇÃO DO SISTEMA TESTE 80
4.3 PARAMETRIZAÇÃO DO ALGORITMO NSGA-II 82
4.4 ESTRATÉGIA DE TOMADA DE DECISÃO 83
4.5 RESULTADOS DO NSGA-II PURO 85
4.5.1 Cenário 1 para estudo NSGA II puro 86
4.5.2 Cenário 2 para estudo NSGA II puro 91

4.5.3 Cenario 3 para para estudo NSGA II puro 96
4.5.4 Cenario 4 para para estudo NSGA II puro 101
4.5.5 Análise comparativa dos resultados obtidos pelo NSGA-II..... 107
4.6 RESULTADOS DO METODO BI NIVEL..... 110
4.6.1 Cenario 1 para para estudo do método Bi nível..... 111
4.6.2 Cenario 2 para estudo do método Bi nível 115
4.6.3 Cenario 3 para para estudo do método Bi nível..... 119
4.6.4 Análise comparativa dos resultados obtidos pelo Método Bi nível..... 123
4.7 ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE BI-NÍVEL E O NSGA-II PURO..... 125
5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS 132
REFERÊNCIAS 135

1 INTRODUÇÃO

A infraestrutura das redes de distribuição de energia elétrica (SDEE) atua como o elo vital entre o sistema elétrico de potência e os consumidores finais, operando como a espinha dorsal para o desenvolvimento socioeconômico contemporâneo (Melgar-Domingues; Pourakbari-Kasmaei; Mantovani, 2019). O crescimento exponencial da demanda e a digitalização das atividades cotidianas impõem às concessionárias o desafio de garantir a esses consumidores um fornecimento de energia com níveis de excelência e resiliência quase ininterruptos. Contudo, blindar essas redes contra qualquer tipo de falha exige aportes financeiros massivos e redundâncias estruturais impraticáveis.

As redes de distribuição, devido à sua extensa capilaridade territorial e exposição contínua a intempéries, representam o segmento do sistema elétrico de potência mais vulnerável a falhas, concentrando cerca de 80% das ocorrências de curto-circuito. Grande parte dessas interrupções na rede primária é de natureza temporária correspondendo a aproximadamente 75% a 90% dos casos, mas eventos permanentes também causam impactos operacionais significativos e danos severos aos equipamentos (Bahmanyar, 2017). Para quantificar e regular a qualidade do serviço prestado, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabelece limites rigorosos para os indicadores de continuidade, notadamente a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC). A violação desses parâmetros regulatórios resulta em sanções financeiras diretas para as concessionárias, além de elevar substancialmente o Custo de Interrupção do Consumidor (CIC), evidenciando que a mitigação de falhas e o restabelecimento rápido do sistema são necessidades indissociáveis tanto técnicas quanto econômicas.

Para mitigar os impactos dessas falhas, os SDEEs empregam sistemas de proteção que monitoram continuamente o fluxo de potência, identificando e isolando rapidamente condições atípicas para assegurar a integridade da rede e a segurança das pessoas. Com o avanço da automação dos sistemas de distribuição, os religadores automáticos passaram a incorporar recursos de monitoramento, comunicação e comando remoto, permitindo maior flexibilidade na operação e no isolamento de faltas. Entre os equipamentos utilizados, o relé de sobrecorrente (OCR) desempenha um papel fundamental. Devido ao seu baixo custo em comparação com outros tipos de

relés, os OCRs consolidaram-se como o principal dispositivo de proteção em redes de distribuição (Gers; Holmes, 2021; Rojnić et al., 2022). Contudo, a eficácia desse sistema depende estritamente da coordenação e seletividade. O objetivo é minimizar o tempo de operação global, garantindo que o dispositivo mais próximo à falta atue primeiro. Matematicamente, a parametrização ótima desses OCRs que envolve o ajuste fino das correntes de pickup, dos multiplicadores de tempo (TMS) e dos coeficientes das curvas características de tempo-corrente (TCC) configura um problema fortemente não linear e de alta complexidade.

Além da complexidade paramétrica, o planejamento exige a alocação ótima desses dispositivos ao longo dos alimentadores, enfrentando um trade-off tecno-econômico direto. Por um lado, a maximização da confiabilidade exige investimentos substanciais na aquisição e instalação de equipamentos de manobra e proteção automatizados. Por outro, a minimização dos custos é fundamental para a viabilidade financeira dos projetos, o que engloba não apenas a compra de novos ativos, mas também os custos associados à realocação e manutenção de dispositivos já existentes na rede (Reiz, 2022). Essa natureza conflitante transforma o planejamento da proteção em um problema de otimização combinatória de difícil resolução, onde abordagens tradicionais ou manuais frequentemente resultam em soluções subótimas que não exploram adequadamente o equilíbrio entre custo e desempenho.

Para lidar com a magnitude desse problema de otimização combinatória, técnicas baseadas em inteligência computacional têm se mostrado substancialmente superiores aos métodos determinísticos clássicos. Especificamente, o Algoritmo Genético de Ordenação Não Dominada (NSGA-II) destaca-se pela sua robustez em solucionar problemas com múltiplos objetivos conflitantes simultaneamente, gerando um conjunto de soluções eficientes conhecido como Fronteira de Pareto (Deb et al., 2002). O uso dessa abordagem evolutiva fornece aos engenheiros de planejamento um panorama amplo de cenários de investimento e suas respectivas consequências operacionais, oferecendo suporte robusto antes da tomada de decisão definitiva.

A convergência desses dois mundos a topologia discreta da alocação e a física contínua da coordenação é, contudo, o maior gargalo computacional do planejamento moderno. A cada nova topologia sugerida ou equipamento realocado, os fluxos de potência e as correntes de curto-circuito sofrem alterações drásticas, exigindo a reconstrução exata do sistema (via matriz de impedância nodal). Tentar resolver a alocação e a coordenação simultaneamente em um modelo matemático de nível único

aumenta a complexidade do processo de otimização e pode dificultar a obtenção de soluções que atendam simultaneamente aos critérios econômicos e às restrições de seletividade. Para superar essa barreira científica, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma ferramenta computacional baseada em uma arquitetura bi-nível de otimização, aplicada a um sistema teste de 135 barras. O nível superior emprega o NSGA-II para minimizar simultaneamente o Custo de Interrupção de Carga (CIC) e o Custo de Investimento Inicial, enquanto a tarefa de nível inferior minimiza o Tempo de Operação das Proteções (TOP), garantindo a factibilidade da solução de cada solução gerada na Fronteira de Pareto.

1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O planejamento estratégico e a operação segura do sistema de proteção em Redes de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) englobam duas tarefas de engenharia interdependentes, porém com características matemáticas e operacionais substancialmente distintas: a alocação e a coordenação.

1.1.1 Problema de alocação dos equipamentos de proteção e controle

A etapa de alocação visa melhorar de forma direta os indicadores de continuidade (DEC e FEC) e a confiabilidade global da rede, determinando a quantidade exata, a tecnologia adequada e a localização topológica ideal dos equipamentos (como religadores, chaves e fusíveis) ao longo dos alimentadores. Do ponto de vista matemático, o posicionamento e o estado operacional desses ativos envolvem o tratamento de variáveis discretas. Trata-se de um problema de natureza combinatória e de elevada complexidade computacional, no qual se busca resolver o conflito multiobjetivo direto entre a maximização da continuidade do fornecimento e a minimização dos custos de investimento (CAPEX) e manutenção (OPEX) da concessionária.

1.1.2 Problema de coordenação e seletividade do sistema de proteção

Definida a topologia de alocação, surge a necessidade crítica de assegurar a operação correta do sistema por meio da coordenação. Este problema garante que, sob condições de curto-circuito, apenas o equipamento mais próximo ao defeito atue (proteção primária), resguardando as zonas a montante e mantendo a seletividade. A

parametrização dos dispositivos exige a determinação de variáveis de natureza contínua e fortemente não linear, como o ajuste das correntes de pickup, a escolha das Curvas Características de Tempo-Corrente (TCC) e a definição dos Multiplicadores de Ajuste de Tempo (TMS), rigorosamente sujeitos às restrições operacionais das normativas internacionais (como a IEC 60255-151).

1.1.3 O desafio crítico da resolução simultânea

A resolução concomitante da alocação e da coordenação configura um complexo desafio de Otimização Não Linear Inteira Mista (MINLP). A dificuldade central da formulação reside no fato de que qualquer alteração nas variáveis de alocação (como a mudança de estado de uma chave ou a realocação de um religador) modifica a topologia física da rede. Essa mudança impõe a reconstrução integral da matriz de impedância nodal e o recálculo exato do fluxo de carga para a determinação das novas correntes de curto-circuito e pré-falta.

Abordagens tradicionais de otimização em nível único (mono-nível) não conseguem gerenciar de forma eficiente a dependência mútua entre as variáveis discretas (topologia) e as variáveis contínuas não lineares (parametrização). Ao processar ambas as tarefas no mesmo passo evolutivo para redes de grande porte, as metodologias clássicas enfrentam severos estrangulamentos computacionais. Mais grave ainda, frequentemente convergem para soluções subótimas conhecidas como "miragens matemáticas", nas quais o sistema aparenta possuir índices de confiabilidade excelentes na função objetivo, mas viola frontalmente as restrições eletrofísicas de seletividade na operação real, tornando o projeto inexequível.

1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES

A proposta deste trabalho fundamenta-se na análise e no desenvolvimento de metodologias de otimização aplicadas ao planejamento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE). Para solucionar o complexo problema topológico de alocação de equipamentos e o problema de coordenação associada, as meta-heurísticas destacam-se pela flexibilidade frente a formulações combinatórias e não lineares.

Entre as abordagens contemporâneas, o método de otimização multiobjetivo NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) é amplamente utilizado devido à sua capacidade de lidar com múltiplos objetivos conflitantes, como a minimização

do Custo de Interrupção de Carga (CIC) e a minimização do custo de investimento (CAPEX). No entanto, quando utilizado em uma abordagem de nível único (NSGA-II puro) para resolver simultaneamente a alocação (variáveis discretas) e a coordenação (variáveis contínuas), o tempo de resolução computacional e a factibilidade eletrofísica das soluções são substancialmente afetados.

Para investigar e superar essas limitações, este trabalho propõe o desenvolvimento e a análise comparativa de duas metodologias: uma abordagem tradicional de nível único (NSGA-II puro) e um método avançado de otimização de dois níveis (Arquitetura Bi-Nível). Na abordagem bi-nível, a tarefa de nível superior utiliza o NSGA-II exclusivamente para o problema multiobjetivo de alocação, enquanto a tarefa de nível inferior emprega o algoritmo genético (AG) — com elitismo e processos de recombinação e mutação variáveis — para minimizar os tempos de operação e assegurar a factibilidade da coordenação dos dispositivos.

O objetivo geral desta pesquisa é, portanto, desenvolver, aplicar e comparar essas ferramentas computacionais para solucionar de forma integrada o problema de alocação e coordenação em SDEEs.

Este trabalho traz as seguintes contribuições:

- Evidencia de forma analítica as "miragens matemáticas" e as limitações operacionais inerentes às abordagens de otimização de nível único quando aplicadas ao planejamento simultâneo de SDEEs;
- Introduz uma arquitetura bi-nível robusta que isola com sucesso a complexidade combinatória da topologia da complexidade não linear da parametrização;
- Garante a viabilidade eletrofísica e a seletividade real de todas as soluções apresentadas na Fronteira de Pareto, oferecendo uma ferramenta altamente confiável para a tomada de decisão no planejamento da expansão.

1.2.1 Objetivos específicos

Para alcançar este propósito, temos os seguintes objetivos específicos:

- Modelar matematicamente o problema de planejamento como uma tarefa de otimização combinatória inteira mista (MINLP) de estrutura bi-nível, integrando as variáveis de decisão topológicas (alocação) e paramétricas (coordenação) em um mesmo modelo.

- Formular as funções objetivo econômicas distinguindo explicitamente o Custo de Aquisição para novos equipamentos e o Custo de Realocação para o remanejamento da base instalada.

- Incorporar a minimização do Tempo de Operação como uma função objetivo independente, visando a redução do estresse térmico nos ativos da rede e a garantia de segurança operacional.

- Implementar o algoritmo evolutivo NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) adaptado com uma codificação de cromossomo híbrida, capaz de manipular simultaneamente variáveis inteiras e contínuas para gerar a Fronteira de Pareto.

- Comparar o desempenho computacional, a qualidade da convergência da Fronteira de Pareto e a factibilidade eletrofísica entre a abordagem de nível único e a bi-nível.

1.3 JUSTIFICATIVA

A transição das redes de distribuição tradicionais para o conceito de redes inteligentes (*smart grids*) tem exigido das concessionárias de energia uma modernização sem precedentes em suas infraestruturas. A dependência da sociedade por um fornecimento contínuo contrasta com a vulnerabilidade inerente dessas redes. Nesse cenário, ineficiências no planejamento resultam não apenas em danos severos aos equipamentos, mas em pesadas sanções financeiras impostas por agências reguladoras, decorrentes da elevação exponencial do Custo de Interrupção de Carga (CIC) e da transgressão de indicadores de continuidade (DEC e FEC).

Do ponto de vista científico, a literatura acadêmica apresenta uma lacuna no que tange ao planejamento integrado. A resolução simultânea da alocação de equipamentos e da coordenação paramétrica em algoritmos de otimização de nível único frequentemente omite a reconstrução exata da topologia e da matriz de impedância

nodal a cada iteração. Isso conduz essas abordagens clássicas a convergirem para "miragens matemáticas" soluções de aparente viabilidade econômica, mas que falham gravemente na seletividade durante a operação real.

Nesse sentido, a implementação de uma ferramenta computacional fundamentada em uma arquitetura bi-nível, que alie o rigor da otimização multiobjetivo com a exatidão da eletrofísica, apresenta diversas justificativas fundamentais para garantir a eficácia do planejamento do SDEE. Destacam-se:

1. Otimização do Trade-off Tecno-Econômico: A separação em dois níveis permite equilibrar perfeitamente a minimização dos custos de investimento (CAPEX) com a redução do Custo de Interrupção ao Consumidor (CIC), subsidiando decisões financeiras seguras.
2. Prevenção de Desligamentos Desnecessários: A validação exata da coordenação no nível inferior garante uma resposta seletiva, assegurando que apenas o dispositivo mais próximo à falta atue, o que mantém o restante do sistema em operação.
3. Adaptação Dinâmica a Mudanças Topológicas: A metodologia reconstrói o fluxo de carga e a matriz de impedância nodal para cada nova alocação proposta, garantindo que os ajustes de proteção reflitam o estado real e momentâneo da rede.
4. Melhoria na Vida Útil dos Ativos: Ao garantir que a coordenação minimize o tempo de exposição a elevadas correntes de curto-circuito, a ferramenta contribui diretamente para a preservação dos equipamentos elétricos, reduzindo manutenções corretivas.
5. Atendimento a Critérios Normativos: A parametrização no nível inferior assegura o cumprimento rigoroso dos padrões estabelecidos pelas normas internacionais (IEC 60255-151) para as curvas características de tempo-corrente (TCC).

Em resumo, o desenvolvimento e a comparação analítica desta arquitetura bi-nível frente às metodologias tradicionais justificam-se pela necessidade de entregar ao setor elétrico um método que não apenas simule, mas garanta a exequibilidade física e econômica da proteção em sistemas de distribuição de larga escala.

1.4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O planejamento integrado do sistema de proteção e controle em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) tem sido objeto de intensos debates na literatura especializada nas últimas décadas. Em virtude de sua elevada complexidade, a grande maioria dos pesquisadores opta por desmembrar o planejamento de acordo com vertentes específicas do problema.

Para estruturar a análise do estado da arte e evidenciar as lacunas tecnológicas que justificam o desenvolvimento da metodologia proposta nesta dissertação, esta revisão bibliográfica avaliará a literatura a partir de perspectivas essenciais. Dessa forma, serão analisados os estudos focados na alocação de dispositivos, as pesquisas dedicadas à coordenação paramétrica de relés, a análise da parte econômica envolvida nos projetos de proteção e, por fim, os trabalhos que aplicam estratégias de otimização multiobjetivo para solucionar esses conflitos de forma integrada.

1.4.1 Métodos para a alocação de dispositivos e impactos econômicos

A literatura recente disponibiliza diversos métodos para a alocação ótima de equipamentos, cujo objetivo visa melhorar diretamente os indicadores de qualidade do SDEE e reduzir o Custo de Energia Não Suprida (CENS). Alguns autores focam em modelos matemáticos exatos para garantir a otimalidade global em cenários modernos. Os autores em (Heidari *et al.,* 2017) propõem um modelo de programação não linear inteira mista (MINLP) resolvido no ambiente GAMS para alocar religadores, fusíveis e chaves automáticas, minimizando o CENS. De forma análoga, Popović, Brbaklić e Knežević (2017) modelam a alocação utilizando Programação Inteira Mista Linear (MILP). A abordagem proposta minimiza o CENS e os custos de investimento, incluindo restrições operacionais para os limites máximos dos indicadores SAIDI, SAIFI, MAIFI e ASIDI.

Para contornar o elevado esforço computacional e analisar o impacto financeiro, (Izadi *et al.,* 2019) elaboram um modelo matemático (MIP) para alocar chaves e fusíveis, considerando detalhadamente os esquemas "salva-fusível" e "queima-fusível". Segundo os autores, a escolha do esquema salva-fusível melhora a confiabilidade da rede e reduz significativamente os custos de investimento, embora afete os indicadores de interrupção momentânea. Para contornar o elevado esforço

computacional em sistemas de grande porte, abordagens baseadas em meta-heurísticas são frequentemente aplicadas. Os autores em (Assis *et al.,* 2015) resolvem o problema de alocação de chaves para transferência de cargas utilizando algoritmos miméticos. O método alcança bons resultados ao minimizar o CENS mantendo restrições rígidas baseadas no índice SAIDI.

Abordagens baseadas em meta-heurísticas também são frequentemente aplicadas na literatura contemporânea para explorar incertezas e topologias complexas. Em Alam, Pant e Das (2020) é proposto um Algoritmo Genético (AG) para maximizar o retorno financeiro, equilibrando a redução do CENS com o custo de investimento frente às incertezas de carga e geração. Os autores em (Karimi *et al.*, 2021) resolvem o mesmo problema utilizando um método híbrido (GOA) que combina AG com técnicas de busca local, comprovando a viabilidade técnica e financeira da alocação. De (La Barra *et al.*, 2020) avaliam o impacto das incertezas na estimativa das taxas de falha, evidenciando que condições extremas alteram os valores de CENS, SAIDI e SAIFI e exigem um planejamento robusto.

A evolução dessas pesquisas conduziu ao tratamento estritamente multiobjetivo do problema. Em Mcbee, Farezz e Pardington (2021) é apresentada uma abordagem multiobjetivo para estimar custos de interrupção mais realistas. A proposta engloba os indicadores CAIDI e SAIDI, bem como os custos de instalação e manutenção. Os autores em Costa, Bessani e Batista (2021) aplicam o algoritmo de classificação não dominada (NSGA-II) para alocar equipamentos de proteção, extraindo as melhores soluções de compromisso técnico-econômico da rede.

Apesar dos avanços formidáveis na alocação multiobjetivo nos últimos anos, a vasta maioria destas propostas omite o problema de coordenação paramétrica. Autores como (Gastelbondo *et al.,* 2022) destacam em suas conclusões que suas metodologias de alocação não garantem a coordenação das proteções. Essa limitação frequentemente conduz o planejamento a soluções topológicas e financeiras que aparentam excelência no papel, mas que são inexequíveis na prática física e eletromecânica das concessionárias

Focando na resiliência e na confiabilidade de redes modernas, os autores em (Reimer *et al.*,2022) propõem uma abordagem para a alocação ótima de relés de sobrecorrente em microrredes, considerando tanto o modo de operação conectado à rede principal quanto a operação ilhada. O método utiliza a meta-heurística baseada no Algoritmo de Mercado de Trocas (*Exchange Market Algorithm* — EMA) para

otimizar as posições dos relés visando minimizar o índice SAIFI global do sistema. A modelagem destaca-se por considerar a capacidade de formação de subilhas autônomas sustentadas por recursos energéticos distribuídos (DERs) com inversores do tipo *grid-forming*. Contudo, alinhando-se à limitação estrutural da maioria dos trabalhos desta categoria, a metodologia foca estritamente na localização topológica dos elementos de corte, assumindo o uso de relés não direcionais e omitindo completamente o problema da coordenação paramétrica das curvas de proteção e seus ajustes de tempo e corrente.

Tabela 1 - Resumo das principais características dos trabalhos de alocação

Referência	Dispositivos Alocados	Algoritmo	Índices Avaliados	Multi-objetivo
(Assis et al., 2015)	AS	Alg. Miméticos	CENS, SAIDI	
(Heidari et al., 2017)	REL, FUS, AS	MINLP	CENS	
(Popović et al., 2017)	REL, AS	MILP	CENS, SAIDI, SAIFI, MAIFI	
(Izadi et al., 2019)	AS, FUS	MIP	Interrupções, Custo	
(De La Barra et al., 2020)	DP	Meta-heurística	CENS, SAIDI, SAIFI	
(Karimi et al., 2021)	DP	GOA (Híbrido)	CENS, Custo	
(Mcbee et al., 2021)	DP	Abord. Multi-objetivo	CAIDI, SAIDI, Custo	✓
(Costa et al., 2021)	DP	NSGA-II	Técnico-Econômico	✓
(Reimer et al., 2022)	OCR	EMA	SAIFI global	
Método proposto	OCR	NSGA-II (Bi-nível)	CENS, Custo	✓

Fonte: Produção do próprio autor.

1.4.2 Métodos focados na coordenação paramétrica de relés

A complexidade de coordenar relés direcionais de sobrecorrente (DOCR) em redes com geração distribuída tem impulsionado o uso de técnicas de inteligência artificial. A meta-heurística baseada em Algoritmos Genéticos (AG) destaca-se na literatura recente para o ajuste ótimo do multiplicador de tempo (TMS) e da corrente de partida.

Rezaei *et al.*, 2019 aplicam o AG para otimizar exclusivamente o TMS de relés de sobrecorrente em parques eólicos baseados em geradores duplamente alimentados (DFIG). A metodologia estrutura uma função objetivo focada em minimizar os tempos de operação sob as diretrizes da norma IEC 60255-151, respeitando rigorosamente os Intervalos de Tempo de Coordenação (CTI) entre a proteção principal e a

de retaguarda. Testado em um modelo com cinco turbinas eólicas, o algoritmo demonstrou alta capacidade de lidar com as não linearidades das curvas dos relés, alcançando uma redução de 26,87% no tempo total de operação quando comparado aos métodos convencionais de otimização não linear.

Em um cenário com alta integração fotovoltaica, (Ferraz *et al.*, 2019) utilizam o AG para coordenar DOCRs e relés de distância no sistema teste IEEE de 13 barras. Os autores realizam simulações incrementando a penetração fotovoltaica de 5% a 150%, demonstrando que a inserção da GD altera significativamente as correntes de carga e de curto-circuito, o que levaria à falha da proteção se as configurações não fossem atualizadas. O AG foi capaz de ajustar simultaneamente o TMS e a corrente de *pickup* de maneira eficiente para os 31 cenários analisados, reduzindo substancialmente o tempo de execução e garantindo a sensibilidade do sistema frente às anormalidades da rede.

Consolidando a aplicabilidade de técnicas inteligentes, diversos outros trabalhos recentes focam exclusivamente na otimização paramétrica para topologias estáticas. Autores como (Saad *et al.*, 2019), (Saldarriaga *et al.,* 2020) e (Rojnic *et al.*, 2023) aplicam variações do AG para ajustar o TMS e o *pickup* em sistemas de distribuição com GD, atestando a popularidade desta metaheurística. Adicionalmente, outras técnicas também têm sido amplamente exploradas para contornar as não linearidades das curvas de atuação em redes com fontes renováveis, tais como o *Imperialist Competitive Algorithm* Alaee e Amraee (2021), o *Squirrel Search Algorithm* acoplado à Programação Linear (Usama *et al.*, 2021) e o *Particle Swarm Optimization* adaptativo (Habib *et al.*, 2022).

Em Reiz e Leite (2022) os autores propõem um modelo matemático robusto para a coordenação ótima de múltiplos dispositivos (religadores, fusíveis, relés direcionais, de tensão e de frequência) em redes de distribuição com microrredes. Os autores propõem a técnica de minimização dos tempos de operação utilizando um AG elitista com processos variáveis de cruzamento e mutação. Eles testam o modelo em um SDEE de 135 barras com múltiplos cenários e os resultados obtidos mostram que a metodologia apresenta bons resultados com tempos de operação próximos aos limites impostos pelas restrições, cuja qualidade e velocidade de processamento (143 segundos) são atrativas para a tomada de decisões no planejamento, garantindo a operação segura das microrredes.

Aprofundando essa abordagem local, da Cruz e Leite (2024) realizam um estudo estatístico detalhado sobre a convergência do Algoritmo Genético na coordenação de OCRs. Validado no mesmo sistema real desequilibrado de 135 barras do LaP-SEE, o estudo demonstra que a otimização simultânea do TMS, da corrente de *pickup* e dos coeficientes da curva de atuação (TCC) exige uma sintonia fina dos parâmetros do algoritmo. Os resultados comprovam que o uso de populações maiores (2400 indivíduos) e um elevado número de gerações (1280) reduz a dispersão das amostras e os tempos de operação, reiterando a alta complexidade computacional inerente ao problema de coordenação isolada.

Para contornar problemas de convergência prematura e armadilhas em ótimos locais, (Khurshaid *et al.*, 2019) empregam o *Hybridized Whale Optimization Algorithm* (HWOA). A metodologia incorpora o mecanismo de *Simulated Annealing* (SA) para refinar a busca local e melhorar a capacidade de exploração do algoritmo na definição do *Time Dial Setting* (TDS) e *Plug Setting* (PS). Formulado como um problema de programação não linear inteira mista (MINLP), o HWOA foi testado nos sistemas IEEE de 3, 8, 9, 15 e 30 barras, apresentando convergência mais rápida e reduções superiores no tempo total de operação dos relés quando comparado a métodos como PSO ou Evolução Diferencial.

Buscando maior velocidade de convergência computacional para aplicações em tempo real, Das e Gupta (2025) propõem um esquema de proteção adaptativa utilizando um Micro-Algoritmo Genético para coordenar DOCRs em redes conectadas. Operando com uma população reduzida e menos gerações, responde dinamicamente às variações e fluxos bidirecionais de corrente de falta causados pela GD. Testado no sistema IEEE de 13 nós sob diversos tipos de faltas (monofásicas, bifásicas e trifásicas), o método obteve uma redução média de 30% nos tempos de disparo, mantendo rigorosamente a seletividade e superando as limitações dos esquemas estáticos tradicionais.

De forma inovadora na busca por caminhos de falta, (Amin *et al.*, 2024) integram o AG com o Algoritmo de Dijkstra para a proteção de sistemas de distribuição. Enquanto o Algoritmo Genético trabalha para minimizar os tempos de operação avaliando e ajustando o TMS e o *Current Setting Multiplier* (CSM), o algoritmo de Dijkstra utiliza esses tempos como "distâncias" para identificar o caminho mais curto de eliminação da falta. Implementado em um sistema teste de 6 barras, a abordagem combinada garante a coordenação ágil e o isolamento rápido do defeito, proporcionando um

desempenho e uma confiabilidade superiores aos métodos puramente evolutivos ou de programação linear.

Apesar de garantirem a seletividade matemática e otimizarem as curvas paramétricas com excelência técnica, todas estas abordagens compartilham uma suposição limitante: a localização dos relés já está predefinida e a topologia de equipamentos da rede é assumida como estática. A omissão do problema de alocação física dos dispositivos restringe a aplicação destas metodologias no planejamento de redes ativas, visto que coordenar relés em posições subótimas não garante a melhoria da confiabilidade global ou a redução do Custo de Energia Não Suprida (CENS). A Tabela 2 consolida as metodologias de coordenação paramétrica analisadas, evidenciando essa lacuna estrutural.

Tabela 2- Resumo dos principais trabalhos de coordenação revisados

Referência	Algoritmo	Tipo de Rede / Aplicação	Curvas IEC	Curvas outras
(Rezaei et al., 2019)	AG	Parque Eólico (DFIG)	Sim	Não
(Ferraz et al., 2019)	AG	SDEE com FV	Sim	Não
(Saad et al., 2019)	AG	Microrredes	Sim	Não
(Khurshaid et al., 2019)	HWOA	SDEE (Várias topologias)	Sim	Não
(Saldarriaga et al., 2020)	AG	SDEE com GD	Sim	Não
(Alaee e Amraee, 2021)	ICA	SDEE	Sim	Não
(Usama et al., 2021)	SSA-LP	SDEE com GD	Sim	Não
(Reiz e Leite, 2022)	AG Elitista	SDEE com Microrredes	Sim	Sim
(Habib et al., 2022)	AS-PSO	SDEE com GD	Sim	Não
(Rojnic et al., 2023)	AG	SDEE	Sim	Não
(Amin et al., 2024)	AG + Dijkstra	SDEE	Sim	Não
(da Cruz e Leite, 2024)	AG	SDEE (135 barras)	Sim	Sim
(Das e Gupta, 2025)	µGA	SDEE com GD	Sim	Não
Método proposto	NSGA-II (Bi-nível)	SDEE	Sim	Sim

Fonte: Elaboração do próprio autor.

1.4.3 Otimização Multiobjetivo e a aplicação do NSGA-II

A complexidade das redes de distribuição modernas, impulsionada pela inserção de fontes renováveis, tem exigido abordagens de otimização multiobjetivo cada vez mais sofisticadas. Estudos na literatura, como os de (Alhadrawi et al., 2025), demonstram a necessidade de *frameworks* de otimização (como o algoritmo ESTO) para

a alocação ótima —englobando o dimensionamento (*sizing*) e a localização (*siting*) — de equipamentos em sistemas radiais de distribuição. Da mesma forma, para a reconfiguração e restauração dinâmica (*self-healing*) em redes inteligentes desequilibradas e ricas em harmônicos, Nguyen *et al.* (2025) atestam que algoritmos meta-heurísticos modernos (como o IWOA) são indispensáveis para lidar com múltiplas funções objetivo conflitantes, superando as limitações dos cálculos analíticos tradicionais.

No campo específico da proteção elétrica, a otimização de múltiplos objetivos também se tornou uma premissa obrigatória. Li e Wang (2023) destacam que o aumento da escala do sistema elétrico exige métodos mais eficientes para lidar com as restrições de proteção, propondo o uso de meta-heurísticas modernas, como o algoritmo do beija-flor artificial multiobjetivo (MOAHA), focado estritamente na otimização de valores de ajuste de relés para evitar falhas e operações indevidas.

Contudo, neste cenário competitivo de otimização, o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) consolida-se de forma absoluta como o padrão-ouro do setor elétrico devido à sua estrutura baseada em elitismo e classificação não dominada. No planejamento da infraestrutura de sistemas de potência, Feng *et al.* (2025) aplicam com sucesso o NSGA-II para a configuração ótima de capacidade, resolvendo o problema de alocação de fontes térmicas, eólicas, fotovoltaicas e de armazenamento de energia. A abordagem utiliza o algoritmo para equilibrar simultaneamente a minimização dos custos totais operacionais, a redução das emissões de carbono e a mitigação das flutuações de carga na rede elétrica. Trazendo o uso da ferramenta topológica para a proteção, Costa, Bessani e Batista (2021) aplicaram o NSGA-II especificamente para a alocação de equipamentos de proteção em redes de distribuição, extraindo as melhores soluções de compromisso técnico-econômico no que tange à posição física dos dispositivos.

No escopo estrito da coordenação paramétrica, o NSGA-II já provou sua eficácia na superação de algoritmos clássicos. Xu *et al.* (2025) propõem um método de proteção adaptativa de sobrecorrente fundamentado em uma variação dinâmica da meta-heurística (DNSGA-II) para ajustar online os parâmetros de proteção em redes de distribuição ativas. O modelo demonstrou que o algoritmo é capaz de mitigar operações indevidas causadas por rápidas flutuações na geração de energia renovável, otimizando o tempo de operação e a sensibilidade do sistema sem perder a precisão paramétrica. Historicamente respaldando essa capacidade de ajuste, Pereira *et al.* (2018) utilizaram a mesma meta-heurística com foco estritamente coordenativo,

desenvolvendo e ajustando as curvas e multiplicadores de tempo de religadores, fusíveis e relés direcionais de sobrecorrente para redes com geração distribuída.

A vasta aplicabilidade das técnicas de otimização multiobjetivo no setor elétrico evidencia a capacidade ímpar da inteligência artificial em lidar com variáveis de decisão heterogêneas. Para sintetizar o estado da arte e evidenciar a lacuna estrutural existente na literatura, a Tabela 3 apresenta um resumo cronológico das principais aplicações de algoritmos multiobjetivo no setor elétrico analisadas nesta seção.

Tabela 3- Resumo da aplicação de algoritmos multiobjetivo

Referência	Algoritmo	Otimiza Alocação?	Otimiza Coordenação?
(Pereira et al., 2018)	NSGA-II	Não	Sim
(Costa, Bessani e Batista, 2021)	NSGA-II	Sim	Não
(Li e Wang, 2023)	MOAHA	Não	Sim
(Alhadrawi et al., 2025)	ESTO	Sim	Não
(Nguyen et al., 2025)	IWOA	Sim	Não
(Feng et al., 2025)	NSGA-II	Sim	Não
(Xu et al., 2025)	DNSGA-II	Não	Sim
Método Proposto	NSGA-II	Sim	Sim

Fonte: Elaboração do próprio autor.

1.4.4 A transição para a Otimização Simultânea e a Modelagem Bi-nível

A necessidade de garantir simultaneamente a viabilidade econômica (alocação de equipamentos e estratégias de mercado) e a segurança eletromecânica (coordenação paramétrica das curvas e operação) começou a instigar a comunidade científica a buscar abordagens integradas. Um exemplo notório dessa transição é o trabalho de Pereira *et al.* (2025), que propõem uma metodologia para a alocação ideal e simultânea de Geração Distribuída e Dispositivos de Proteção em redes elétricas. No entanto, para solucionar o problema, os autores precisaram reformular o complexo modelo multiobjetivo em um problema de otimização de objetivo único (mono-nível), utilizando somas ponderadas (*weighted sums*) resolvidas por um Algoritmo Genético clássico.

Outro exemplo análogo no setor elétrico é o trabalho de Gupta *et al.* (2024), que determinam simultaneamente a alocação de relés de proteção e seus parâmetros operacionais em microrredes utilizando programação não linear aglutinada com tomada de decisão *Fuzzy* em equação unificada.

Embora avanços como estes comprovem a urgência da otimização conjunta, tentar unificar decisões topológicas ou de mercado (variáveis discretas e estratégicas) com as restrições operacionais locais (variáveis contínuas) em um modelo mono-nível com pesos ou lógica difusa gera um severo estrangulamento computacional.

Para superar essas limitações estruturais e evitar o uso de funções aglutinadas, a literatura matemática e de sistemas de energia mais avançada aponta para a decomposição hierárquica através da Programação Bi-nível. Essa arquitetura separa as variáveis de decisão de acordo com sua natureza e hierarquia, estabelecendo uma rigorosa relação líder-seguidor na otimização.

No contexto de sistemas de energia e mercados modernos, Wang *et al.* (2025) demonstram a eficácia da modelagem bi-nível ao otimizar estratégias complexas de mercado e despacho, onde o nível superior gerencia os objetivos econômicos globais e o nível inferior simula o equilíbrio de compensação e restrições da rede. Adicionalmente, validando a estrutura hierárquica aplicada a recursos energéticos, Zhang *et al.* (2024) e Zhang *et al.* (2026) aplicam com sucesso a programação bi-nível para resolver problemas de alocação de ativos e tarefas industriais.

Tabela 4- Comparação de otimização Mono-nível e Bi-nível na literatura

Referência	Arquitetura	Técnica / Ferramenta
(Gupta et al., 2024)	Mono-nível	Fmincon / Tomada de decisão Fuzzy
(Wang et al., 2025)	Bi-nível	Algoritmo Genético Quântico Melhorado (IQGA)
(Zhang et al., 2024)	Bi-nível	Alocação de Recursos Energéticos Descentralizados
(Zhang et al., 2026)	Bi-nível	NSGA-II / Programação Hierárquica
Método Proposto	Bi-nível	NSGA-II / Hierarquia Líder-Seguidor

Fonte: Elaboração do próprio autor.

1.5 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O presente trabalho de dissertação está dividido e estruturado em cinco capítulos, em que cada um aborda um ponto específico de estudo do tema proposto. A seguir, apresenta-se um breve resumo de cada capítulo:

No Capítulo 1, introduz-se o tema da pesquisa, contextualizando o complexo desafio de conciliar a redução de custos com a maximização da confiabilidade no planejamento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE). Neste capítulo,

são estabelecidos a definição do problema, os objetivos gerais e específicos, as principais contribuições científicas e tecnológicas, bem como a justificativa que embasa o desenvolvimento deste estudo.

No Capítulo 2, apresenta-se a fundamentação teórica necessária para o embasamento da pesquisa. São abordados os conceitos fundamentais sobre redes de distribuição, as características dos dispositivos de proteção (com ênfase nos relés de sobrecorrente - OCR), os princípios de coordenação e seletividade regidos pela norma IEC 60255-151, e os fundamentos matemáticos das meta-heurísticas de otimização aplicadas (NSGA-II e Algoritmos Genéticos).

No Capítulo 3, detalha-se a metodologia proposta neste trabalho. Descreve-se a modelagem matemática das funções objetivo e a modelagem da rede para o recálculo do fluxo de carga e das correntes de curto-circuito. Neste capítulo, explica-se minuciosamente a arquitetura computacional das duas abordagens implementadas e comparadas: o método tradicional de nível único e a inovadora arquitetura bi-nível.

No Capítulo 4, realiza-se a apresentação e discussão dos resultados obtidos por meio das simulações computacionais aplicadas a um sistema teste de 135 barras. Conduz-se, nesta etapa, uma análise comparativa rigorosa entre as duas metodologias propostas, avaliando o desempenho computacional, a qualidade de convergência das Fronteiras de Pareto geradas e a estrita factibilidade física das soluções.

No Capítulo 5, reúnem-se as considerações finais e conclusões extraídas ao longo da pesquisa, atestando o cumprimento dos objetivos estabelecidos. Adicionalmente, são sugeridos novos direcionamentos e propostas para trabalhos futuros na área de planejamento e proteção de sistemas elétricos.

2 PLANEJAMENTO DA PROTEÇÃO E CONFIABILIDADE EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Este capítulo apresenta a fundamentação teórica e os conceitos essenciais que sustentam a metodologia desenvolvida nesta pesquisa. A abordagem inicia-se com o planejamento da alocação de dispositivos de manobra e proteção, relacionando a topologia da rede aos indicadores de continuidade (DEC e FEC) e ao Custo de Interrupção para o Consumidor (CIC).

Em seguida, discute-se a modelagem econômica dos investimentos, estabelecendo a distinção crítica entre os custos de aquisição de novos ativos (C_{AQ}) e os custos de realocação da base instalada (C_{RE})essenciais para a análise de viabilidade financeira do projeto.

Por fim, são abordados os princípios da coordenação da proteção, detalhando os critérios de seletividade e a modelagem padronizada das curvas de operação. Todos os conceitos teóricos aqui fundamentados servirão como base para a formulação matemática multiobjetivo e para a técnica de solução algorítmica que serão detalhadamente apresentadas no Capítulo 3.

2.1 PLANEJAMENTO E ALOCAÇÃO TOPOLÓGICA

A confiabilidade em sistemas de distribuição não é apenas um indicador de desempenho técnico, mas uma variável econômica determinante. Gholizadeh *et al.* (2022) destacam que as condições de contingência e falhas na rede geram perdas financeiras significativas para todas as partes envolvidas, incluindo consumidores e concessionárias. Portanto, a alocação de dispositivos de proteção não deve visar apenas a continuidade física do serviço, mas sim a mitigação desses prejuízos econômicos através de modelos de otimização baseados em valor (*value-based*).

No contexto de SDEEs, o planejamento topológico define em quais nós ou ramos os equipamentos de manobra e proteção (como relés direcionais, religadores e chaves seccionadoras) devem ser fisicamente instalados para segmentar a rede de forma eficiente. Esta segmentação dita o comportamento da rede frente a contingências e afeta diretamente a percepção de qualidade do serviço por parte dos usuários e das agências reguladoras.

2.1.1 Indicadores de Continuidade (DEC e FEC)

Para mensurar a confiabilidade topológica de uma rede de distribuição, os órgãos reguladores, como a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) no Brasil, utilizam indicadores globais de continuidade. Os principais parâmetros avaliados são a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC), equivalentes aos índices internacionais SAIDI (*System Average Interruption Duration Index*) e SAIFI (*System Average Interruption Frequency Index*), padronizados pelo IEEE Std 1366.

A instalação estratégica de um dispositivo de proteção delimita uma zona de proteção isolável. Quando ocorre um curto-circuito, um zoneamento eficiente garante que a falha seja isolada localmente, evitando que o alimentador inteiro seja desenergizado. O DEC de um sistema é formulado matematicamente como a razão entre o tempo total de interrupção sofrido por todos os clientes e o número total de clientes do sistema, dado por:

$$\mathrm{DEC} = \frac{\sum_{i=1}^{N} U_i \cdot t_i}{N_T} \tag{1}$$

Onde:

U_i representa o número de unidades paradas interrompidas devido à contingência na zona i;

t_i é o tempo de duração da interrupção para a zona i;

N_T é o número total de unidades consumidoras atendidas pelo sistema avaliado.

É crucial destacar que o tempo de interrupção t_i não é uma variável estática, mas sim a composição de diversas etapas operacionais: o tempo de detecção da falta, o tempo de isolamento do trecho defeituoso, o tempo de transferência de carga (quando aplicável) e o tempo de reparo físico da rede. A alocação ótima de chaves e religadores impacta diretamente na redução do tempo de isolamento e transferência, permitindo que trechos saudáveis da rede sejam reenergizados muito antes da conclusão do reparo físico.

Por sua vez, a frequência das interrupções (FEC) avalia o número de vezes que os clientes sofrem apagões ao longo de um período (geralmente anual), sendo expressa por:

$$\mathrm{FEC} = \frac{\sum_{i=1}^{N} U_i \cdot \lambda_i}{N_T} \tag{2}$$

Onde λ_i é a taxa de falha (faltas por ano) associada aos componentes elétricos pertencentes à zona de proteção *i*. Minimizar esses índices exige que a alocação dos religadores e chaves maximize as oportunidades de transferência de carga e limite o número de usuários em U_i a cada evento de falta. A taxa de falha de um trecho é estritamente proporcional à sua extensão física e à sua exposição a intempéries. Logo, ao alocar um novo dispositivo de proteção no meio de um alimentador longo, a concessionária divide a taxa de falha total em duas zonas menores. Isso garante que os consumidores a montante do dispositivo não sofram uma interrupção (não contabilizando para o FEC) caso a falta ocorra a jusante.

Sob a ótica do planejamento econômico, o DEC e o FEC são variáveis críticas. A transgressão dos limites estabelecidos pela ANEEL para estes indicadores obriga as concessionárias a pagar compensações financeiras diretas aos consumidores afetados, configurando pesadas penalidades. Dessa forma, o problema de alocação de chaves e religadores deixa de ser um mero exercício topológico e torna-se uma ferramenta primária para evitar a degradação da receita da distribuidora, justificando o uso de algoritmos de otimização multiobjetivo para encontrar o equilíbrio perfeito entre o investimento em novos equipamentos e a economia gerada pela melhoria da continuidade.

2.1.2 Avaliação do Custo de Interrupção para o Consumidor (CIC)

A análise da técnica de solução para o problema de alocação, ou realocação, de chaves seccionadoras em redes de distribuição elétrica consiste em determinar os melhores ramos para se instalar as chaves, a partir de um número e um conjunto preestabelecido de ramos candidatos. Para cada proposta de alocação topológica, é determinado um novo conjunto de seções. O objetivo é que, na incidência de faltas

permanentes, o sistema entre no estado restaurativo o mais rápido possível, minimizando os danos aos consumidores devido à falta de energia (LEITE; MANTOVANI, 2012).

Nesse contexto, o Custo de Interrupção ao Consumidor (CIC) é um parâmetro imprescindível para medir os impactos econômicos e sociais gerados pelas interrupções. Na teoria clássica da confiabilidade, a modelagem matemática desse impacto financeiro origina-se das Funções de Dano Setorial (SDF - *Sector Customer Damage Function*). Estas funções relacionam o custo da falta de energia à sua duração, considerando que diferentes perfis de carga (residenciais, comerciais e industriais) possuem sensibilidades econômicas distintas. A formulação teórica geral do CIC global de um sistema é expressa por:

$$\mathrm{CIC} = \sum_{i=1}^{N_{falhas}} \sum_{j \in \Omega_i} \lambda_j \times P_j \times C_j(t_i) \tag{3}$$

Onde:

Ωi Conjunto de consumidores afetados pela falha i;

λ_j:Taxa de falha do componente (falhas/ano);

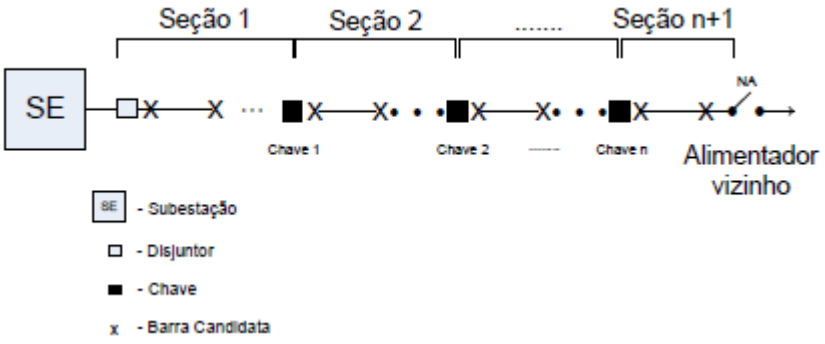
P_j: Demanda média de carga do consumidor j (kW);

$C_j(t_i)$: Função de Dano ao Consumidor em R$/kW, que define o custo específico da interrupção para o tipo de cliente j dada a duração t.

Contudo, sob a ótica da otimização topológica de redes de distribuição, essa formulação clássica apresenta limitações. Ela não reflete explicitamente a geometria física dos alimentadores (comprimento dos cabos) nem a relação de interdependência matricial entre uma falta ocorrida a montante e as cargas afetadas a jusante.

Para adequar o cálculo do CIC aos algoritmos de busca e otimização, a literatura estabelece uma formulação matricial baseada no seccionamento da rede (TENG; LIU, 2003). Nesta modelagem, o alimentador é dividido em seções delimitadas pelas chaves de manobra. A Figura 1 ilustra a configuração típica de um alimentador radial empregado na representação deste modelo matemático.

Figura 1- Configuração de um alimentador típico de distribuição



Fonte: Leite & Mantovani (2012).

Como pode ser observado na Figura 1, o sistema é suprido por uma Subestação (SE) e protegido inicialmente por um disjuntor. Ao longo do ramal principal, existem diversas barras candidatas à instalação de dispositivos. Quando o algoritmo aloca n chaves seccionadoras nesses pontos, o alimentador é automaticamente dividido em n+1 seções estruturais. Observa-se também a presença de uma chave de interligação normalmente aberta (NA) no final do ramal, que permite a transferência de carga para um alimentador vizinho em caso de contingência.

Com base em informações históricas do alimentador, incluindo tempo necessário para detecção do local, isolação e restauração, quando ocorre uma falta de energia no sistema em qualquer seção, pode-se representar o tempo total de interrupção do fornecimento de energia para cada seção do alimentador por meio de uma matriz de tempo, da forma:

$$\gamma = [\gamma_{ij}] \tag{4}$$

Em que:

γ_{ij}: Tempo de duração de interrupção da seção j para uma falta permanente na seção i.

É a partir dos tempos estabelecidos nesta matriz γ que se extrai o impacto financeiro da contingência. O objetivo central do problema de alocação passa a ser a minimização deste impacto global, reformulado matematicamente como:

$$minCIC = \sum_{i=1}^{n+1} \lambda_i \cdot l_i \cdot \left(\sum_{j=1}^{n+1} C_{ij} \cdot L_j \right) \tag{5}$$

Onde:

$n+1$: Número total de seções do sistema;

λ_i: Taxa de falhas da seção i (falhas/km/ano);

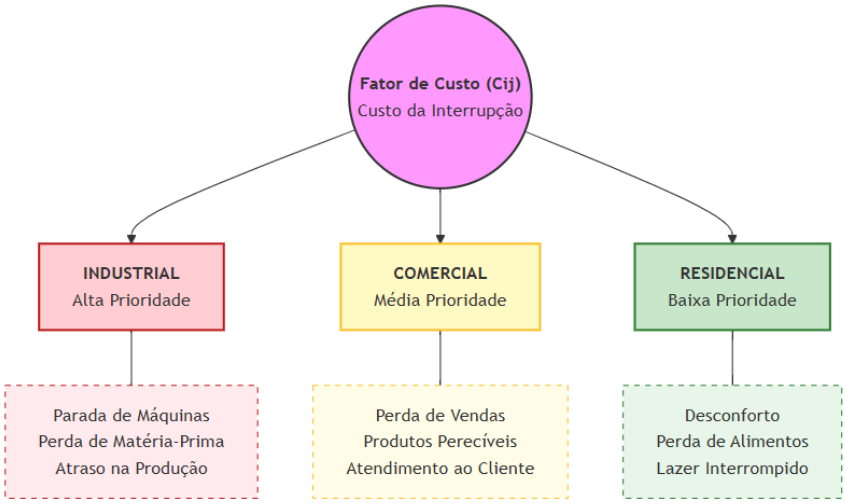
$l_{i:}$ Comprimento da seção i (km);

C_{ij}: Custo específico de interrupção da carga j devido a uma falta em i(R$ / kW);

L_j: Carga média na seção j (kW).

Neste ponto, consolida-se a união entre a matriz topológica de tempos e a teoria econômica clássica. O parâmetro C_{ij} não é um valor estático, mas sim o resultado da composição qualitativa e quantitativa das diferentes classes de consumidores presentes na seção afetada. A Figura 2 ilustra de forma esquemática a decomposição deste fator de custo, evidenciando as prioridades operacionais e os impactos físicos inerentes a cada setor da rede.

Figura 2- Composição qualitativa do Fator de Custo de Interrupção C_{ij}



Fonte: Próprio Autor.

Matematicamente, essa ponderação ilustrada no fluxograma é traduzida aplicando-se o tempo de interrupção mapeado na matriz (γ_{ij}) diretamente às Funções de Dano Setorial (SDF) correspondentes, ponderado pelo perfil da carga. Matematicamente, o custo específico C_{ij} é expresso por:

$$C_{ij} = \mathrm{Res}_j(\%) \cdot f\mathrm{r}(\gamma_{ij}) + \mathrm{Com}_j(\%) \cdot f\mathrm{c}(\gamma_{ij}) + \mathrm{Ind}_j(\%) \cdot f\mathrm{i}(\gamma_{ij}) \quad (6)$$

Onde:

$Res_j(\%)$, $\mathrm{Com}_j(\%)$, $\mathrm{Ind}_j(\%)$: São as porcentagens das cargas residenciais, comerciais e industriais conectadas na seção j;

$\mathrm{fr}(\gamma_{ij})$, $\mathrm{fc}(\gamma_{ij})$, $\mathrm{fi}(\gamma_{ij})$: representam as funções dos custos de interrupção (IC) para cargas residenciais, comerciais e industriais, respectivamente, avaliadas no instante de tempo γ_{ij}.

Com base na composição do custo específico C_{ij}, o Custo de Interrupção (IC) do fornecimento de energia devido à indisponibilidade provocada por uma falta permanente de forma exclusiva na seção i pode ser expandido e expresso como:

$$\mathrm{IC}_i = \lambda_i l_i \cdot (C_{i1} \cdot L_1 + C_{i2} \cdot L_2 + \cdots + C_{in} \cdot L_n) \tag{7}$$

Em que:

L_j: é a carga total alimentada pela respectiva seção j;

$\lambda_i l_i$: é a taxa real de faltas permanentes (falhas/ano) do trecho correspondente ao comprimento físico da seção i.

Dessa forma, o CIC global do alimentador (apresentado anteriormente) nada mais é do que o somatório de todos os impactos individuais IC para todas as seções possíveis de falta.

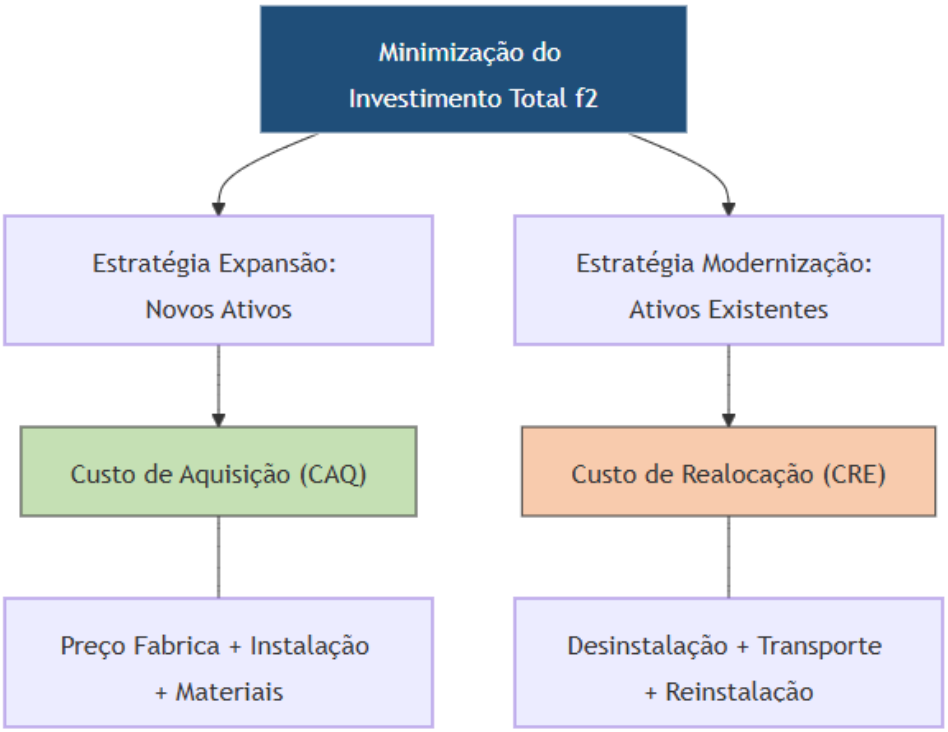
2.2 MODELAGEM ECONÔMICA DOS INVESTIMENTOS

A viabilidade da reconfiguração topológica de um Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) não depende exclusivamente da melhoria dos índices de continuidade. Na prática corporativa, as concessionárias operam sob orçamentos de capital rigorosos, exigindo que o planejamento estratégico maximize os benefícios técnicos (como a minimização do CIC) com o menor aporte financeiro possível.

Sob a ótica da otimização multiobjetivo, enquanto a primeira função objetivo busca minimizar os custos sociais das interrupções, a função objetivo antagônica deve restringir o custo global de investimento nas intervenções físicas da rede. A modelagem matemática deste aporte financeiro deve englobar as Despesas de Capital (CAPEX) primárias e operacionais (OPEX) atreladas à movimentação de ativos.

A estruturação dessa função objetivo pode ser visualizada na Figura 3, que detalha a composição econômica de cada estratégia de investimento adotada pelo algoritmo.

Figura 3 - Composição dos custos de investimento



Fonte: Próprio Autor.

Conforme ilustrado na Figura 3, a estratégia de minimização do investimento ramifica-se em duas abordagens principais: a expansão da rede (através da inserção de novos ativos) e a modernização estrutural (através do aproveitamento de ativos existentes). Adaptando as formulações propostas na literatura para a realidade da alocação de chaves, essa lógica visual é traduzida na seguinte função objetivo de custo:

$$\min \mathrm{C_{investment}} = \sum_{\mathrm{N^{acq}}} \mathrm{Ca_v} + \sum_{\mathrm{N^{real}}} \mathrm{Cr_v} \tag{8}$$

Nesta formulação econômica aplicada ao modelo de otimização, os conjuntos e variáveis assumem os seguintes significados:

N^{acq}: Conjunto de chaves ou dispositivos de proteção que não existem na rede original e precisam ser adquiridos;
N^{real}: Conjunto de chaves preexistentes que serão removidas de sua posição original (topologicamente ineficiente) e realocadas para novos ramos estratégicos;

Ca_v: Custo unitário de aquisição e instalação para a chave v. Este valor é elevado, pois engloba o valor comercial do hardware, infraestrutura de comunicação e mão de obra de comissionamento em um local sem infraestrutura prévia;
Cr_v: Custo unitário de realocação para a chave v.

2.3 MODELAGEM DA RESPOSTA DINÂMICA E COORDENAÇÃO DA PROTEÇÃO

A concepção de um sistema de proteção eficiente para o SDEE baseia-se, primeiramente, na seleção e no posicionamento estratégico dos equipamentos ao longo do alimentador. Esse mapeamento exige uma análise das restrições técnicas e topológicas da rede, com o intuito de garantir o isolamento apenas da área em contingência. Em um segundo momento, faz-se necessária a coordenação da proteção. Esse procedimento ajusta as janelas de tempo de atuação de cada equipamento, impedindo sobreposições operacionais e assegurando que a proteção atue com seletividade, preservando o fornecimento nas seções saudáveis.

Diante desse contexto, a presente seção abordará detalhadamente os principais dispositivos de proteção empregados em redes de distribuição e seus respectivos princípios de atuação para garantir a segurança do sistema. Além disso, serão apresentados os modelos operacionais e matemáticos que regem o funcionamento desses equipamentos, fundamentando a lógica adotada pelo algoritmo de otimização.

2.3.1 Lógica Geral de Atuação da Proteção

Antes de detalhar as particularidades e os modelos de cada equipamento alocado na rede, é imprescindível compreender a dinâmica operacional primária que rege o sistema de proteção. Independentemente de sua complexidade tecnológica — seja um relé microprocessado ou um elo fusível —, a resposta de um dispositivo de segurança em um SDEE fundamenta-se em uma cadeia sequencial de três etapas elétricas e mecânicas interdependentes:

1. **Sensoriamento e Monitoramento:** O processo inicia-se com a leitura contínua das grandezas elétricas do alimentador (primordialmente a corrente elétrica). Em dispositivos modernos, essa varredura é realizada por intermédio de transdutores, como os Transformadores de Corrente

(TCs), que reduzem os valores primários da rede para grandezas proporcionais seguras, permitindo que a inteligência do equipamento "enxergue" o fluxo de potência em tempo real.

2. **Processamento e Decisão:** A segunda etapa consiste na avaliação analítica do sinal aferido. A unidade lógica do equipamento compara continuamente as correntes de carga da rede com limiares de segurança pré-parametrizados, conhecidos como correntes de partida ou *pickup*. Caso a grandeza monitorada ultrapasse esse limiar, o dispositivo não atua instantaneamente de forma cega; ele submete essa sobrecorrente a uma função de retardo no tempo (curva de proteção). Se a anomalia persistir além do tempo de tolerância coordenado para aquela magnitude de falha, o equipamento toma a decisão lógica de que um curto-circuito está de fato ocorrendo.

3. **Atuação Física (Interrupção)**: Confirmada a contingência elástica e esgotado o tempo de coordenação, a última etapa é a execução física. O "cérebro" do equipamento emite um comando de trip (desarme), liberando a energia mecânica armazenada em molas ou atuadores magnéticos para forçar a abertura violenta e rápida dos contatos principais. Esse movimento afasta as partes energizadas, enquanto câmaras de extinção suprimem o arco elétrico gerado, interrompendo definitivamente o fluxo de curto-circuito e isolando o trecho em falta.

Dentre os equipamentos fundamentais para a segurança do SDEE, destacam-se os elos fusíveis e os relés de proteção. Enquanto os elos fusíveis operam de forma passiva e restrita aos efeitos térmicos de curtos-circuitos, os relés atuando em conjunto com disjuntores e religadores oferecem uma flexibilidade operacional superior, sendo parametrizáveis para responder a uma vasta gama de distúrbios elétricos. Dessa forma, exige-se que a filosofia de proteção seja sensível para atuar sobre um espectro amplo de correntes de falta e anomalias sistêmicas, mas simultaneamente imune a fenômenos transitórios normais da rede. O objetivo é evitar desarmes indesejados provocados, por exemplo, pelas altas correntes de magnetização (*inrush*) durante a energização de transformadores de potência (Reiz, 2023).

Diante das particularidades expostas, o foco metodológico deste trabalho concentra-se nos relés de sobrecorrente (e nos religadores automáticos associados). Essa escolha fundamenta-se na ampla variedade de curvas características tempo-corrente e na flexibilidade de ajuste temporal que esses equipamentos oferecem, características essenciais para a calibração precisa da seletividade no modelo de otimização. Não obstante, a apresentação do princípio de funcionamento dos demais dispositivos de manobra e proteção justifica-se pela necessidade de contextualizar a infraestrutura completa da rede, servindo como base teórica para a incorporação dessas tecnologias em extensões e trabalhos futuros.

2.3.2 Elos Fusíveis

O elo fusível é o dispositivo de proteção contra sobrecorrentes mais antigo, simples e amplamente difundido em sistemas de distribuição, sendo predominantemente alocado na proteção de ramais laterais e transformadores. Diferentemente dos relés microprocessados, que possuem inteligência lógica e tomada de decisão paramétrica, a atuação do fusível é estritamente passiva e fundamentada no princípio da energia térmica.

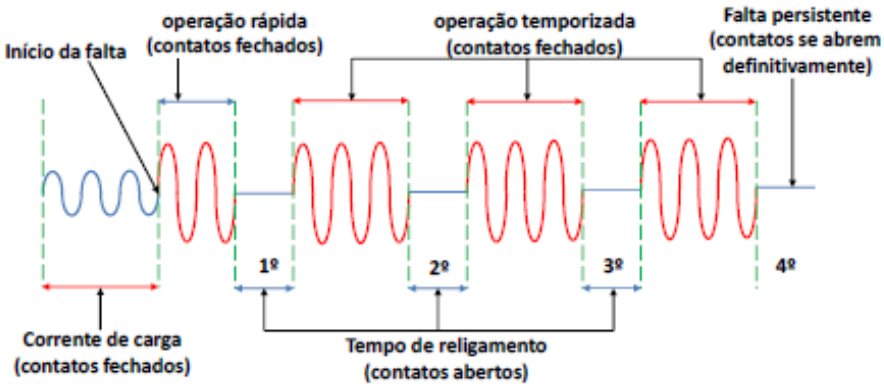
Quando submetido a uma corrente de curto-circuito, o elemento condutor interno sofre elevação de temperatura por Efeito Joule até atingir seu ponto de fusão, rompendo o circuito e extinguindo o arco elétrico. Devido a esta característica construtiva, o fusível apresenta um tempo de atuação inversamente proporcional à magnitude da corrente de falta.

2.3.3 Religadores

Os religadores são dispositivos de proteção e manobra instalados nos alimentadores dos sistemas de distribuição. Sua principal função é detectar condições de sobrecorrente, interromper o circuito quando ocorre uma falta e realizar operações de religamento automático. Dessa forma, os religadores podem limitar a extensão das interrupções e contribuir para a melhoria da continuidade do fornecimento de energia elétrica. Em sistemas de distribuição de energia elétrica, uma parcela significativa das ocorrências de curto-circuito apresenta caráter transitório, sendo eliminada naturalmente após um curto período. Estima-se que aproximadamente 80 a 95% das faltas

apresentem essa característica, com duração que pode variar entre alguns ciclos e poucos segundos. Nesse cenário, os religadores assumem uma função importante na proteção dos alimentadores, uma vez que são capazes de interromper o circuito e, posteriormente, restabelecer automaticamente o fornecimento por meio de sucessivas operações de abertura e fechamento. Essa característica permite eliminar muitas faltas temporárias sem a necessidade de intervenção manual, contribuindo para reduzir a duração das interrupções e manter a continuidade do serviço elétrico (Gers; Holmes, 2021). Na Figura 4 encontra-se um diagrama do ciclo operacional de um religador.

Figura 4 - Sequência de um religador em uma falta



Fonte: Adaptado (Gers; Holmes, 2021).

A sequência típica de atuação de um religador diante de uma falta é apresentada na Figura 4. Inicialmente, ocorre a detecção da condição de falta e a abertura dos contatos, podendo ser realizada uma operação rápida. Em seguida, o dispositivo permanece com os contatos abertos durante o intervalo de religamento e realiza uma nova tentativa de fechamento. Caso a falta tenha natureza temporária, o restabelecimento do circuito pode ocorrer nessa etapa. Quando a falta permanece, novas operações de abertura e religamento são realizadas de acordo com a sequência configurada, até que seja atingida a condição de bloqueio do dispositivo.

2.3.4 Relés de Proteção

Os relés de proteção são dispositivos responsáveis por identificar condições anormais de operação nos sistemas elétricos e emitir os sinais necessários para a desconexão do trecho afetado. Seu funcionamento baseia-se na análise de grandezas

elétricas, como corrente e tensão, comparando os valores medidos com os parâmetros previamente ajustados. Quando uma condição de operação anormal é identificada, o relé envia um comando ao equipamento responsável pela interrupção do circuito, que pode ser um disjuntor ou um religador. Dessa forma, os relés constituem elementos fundamentais para a proteção dos sistemas elétricos, contribuindo para a desconexão seletiva das partes afetadas e para a segurança da operação do sistema (Mamede Filho; Mamede, 2013).

Os relés de proteção podem ser caracterizados segundo três aspectos principais: a função de proteção que desempenham, suas características construtivas e operacionais e sua forma de acionamento.

2.3.5 COORDENAÇÃO NA PROTEÇÃO

A proteção de sobrecorrente (ANSI 50/51) é uma das funções mais empregadas nos sistemas elétricos e tem como princípio de atuação a detecção de correntes cuja magnitude ultrapassa um valor previamente ajustado. A função ANSI 50 corresponde à atuação instantânea, enquanto a função ANSI 51 está associada à atuação temporizada, podendo utilizar características de tempo definido ou de tempo inverso. Nas características de tempo inverso, o tempo de atuação diminui à medida que aumenta a corrente de falta em relação à corrente de ajuste do dispositivo, permitindo que a proteção responda de acordo com a severidade da falta. De forma geral, o tempo de operação pode ser representado pelo (9):

$$t_{op}(I) = \mathrm{TMS}\left[\frac{\beta}{\left(\frac{I_{cc}}{I_{pickup}}\right)^{\alpha} - 1} + L\right] \tag{9}$$

Em que t_{op} representa o tempo de operação do dispositivo, TMS corresponde ao multiplicador de tempo, I_{cc} é a corrente de falta, I_{pickup} representa a corrente de ajuste do relé e α, β e L são parâmetros associados à característica tempo-corrente adotada. Dessa forma, diferentes curvas de atuação podem ser obtidas a partir da definição desses parâmetros, permitindo adequar o comportamento da proteção às características do sistema e aos requisitos de seletividade e coordenação. No

presente trabalho, são consideradas as curvas *Standard Inverse* (SI), *Very Inverse* (VI), *Extremely Inverse* (EI) e *Short Time Inverse* (STI).

2.3.6 Definição e Impacto das Variáveis Operacionais

No contexto da proteção de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE), a eficácia operacional não depende apenas da alocação topológica dos Dispositivos Eletrônicos Inteligentes (IEDs), mas fundamentalmente da calibração precisa de seus parâmetros internos. Esses parâmetros constituem as variáveis de decisão (ou variáveis operacionais) do problema de coordenação. A alteração de qualquer uma dessas grandezas impacta diretamente o delicado equilíbrio entre a sensibilidade (capacidade de detectar faltas) e a seletividade (capacidade de isolar apenas o trecho defeituoso).

As principais variáveis operacionais manipuladas nos estudos de coordenação de sobrecorrente são:

2.3.6.1 Corrente de Pickup

A corrente de acionamento, também denominada *pick-up*, define o limiar de sensibilização do dispositivo de proteção. Em unidades de sobrecorrente temporizada, ela é convencionalmente definida como a corrente mínima exigida para a sensibilização e fechamento dos contatos (ou acionamento lógico da função), partindo de um ajuste mínimo pré-estabelecido no seletor ou parametrização do equipamento. A partida efetiva dessa unidade geralmente ocorre dentro de uma margem de tolerância de 5% do valor ajustado (*tape*). Adicionalmente, a lógica de proteção obedece a um critério de histerese, onde o retorno (ou *reset*) da unidade temporizada ocorre em um patamar inferior, tipicamente em 80% do valor da corrente de acionamento (Mamede Filho; Mamede, 2011).

Neste trabalho, a corrente de pickup representa o valor de corrente utilizado como limiar de sensibilidade para a atuação dos relés de sobrecorrente. Para a função de fase 51F, seu ajuste é estabelecido a partir da corrente máxima de carga da linha, considerando uma margem de segurança que permita evitar atuações indevidas durante as condições normais de operação. De acordo com o critério adotado na literatura, a corrente de pickup deve satisfazer a restrição (10):

$$K_1 I_{LoadMax} \leq I_{pickup}^{51} \leq K_2 I_{LoadMax} \quad (10)$$

Em que $I_{LoadMax}$ corresponde à corrente máxima de carga da linha e K_1 e K_2 fatores de segurança. Para a função 51F, são considerados K_1=1,20 e K_2=1,50, de modo que fica como (11):

$$1{,}20\ I_{LoadMax} \leq I_{pickup}^{51} \leq 1{,}50 I_{LoadMax} \quad (11)$$

2.3.6.2 Corrente de Curto-Circuito $\boldsymbol{I_{cc}}$

A corrente de curto-circuito representa a variável independente do sistema, ou seja, a magnitude da corrente de falta (expressa em ampères) que flui através do dispositivo no momento do defeito. Em redes de distribuição radiais, esta grandeza não é constante; ela atenua-se à medida que o ponto de defeito se afasta da subestação originadora, devido ao aumento progressivo da impedância acumulada das linhas. O modelo matemático da proteção pressupõe que quanto maior for a magnitude de I_{cc}, maior será a severidade da falta e, consequentemente, menor deve ser o tempo de atuação do dispositivo para evitar danos permanentes aos equipamentos físicos.

Para a determinação da corrente de curto-circuito trifásica nos diferentes pontos de interesse da rede, utiliza-se uma formulação matricial baseada na matriz de impedâncias nodais. Para uma falta trifásica na barra, a matriz de impedância associada ao ponto de falta é obtida pela soma da matriz de impedâncias nodais com a impedância da falta, conforme (12).

$$\mathrm{Z_{f,i}} = \mathrm{Z_{bus,i}} + \mathrm{Z_F} \quad (12)$$

Em seguida, determina-se a matriz inversa da impedância de falta, permitindo calcular o vetor das correntes de curto-circuito a partir do vetor das tensões de pré-falta, conforme (13).

$$\mathrm{I_{cc,i}} = \left(\mathrm{Z_{bus,i}} + \mathrm{Z_F}\right)^{-1} \mathrm{V_{ipref}} \quad (13)$$

Em que $\mathbf{Z_{bus,i}}$ representa a matriz de impedâncias nodais associada ao ponto de falta, $\mathbf{Z_F}$ corresponde à impedância de falta e $\mathbf{V_{ipref}}$ representa o vetor das tensões de pré-falta na barra analisada. Dessa forma, obtém-se um vetor de correntes correspondente às três fases do sistema.

2.3.6.3 Ajuste de Dial de Tempo ($\boldsymbol{TMS}$ – Time Multiplier Setting)

O TMS é o parâmetro responsável por ajustar o tempo de atuação do relé de sobrecorrente por meio da multiplicação da característica tempo-corrente definida pela curva selecionada. Dessa forma, para uma mesma corrente de falta e uma mesma curva de operação, valores menores de TMS resultam em menores tempos de atuação, enquanto valores maiores de TMS aumentam o tempo necessário para a atuação do dispositivo. No presente trabalho, o TMS é considerado uma variável de decisão do processo de otimização da coordenação dos OCRs, sendo limitado ao intervalo de 0,05 a 1,00. Graficamente, a alteração desse parâmetro promove o deslocamento vertical da curva tempo-corrente ao longo do eixo das ordenadas (tempo de operação), preservando integralmente a sua inclinação e a sua característica de inversidade. Constitui a principal variável de decisão manipulada pelo algoritmo heurístico na busca pela coordenação seletiva. A sua redução torna a resposta do dispositivo mais rápida para qualquer nível de corrente de curto-circuito, o que é altamente desejável para minimizar o estresse térmico aos equipamentos da rede (reduzindo o tempo total de eliminação da falta).

2.3.6.4 Parâmetros da Curva Característica

O tipo de curva característica define o perfil de atuação e o grau de inversidade do relé em relação à magnitude da corrente de falta. Matematicamente, essa característica é governada pelo conjunto de constantes empíricas padronizadas (α, β e L) conforme estabelecido pelas normas internacionais (IEC 60255 e IEEE C37.112). As famílias de curvas mais comuns aplicadas em sistemas de distribuição incluem as características Standard Inverse (SI), Very Inverse (VI) e Extremely Inverse (EI). O grau de inversidade dita a inclinação do gráfico no coordenograma: curvas extremamente inversas (maior valor de α) apresentam uma inclinação mais acentuada, resultando em tempos de operação significativamente mais rápidos para correntes de curto-circuito de alta magnitude, porém com atuação mais lenta para faltas próximas à corrente de *pickup*.

A modelagem matemática da resposta temporal dos relés de sobrecorrente é o núcleo da avaliação de seletividade do algoritmo. Neste trabalho, adota-se a

formulação padronizada pela norma IEC 60255 para representar a característica de tempo inverso da função ANSI 51. O tempo de operação do *i*-ésimo relé da rede é calculado pela seguinte equação (14).

$$t_{R_i}^{51} = \mathrm{TMS} \cdot \left(\frac{C_1}{\left(\frac{I_{cc}}{I_{Pkp}^{51}} \right)^{C_2} - 1} \right) \tag{14}$$

A Tabela 5 detalha os parâmetros empíricos C_1 e C_2 da equação apresentada. A variação dessas constantes altera drasticamente a resposta dinâmica da proteção, permitindo adequar a velocidade de atuação do relé à suportabilidade térmica dos cabos e à necessidade de coordenação com outros dispositivos.

Tabela 5- Curvas IEC e de fabricantes de relés de proteção

N°	TCC		Fonte	C1	C2
1	Standard Inverse	SI	IEC	0,14	0,02
2	Very Inverse	VI	IEC	13,5	1
3	Extremely Inverse	EI	IEC	80	2
4	Short Time Inverse	STI	Schneider Electric	0,05	0,04

Fonte: Adaptada de Cruz e Leite (2024).

3 METODOLOGIA PARA O PROBLEMA MULTIOBJETIVO

A coordenação ótima de relés de sobrecorrente em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) é, por natureza, um problema de otimização altamente complexo, não linear e sujeito a múltiplas restrições. Como demonstrado nas seções anteriores, o ajuste adequado dos parâmetros dos dispositivos de proteção possui um impacto direto no desempenho dinâmico da rede.

A abordagem tradicional de otimização da proteção geralmente trata o problema sob uma ótica monobjetivo, buscando unicamente minimizar o tempo de operação global do sistema, enquanto as restrições de coordenação são tratadas apenas como penalidades rígidas. No entanto, a realidade operacional das redes modernas exige a análise de múltiplos critérios simultâneos e, muitas vezes, conflitantes.

Nas subseções a seguir, detalha-se a fundamentação teórica e o modelo matemático desenvolvidos para representar a topologia e a resposta da rede frente a contingências. Com base nessa estrutura, são apresentados e discutidos minuciosamente os dois métodos propostos para o problema de alocação e coordenação simultânea de dispositivos de proteção, abordando a formulação das funções objetivo, a codificação computacional e os mecanismos de restrição e avaliação do algoritmo.

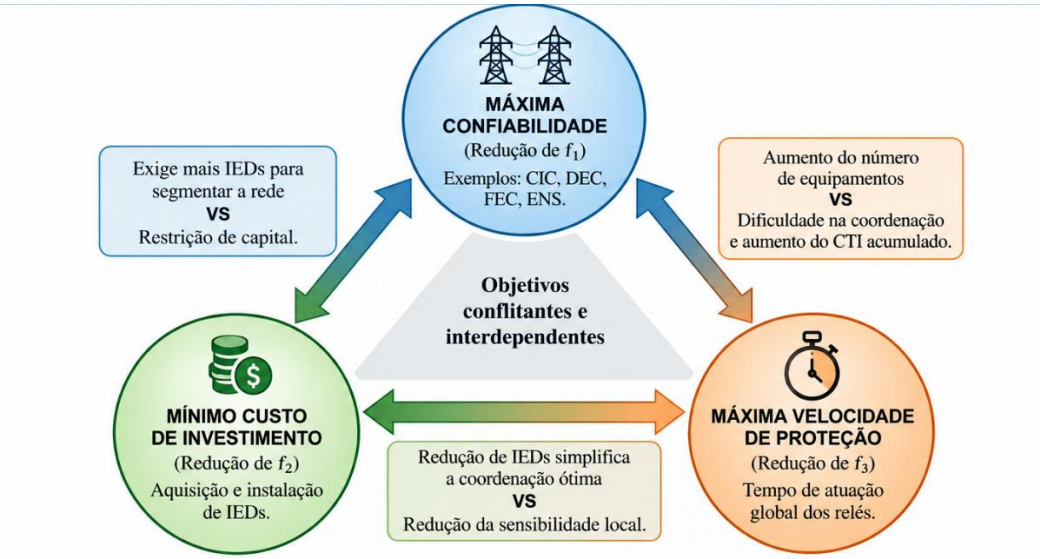
3.1 MODELO MATEMÁTICO

A necessidade de empregar um modelo de otimização multiobjetivo para o problema de alocação e coordenação simultânea de dispositivos de proteção reside na natureza estritamente conflitante de suas metas operacionais e econômicas. Em abordagens monobjetivo tradicionais, o projetista é forçado a agregar essas metas em uma única função por meio de pesos predefinidos (embutindo vieses na solução) ou a tratar fatores críticos puramente como restrições rígidas.

Como pode ser observado na Figura 5, a modelagem do sistema de proteção depara-se com um paradoxo de otimização: as funções objetivo são intrinsecamente conflitantes e apresentam comportamentos práticos inversamente proporcionais em termos de ganhos de desempenho. A elevação da confiabilidade da rede (minimização de f_1) exige a segmentação dos alimentadores por meio da instalação de um maior número de Equipamentos Eletrônicos Inteligentes (IEDs). Essa ação de melhoria, por sua vez, penaliza diretamente as outras duas funções: eleva de forma drástica o custo total de investimento (f_2) e agrava a complexidade da seletividade, forçando

o aumento dos tempos globais de operação (f_3) para que o Intervalo de Tempo de Coordenação (CTI) seja respeitado entre múltiplos relés operando em série.

Figura 5 - Conflito de otimização multiobjetivo do SDEE



Fonte: Próprio autor.

Além dos objetivos conflitantes, é crucial destacar que estas três funções operam em unidades de medida e ordens de grandeza completamente distintas. Enquanto o custo de investimento (f_2) e as perdas por não-confiabilidade (f_1) são quantificados em unidades monetárias (R$ ou US$) ou índices de frequência e duração (como interrupções por ano), o tempo de atuação da proteção (f_3) é uma grandeza física estritamente medida em segundos.

3.1.1 Formulação Matemática das Funções Objetivo

O problema de alocação ótima de dispositivos de proteção é modelado neste trabalho como um Problema de Otimização Multiobjetivo (MOP - *Multi-Objective Optimization Problem*). A formulação visa encontrar um vetor de variáveis de decisão x que minimize simultaneamente múltiplas funções conflitantes, sujeitas a um conjunto de restrições operacionais e elétricas do sistema.

$$\text{Minimizar} \quad F(x) = [f_1(\boldsymbol{x}), f_2(\boldsymbol{x}), f_3(\boldsymbol{x})] \tag{15}$$

$\boldsymbol{x}$: é o vetor de variáveis de decisão. No contexto específico deste trabalho, para a etapa de alocação, $\boldsymbol{x}$ é codificado como um cromossomo binário, no qual

cada gene representa a presença (1) ou a ausência (0) de um dispositivo de proteção em um dos N trechos candidatos do SDEE.

Nesta formulação, o termo minimizar indica que se busca a redução simultânea de todos os elementos do vetor objetivo. A variável x representa o vetor de decisão (o cromossomo do algoritmo genético), que codifica uma configuração específica da topologia de proteção da rede elétrica.

A função vetorial $\mathrm{F}(\mathrm{x})$ é composta por três componentes distintos e conflitantes entre si:

$f_1(x)$: Representa o índice de não-confiabilidade (medido, por exemplo, através do custo de interrupção ou energia não suprida), que deve ser minimizado para garantir a continuidade do serviço.

$f_2(x)$: Representa o custo total de investimento (aquisição e instalação dos dispositivos), que busca-se manter no menor patamar possível.

$f_3(x)$: Representa o tempo global de operação da proteção, cuja minimização é essencial para a segurança operacional e redução do estresse nos equipamentos.

A natureza vetorial desta equação reflete a impossibilidade de encontrar uma solução única que satisfaça todos os critérios simultaneamente, exigindo a busca por um conjunto de soluções de compromisso (Fronteira de Pareto).

3.1.2 Restrições Operativas

A formulação matemática de um problema de otimização aplicado a sistemas de distribuição de energia elétrica não se pode limitar estritamente à minimização das funções objetivo. Para garantir que as soluções propostas pelo algoritmo genético NSGA-II sejam aplicáveis na prática, é imperativo definir um conjunto de restrições rígidas (*hard constraints*) que delimitem o espaço de busca.

O universo total de soluções possíveis é dado por todas as combinações binárias do vetor de decisão (2^N). No entanto, uma proporção significativa destas combinações representa configurações fisicamente inviáveis (ex: redes desconectadas, ilhas elétricas não intencionais ou falhas de coordenação).

3.1.2.1 Restrição da corrente de pickup

A corrente de pickup do relé deve ser ajustada dentro dos limites definidos pela corrente máxima de carga da linha, de modo a garantir a sensibilidade adequada do dispositivo sem provocar atuações indevidas durante as condições normais de operação. Assim, é adotada a mesma restrição apresentada na Equação (11), correspondente ao intervalo de ajuste estabelecido para a função 51F.

3.1.2.2 Restrição do TMS

O parâmetro TMS (*Time Multiplier Setting*) é utilizado para definir o tempo de atuação do relé a partir da curva característica tempo-corrente selecionada. Para garantir que os ajustes permaneçam dentro da faixa considerada no modelo de proteção, o valor do TMS é limitado entre 0,05 e 1,00. Dessa forma, a restrição adotada é apresentada pela (16).

$$0{,}05 \leq TMS \leq 1{,}00 \tag{16}$$

3.1.2.3 Condição de sensibilização do relé

Para que o relé possa atuar, a corrente de falta deve superar a corrente de pickup, conforme a equação (17).

$$\boxed{I_{cc} > I_{Pkp}} \tag{17}$$

ou, de forma equivalente como pode descrever a (18).

$$M = \frac{I_{cc}}{I_{Pkp}} > 1 \tag{18}$$

3.1.2.4 Restrição de coordenação

Para garantir a atuação seletiva entre os dispositivos de proteção primária e de retaguarda, deve ser mantido um intervalo mínimo de coordenação entre seus respectivos tempos de operação. No modelo desenvolvido, considera-se um tempo de coordenação de 0,30 s. Assim, para cada par *Backup–Primary*, o tempo de atuação

do dispositivo de retaguarda deve ser superior ao tempo de atuação do dispositivo primário acrescido desse intervalo. A condição de coordenação é expressa pela (19).

$$\Delta T = t_{BKP} - t_{PRI} - 0{,}30 \geq 0 \tag{19}$$

3.1.2.5 Restrição de localização dos dispositivos

A alocação dos dispositivos de proteção é limitada aos ramos pertencentes à ramificação principal da rede. Dessa forma, os ramos que não fazem parte do conjunto de candidatos não podem ser selecionados pelo processo de otimização. Essa restrição reduz o espaço de busca e garante que os dispositivos sejam alocados apenas nos trechos considerados relevantes para a estrutura de proteção analisada, isso pode resumir como na (20).

$$\mathrm{x_i} = 0, \quad \mathrm{i} \notin \mathcal{R}_{cand} \tag{20}$$

3.1.2.6 Restrição binária da alocação

A variável de decisão associada a cada ramo candidato é representada por uma variável binária, permitindo apenas duas possibilidades: presença ou ausência de um dispositivo de proteção. Assim, x_i=1 indica que um dispositivo é alocado no ramo *i*, enquanto x_i=0 indica que o ramo não é selecionado. Essa representação permite que a configuração da alocação seja diretamente codificada no cromossomo utilizado pelo algoritmo evolutivo como na (21).

$$x_i \in \{0,1\} \tag{21}$$

3.2 FUNDAMENTAÇÃO: OTIMIZAÇÃO E META-HEURÍSTICAS

O problema de alocação de dispositivos de proteção em redes de distribuição, conforme modelado neste trabalho, pertence à classe dos problemas de otimização combinatória de alta complexidade. À medida que o número de ramos da rede aumenta, o espaço de busca associado às possíveis configurações de alocação cresce exponencialmente, tornando a utilização de métodos determinísticos tradicionais computacionalmente inviável para sistemas de maior porte.

Nesse contexto, as meta-heurísticas constituem uma abordagem adequada para o tratamento de problemas de otimização complexos. Essas técnicas correspondem a procedimentos computacionais de alto nível projetados para gerar, selecionar

e aprimorar soluções aproximadas em tempo computacional viável. Embora não garantam, em geral, a obtenção da solução ótima global, apresentam capacidade de explorar amplas regiões do espaço de busca e de reduzir a possibilidade de estagnação em soluções de qualidade inferior.

As meta-heurísticas podem ser classificadas de acordo com o mecanismo empregado na exploração do espaço de busca, incluindo métodos baseados em população, métodos baseados em trajetória e estratégias de construção combinadas com busca local. Dentro da primeira categoria encontram-se os algoritmos genéticos, entre outras técnicas populacionais. Neste trabalho, adota-se o *NSGA-II* (*Non-dominated* Sorting Genetic Algorithm II), devido à sua capacidade de tratar problemas de otimização multiobjetivo e de identificar um conjunto de soluções não dominadas, permitindo representar explicitamente os conflitos existentes entre os objetivos considerados.

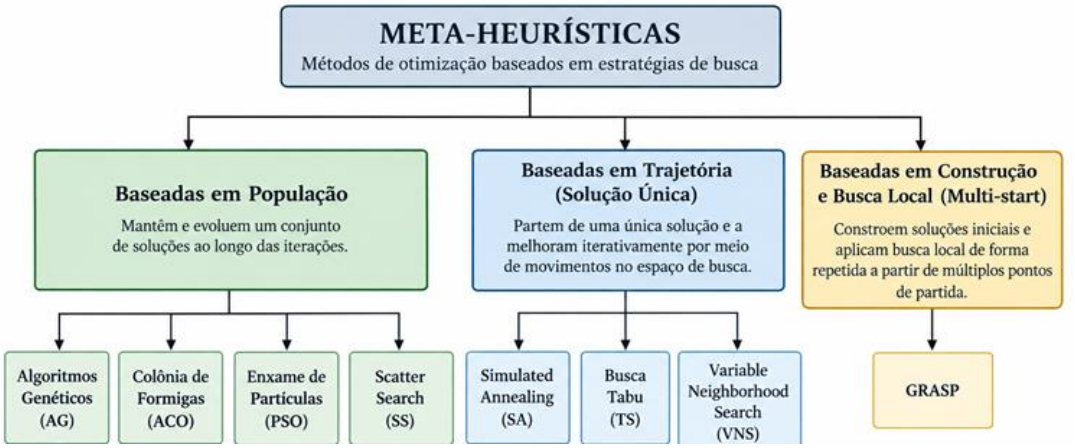
À medida que o número de posições candidatas aumenta, o espaço de busca associado às diferentes configurações de alocação cresce exponencialmente. Considerando que cada posição pode assumir dois estados, isto é, presença ou ausência de um dispositivo de proteção, o tamanho máximo do espaço de busca pode ser representado por (22).

$$|\Omega| = 2^N \tag{22}$$

onde $|\Omega|$ representa o número de configurações possíveis e *N* corresponde ao número de posições candidatas.

Conforme apresentado na Figura 6, diferentes meta-heurísticas empregam mecanismos distintos para explorar o espaço de busca. Neste trabalho, optou-se pelo NSGA-II, pertencente à classe dos métodos baseados em população, por sua capacidade de tratar simultaneamente múltiplos objetivos conflitantes e de preservar um conjunto de soluções não dominadas ao longo do processo evolutivo.

Figura 6 - Classificação das meta-heurísticas segundo o mecanismo de busca



Fonte: Próprio autor.

1. Meta-heurísticas baseadas em Trajetória (Solução Única):

Representadas no ramo esquerdo (*Simulated Annealing*, Busca Tabu), estas técnicas operam transformando uma única solução candidata a cada iteração. Embora sejam eficientes na etapa de "intensificação" (refinamento local de uma solução), elas apresentam maior risco de estagnação em ótimos locais, exigindo mecanismos complexos para reiniciar a busca em outras regiões do espaço de soluções.

2. Meta-heurísticas baseadas em População (Conjunto de Soluções):

As meta-heurísticas baseadas em população trabalham simultaneamente com um conjunto de soluções candidatas, denominada população. A cada iteração, as soluções são avaliadas e modificadas por meio de operadores ou mecanismos de busca, permitindo explorar diferentes regiões do espaço de soluções de forma simultânea. Nessa categoria encontram-se, entre outros, os Algoritmos Genéticos (AG), a Colônia de Formigas (ACO), o Enxame de Partículas (PSO) e o *Scatter Search*. O NSGA-II, utilizado neste trabalho, pertence a essa categoria por empregar uma população de soluções e mecanismos de seleção baseados na dominância de Pareto.

3. Meta-heurísticas baseadas em construção e busca local:

As meta-heurísticas baseadas em construção e busca local combinam a geração de soluções iniciais com procedimentos de refinamento local. Em geral, uma ou mais soluções são construídas de forma incremental e, posteriormente, submetidas a

uma etapa de busca local para melhorar sua qualidade. O *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) constitui um exemplo representativo dessa abordagem, pois combina uma fase de construção probabilística com uma busca local, sendo normalmente executado de forma repetida a partir de diferentes soluções iniciais.

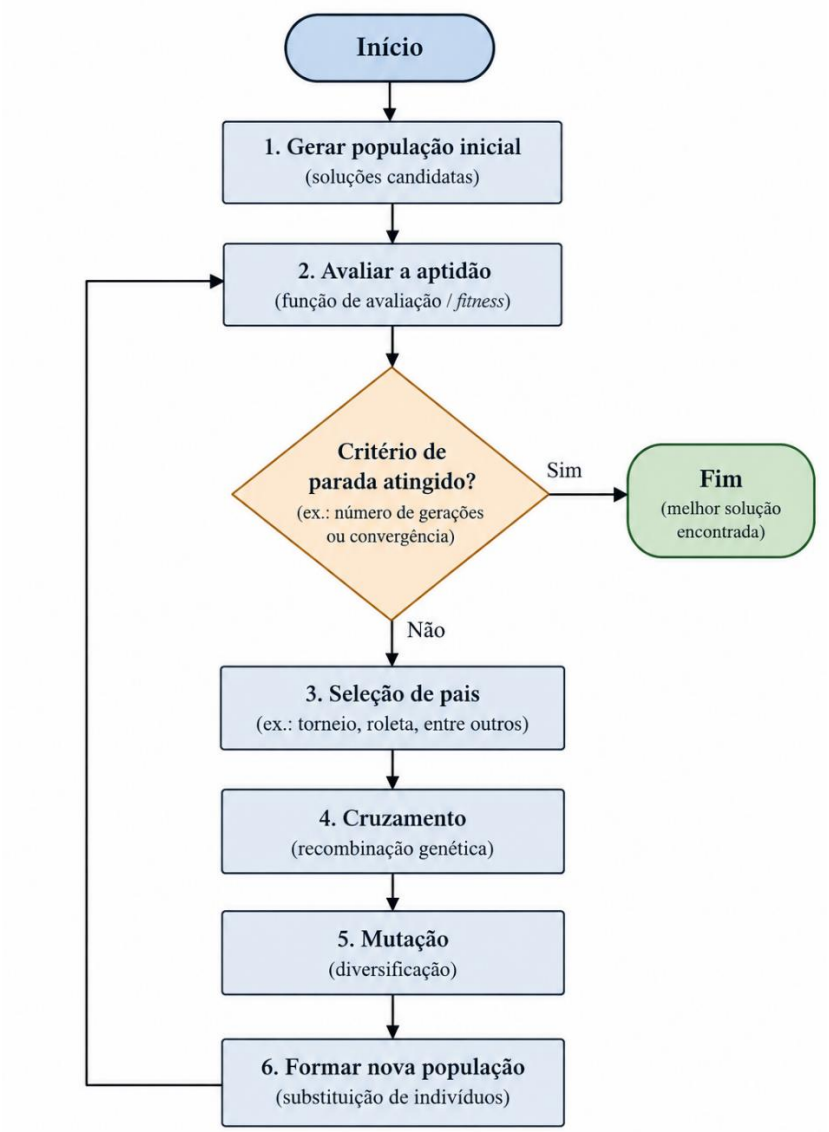
Conforme destacado na figura 7, este trabalho adota a abordagem populacional (especificamente os Algoritmos Genéticos/NSGA-II). Esta escolha não é arbitrária, mas sim uma exigência da natureza multiobjetivo do problema de alocação de chaves. Diferentemente dos métodos de trajetória, que teriam de ser executados inúmeras vezes para encontrar diferentes pontos de equilíbrio, os métodos populacionais são capazes de aproximar toda a Fronteira de Pareto em uma única execução, mantendo a diversidade de opções (custo vs. confiabilidade) necessária para o planejamento da rede.

3.2.1 Algoritmos Genéticos (AG)

Dentro da classe das meta-heurísticas populacionais apresentada na seção anterior, os Algoritmos Genéticos (AGs) destacam-se como a técnica mais consolidada na literatura de otimização combinatória. Formalizados originalmente por John Holland na década de 1970, os AGs são algoritmos de busca estocástica fundamentados nos princípios da evolução biológica e na teoria da seleção natural de Charles Darwin.

Segundo Melián, Moreno Pérez e Moreno Vega, o aspecto fundamental que distingue os AGs de outras técnicas de busca é a interação entre os membros de um grupo (população). Em vez de tentar melhorar uma única solução iterativamente, o algoritmo manipula uma população de indivíduos onde os "mais aptos" têm maior probabilidade de sobreviver e transmitir suas características para as gerações futuras.

Figura 7 - Estrutura geral de um algoritmo genético tradicional



Fonte: Próprio autor.

A Figura 7 apresenta a estrutura geral de um algoritmo genético tradicional, destacando o processo evolutivo utilizado para a busca de soluções no espaço de decisão. Inicialmente, é gerada uma população de soluções candidatas, que posteriormente é avaliada de acordo com uma função de aptidão (*fitness*). A partir dos resultados obtidos, verifica-se o atendimento ao critério de parada. Caso o critério não seja atingido, os indivíduos mais promissores são selecionados para reprodução, sendo submetidos aos operadores de cruzamento e mutação. Os indivíduos resultantes desses operadores formam uma nova população, que retorna à etapa de avaliação. Esse processo iterativo é repetido até que o critério de parada seja satisfeito.

3.2.2 O Algoritmo NSGA-II

Para a resolução do problema multiobjetivo de alocação de chaves, selecionou-se o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II), proposto por Deb et al. (2002). Segundo Deb e Jain, este algoritmo é amplamente reconhecido na literatura como uma das ferramentas mais eficientes para problemas com dois ou três objetivos, destacando-se pela sua capacidade de manter uma população diversificada e convergir rapidamente para a Fronteira de Pareto ótima.

Diferentemente dos algoritmos genéticos clássicos, que utilizam uma única função de aptidão escalar, o NSGA-II baseia seu processo de seleção em três mecanismos fundamentais: a classificação por não-dominância, o cálculo da distância de aglomeração e a estratégia elitista de preservação da população.

3.2.3 Classificação por Dominância de Pareto

O conceito central do algoritmo é a busca por soluções "não-dominadas". Em um problema de minimização com múltiplos objetivos (como reduzir custos e reduzir interrupções), diz-se que uma solução A domina uma solução B se, e somente se:

- A solução A não é pior que B em nenhum dos objetivos avaliados;
- A solução A é estritamente melhor que B em pelo menos um objetivo.

O algoritmo classifica toda a população em níveis ou fronteiras. A primeira fronteira contém todas as soluções que não são dominadas por nenhuma outra na população atual (as melhores opções de compromisso). A segunda fronteira contém as soluções dominadas apenas pelas de e assim sucessivamente.

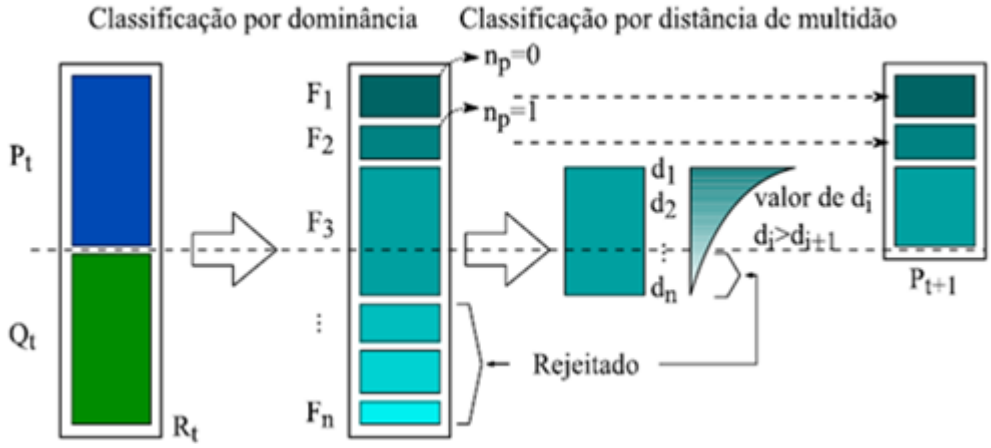
3.2.4 Preservação da Diversidade

Um dos riscos em otimização multiobjetivo é que a população convirja para apenas uma região da fronteira (ex: soluções muito baratas, mas pouco confiáveis), ignorando outras possibilidades. Para evitar isso, o NSGA-II utiliza o operador de Distância de Aglomeração.

Este mecanismo calcula a densidade de soluções vizinhas em torno de cada indivíduo no espaço de objetivos. O algoritmo prioriza explicitamente indivíduos com maior distância de aglomeração (ou seja, aqueles que estão em regiões menos

povoadas da fronteira). Isso força o algoritmo a "espalhar" as soluções ao longo de todo o espectro de trade-off, garantindo que o planejador tenha um leque variado de opções ao final do processo.

Figura 8 - Procedimentos de classificação do NSGA-II



Fonte: Adaptado (SRINIVAS; DEB, 1994).

A Figura 8 apresenta o mecanismo de seleção elitista empregado pelo NSGA-II para a formação da população da geração seguinte. Inicialmente, a população atual e a população de descendentes são combinadas, formando a população. Sobre esse conjunto é realizada a classificação por dominância de Pareto, resultando em diferentes frentes não dominadas. As primeiras frentes são incorporadas à nova população enquanto houver espaço disponível. Quando uma frente não pode ser incluída integralmente, utiliza-se a distância de aglomeração (*crowding distance*) para priorizar os indivíduos localizados em regiões menos densamente povoadas do espaço de objetivos. Dessa forma, o NSGA-II preserva simultaneamente as soluções de melhor qualidade e a diversidade da população ao longo das gerações.

No NSGA-II, a população da geração atual é representada por P_t, enquanto Q_t corresponde à população de descendentes gerada a partir dos operadores evolutivos. Diferentemente de um algoritmo genético tradicional em que os descendentes podem substituir diretamente a população anterior, o NSGA-II realiza a união dessas duas populações, formando o conjunto R_t. Essa estratégia permite que soluções de elevada qualidade presentes em P_t sejam preservadas durante o processo evolutivo, caracterizando o mecanismo de elitismo empregado pelo algoritmo, tudo como mostra (23).

$$P_t \cup Q_t = R_t \tag{23}$$

3.2.5 Estratégia Elitista e Ciclo de Execução

O NSGA-II emprega uma estratégia elitista robusta para garantir que as melhores soluções encontradas não sejam perdidas de uma geração para outra. O procedimento, segue os passos abaixo:

- Combinação: A população de pais (e a população de filhos gerada pelos operadores genéticos são unidas, formando um conjunto temporário de tamanho 2N.
- Ordenação: O conjunto Rt é classificado em fronteiras de não-dominância F1, F2, F3….

Seleção Ambiental: A nova geração é preenchida selecionando-se as melhores fronteiras inteiras. Se a última fronteira aceita não couber totalmente na nova população, utilizam-se os indivíduos com maior Distância de Aglomeração para desempatar e preencher as vagas restantes.

3.3 MÉTODO NSGA II PURO

Nesta abordagem, o problema de alocação dos dispositivos de proteção é tratado diretamente como um problema de otimização multiobjetivo por meio do algoritmo NSGA-II. Cada indivíduo representa uma configuração de alocação dos dispositivos nos ramos candidatos da ramificação principal, sendo a configuração codificada por meio de variáveis binárias. Para cada solução candidata, são avaliados simultaneamente os objetivos relacionados ao índice de continuidade de interrupção (CIC), ao tempo global de operação da proteção (TOP) e ao custo de investimento.

3.3.1 Critério de Parada NSGA II puro

Devido à natureza iterativa do algoritmo evolucionário, a convergência para o Ótimo de Pareto verdadeiro não pode ser garantida analiticamente num tempo finito. Portanto, é necessário estabelecer uma condição determinística para a interrupção do processo. O processo evolutivo é executado até que seja atingido o número máximo de gerações Gmax previamente definido como mostra (24).

$$t < G_{max} \tag{24}$$

Onde t vai ser a geração atual e G_{max} como a quantidade maxima de geração com as que se trabalha nesse estudo.

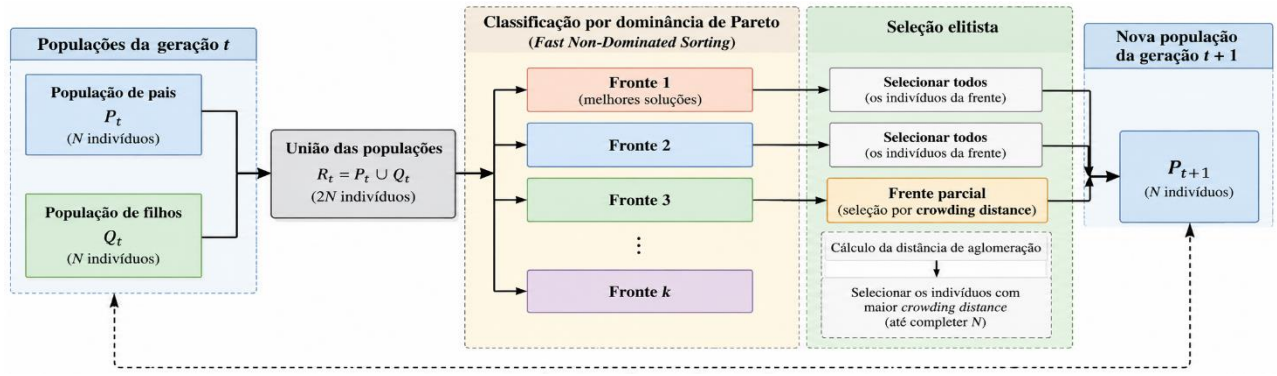
3.3.2 Elitismo do NSGA II puro

O elitismo em um AG é uma técnica que garante a conservação dos melhores indivíduos de cada geração ao longo do processo iterativo. Durante a avaliação de uma população, os indivíduos são ordenados em função de seu *fitness*, do melhor ao pior, e é selecionado um grupo dos indivíduos mais destacados, conhecido como população de elite, para ser transferido diretamente para a próxima geração. Se, durante o processo evolutivo, surgir um novo indivíduo com um desempenho superior ao de algum dos membros dessa população de elite, ele o substitui, deslocando o indivíduo menos apto do grupo.

Diferentemente do elitismo tradicional, que preserva apenas uma pequena percentagem dos melhores indivíduos, o NSGA-II conserva a informação através de um processo de competição direta entre pais e filhos.

Este mecanismo da Figura 9, assegura que as soluções não dominadas sejam preservadas inalteradas até que sejam superadas por uma solução melhor, garantindo que a qualidade da Fronteira de Pareto nunca se degrade de uma geração para a outra.

Figura 9 - Representação do mecanismo de elitismo de NSGA-II



Fonte: Próprio autor.

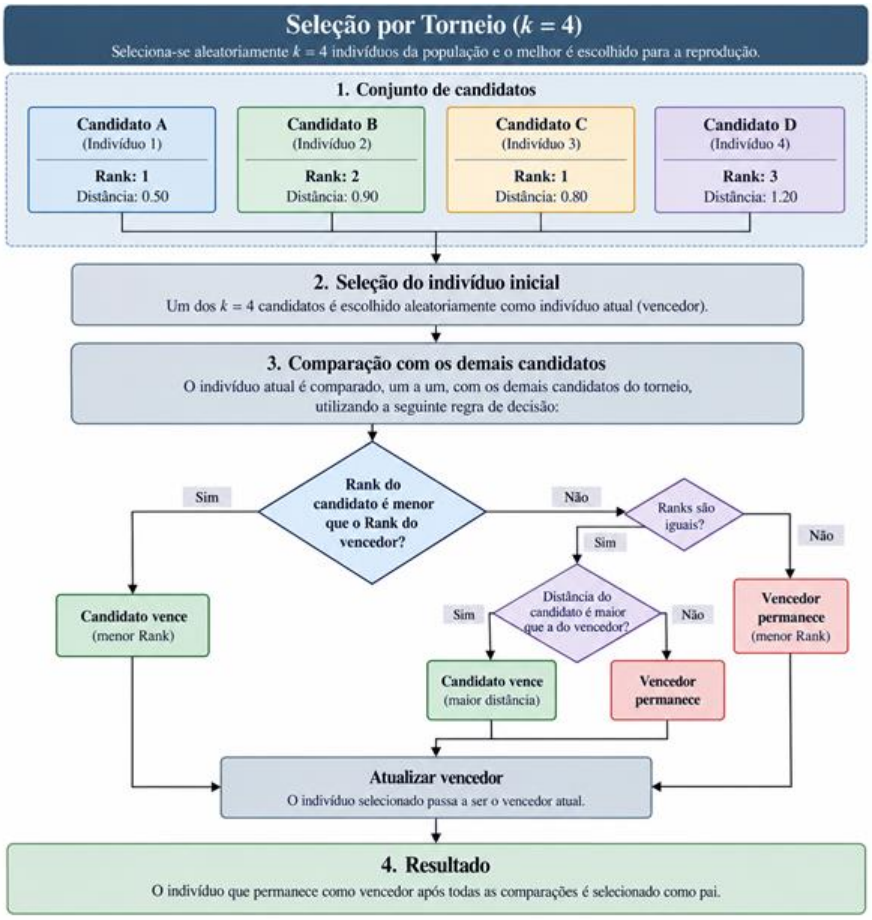
3.3.3 Seleção dos Pais do NSGA II puro

A etapa de seleção tem como objetivo escolher os indivíduos que contribuirão com o seu material genético para a formação da próxima geração. No algoritmo NSGA-II, o método adotado é o Torneio Binário (*Binary Tournament Selection*), fundamentado no Operador de Comparação por Aglomeração

Este operador permite guiar o processo de seleção em direção à Fronteira de Pareto Ótima, mantendo simultaneamente a diversidade da população. A seleção entre dois indivíduos candidatos i e j é realizada comparando os seus atributos de dominância (rank) e densidade local (distance).

A Figura 10 apresenta o fluxograma desse processo. Como pode ser observado, o vencedor de cada confronto é definido considerando primeiramente o menor Rank e, em caso de empate, a maior Distância.

Figura 10 - Fluxograma da etapa de seleção por torneio no NSGA-II



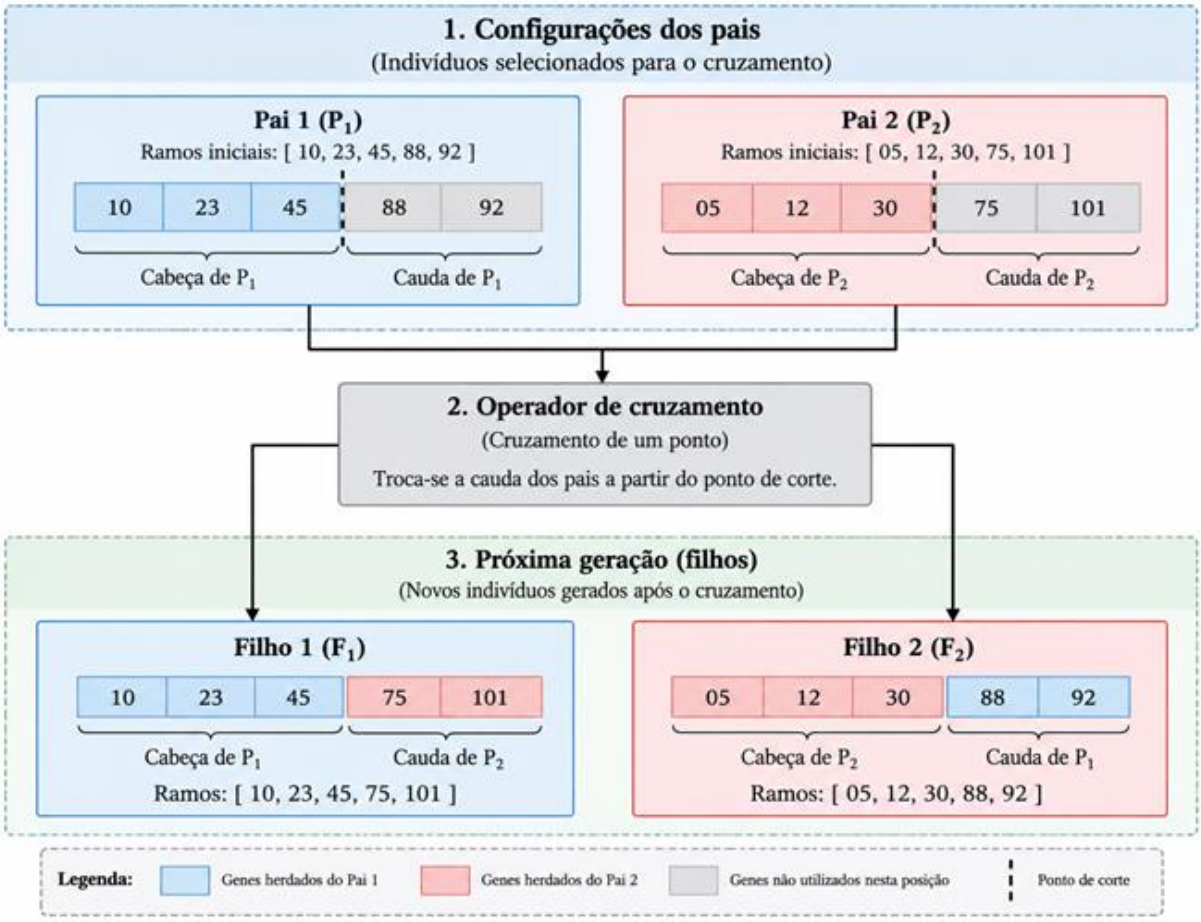
Fonte: Próprio autor.

3.3.4 Cruzamento e Mutação de NSGA II puro

O operador de cruzamento é o principal mecanismo de exploração do algoritmo genético, responsável pela recombinação da informação genética de dois indivíduos progenitores para gerar novos descendentes. O objetivo é combinar subconjuntos de soluções de alta qualidade (*building blocks*) para explorar novas regiões promissoras do espaço de busca.

Desta forma, o algoritmo garante a exploração de novas topologias sem perder as boas características herdadas das gerações anteriores. Para ilustrar a aplicação prática deste conceito no problema de alocação de chaves, a Figura 11 apresenta um exemplo esquemático do cruzamento entre duas configurações parentais distintas

Figura 11 - Representação esquemática do operador de cruzamento



Fonte: Proprio autor.

Conforme observado na Figura 11, o processo inicia-se com dois indivíduos, o "Pai 1" e o "Pai 2", que representam configurações distintas de locais de instalação na

rede. O "Pai 1", por exemplo, possui religadores instalados nos ramos 10, 23, 45, 88 e 92.

Após a definição aleatória do ponto de corte, ocorre a permuta dos segmentos genéticos. O descendente "Filho 1" herda a primeira parte da topologia do Pai 1 (ramos 10, 23, 45) e complementa a sua configuração com a segunda parte da topologia do Pai 2 (ramos 75, 101). O mesmo processo inverso gera o "Filho 2".

Este mecanismo assegura que os novos indivíduos ("Filhos") mantenham a validade estrutural da solução, combinando estratégias de proteção de ambos os progenitores para tentar encontrar uma coordenação superior na próxima geração.

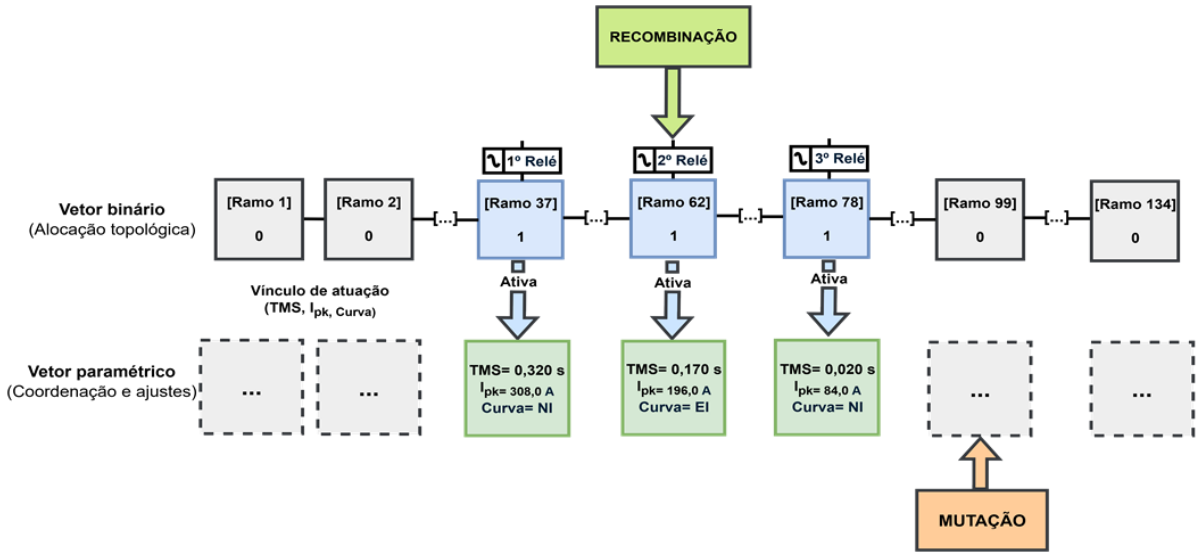
O cruzamento de um ponto consiste na seleção de uma posição de corte c no cromossomo dos indivíduos pais. A partir desse ponto, os segmentos dos cromossomos são recombinados para gerar novos indivíduos. Assim, o primeiro descendente recebe a parte inicial do cromossomo do primeiro pai e a parte final do segundo pai, enquanto o segundo descendente recebe a combinação complementar. Esse operador permite combinar características de diferentes soluções e gerar novas configurações para a população, mostrado na (25).

$$x_i^{F_1} = \begin{cases} x_i^{P_1}, & i < c \\ x_i^{P_2}, & i \geq c \end{cases} \tag{25}$$

A Figura 12 ilustra, de forma esquemática, a aplicação dos operadores de cruzamento e mutação sobre uma configuração de proteção. A recombinação combina informações provenientes dos indivíduos pais para gerar uma nova configuração, enquanto a mutação introduz alterações aleatórias com o objetivo de ampliar a diversidade da população e explorar novas regiões do espaço de busca.

Na Figura 13, o pseudocódigo correspondente ao comportamento do algoritmo genético empregado. O pseudocódigo resume as principais etapas do processo evolutivo, desde a geração e avaliação da população inicial até a aplicação dos operadores de seleção, cruzamento e mutação, bem como a formação das novas populações ao longo das gerações.

Figura 12 - Codificação vetorial composta do indivíduo



Fonte: Próprio autor.

Figura 13 - Codificação da solução candidata

Algoritmo: NSGA-II para alocação ótima de dispositivos de proteção

Input: $N_{pop}, G_{max}, R_{cand}, I_{cc}, I_{load}, K_1, K_2, TMS_{min}, TMS_{max}, P_{mut}^{top}, P_{mut}^{TMS}, P_{mut}^{Ipkp}, P_{mut}^{TCC}, Curvas, C_m$.

1: Identificar a ramificação principal da rede.
2: Pré-calcular e armazenar as correntes de curto-circuito (I_{cc}).
3: Gerar a população inicial P_0 com N_{pop} indivíduos.
4: **for** cada indivíduo $x \in P_0$ **do**
5: Codificar a topologia por um cromossomo binário.
6: Manter o dispositivo da subestação ativo.
7: Selecionar ramos pertencentes a R_{cand}.
8: Inicializar I_{pkp} no intervalo $[K_1 \cdot I_{load}, K_2 \cdot I_{load}]$.
9: Inicializar TMS no intervalo $[TMS_{min}, TMS_{max}]$.
10: Inicializar a curva $TCC \in Curvas$.
11: **end for**
12: Avaliar P_0 (CIC, TOP e C_{inv}).
13: Classificar P_0 por dominância de Pareto.
14: Calcular a distância de aglomeração de P_0.
15: $g = 0$.
16: **while** $(g < G_{max})$ **do**
17: $Q_g = \emptyset$.
18: **while** $(|Q_g| < N_{pop})$ **do**
19: pais = SeleçãoTorneio($P_g, k, Rank, CD$).
20: filhos = Crossover(pais).
21: filhos = Mutação(filhos, $P_{mut}^{top}, P_{mut}^{TMS}, P_{mut}^{Ipkp}, P_{mut}^{TCC}$).
22: *Reparar*$Restrições$(filhos, R_{cand}).
23: $Q_g = Q_g \cup$ filhos.
24: **end while**
25: Avaliar Q_g (CIC, TOP e C_{inv}).
26: $R_g = P_g \cup Q_g$.
27: Classificar R_g por dominância de Pareto.
28: Calcular a distância de aglomeração de R_g.
29: P_{g+1} = SelecionarNovaPopulação($R_g, N_{pop}, Rank, CD$).
30: $g = g + 1$.
31: **end while**
32: Ordenar a primeira frente de Pareto F_1 de $P_{G_{max}}$.

Output: F_1, CIC, TOP e C_{inv} das soluções não dominadas.

Fonte: Próprio autor.

3.4 MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO BI-NÍVEL

Nesta segunda abordagem, o problema de alocação e coordenação dos dispositivos de proteção é formulado por meio de uma estrutura de otimização bi-nível. Diferentemente da abordagem NSGA-II pura, na qual a avaliação da configuração de proteção é realizada diretamente no processo evolutivo, o método bi-nível separa o problema em dois níveis hierarquicamente interdependentes.

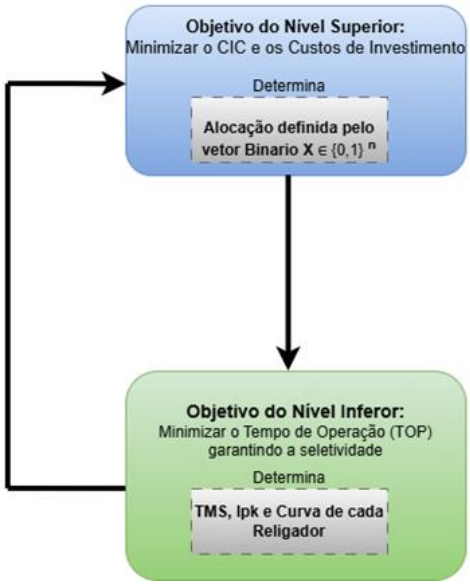
No nível superior, o algoritmo NSGA-II é responsável pela determinação da configuração de alocação dos religadores nos ramos candidatos da ramificação principal. Cada configuração proposta constitui uma solução candidata e é avaliada segundo os objetivos de índice de continuidade de interrupção (CIC), tempo global de operação da proteção (TOP) e custo de investimento.

Para cada configuração gerada pelo nível superior, é executado o nível inferior, responsável pela otimização dos parâmetros de coordenação dos dispositivos de proteção. Nesse nível são determinados os valores de corrente de pickup, TMS e curva característica de tempo-corrente para os dispositivos ativos, buscando minimizar o tempo global de operação e, simultaneamente, satisfazer as restrições de sensibilização e coordenação.

O resultado obtido pelo nível inferior é então retornado ao nível superior na forma do valor ótimo de TOP, permitindo que a configuração de alocação seja avaliada considerando não apenas sua localização, mas também a capacidade de coordenação dos dispositivos instalados. Dessa forma, estabelece-se uma relação hierárquica entre as decisões de alocação e de ajuste da proteção.

A Figura 14 apresenta a estrutura hierárquica do modelo de otimização bi-nível desenvolvido neste trabalho. No nível superior, o algoritmo determina a alocação dos dispositivos de proteção, representada pelo vetor binário x. Para cada configuração de alocação proposta, o nível inferior é acionado para determinar os ajustes dos dispositivos de proteção, incluindo a corrente de pickup, o TMS e a curva característica de tempo-corrente. O nível inferior busca minimizar o tempo global de operação da proteção, respeitando as restrições de sensibilização e coordenação. Após a obtenção da solução ótima do nível inferior, o valor de TOP é retornado ao nível superior, onde é utilizado juntamente com o CIC e o custo de investimento para avaliar a configuração de alocação.

Figura 14 - Arquitetura de otimização bi-nível proposta



Fonte: Próprio autor

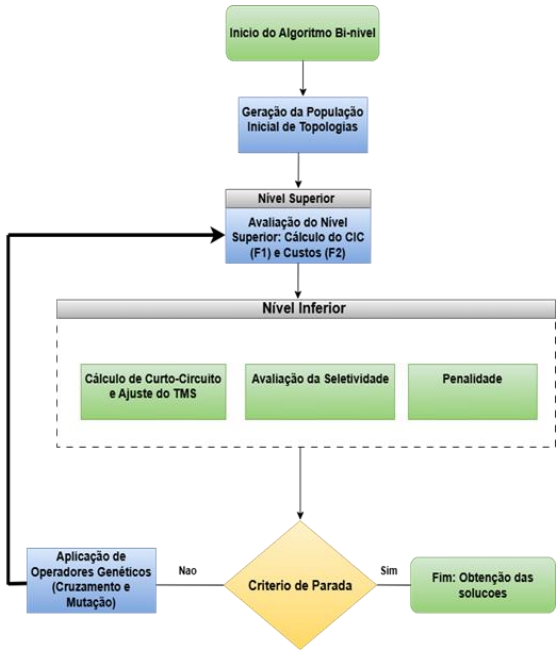
3.4.1 Critério de Parada de otimização bi-nível

O método bi-nível adota o mesmo critério de parada utilizado no NSGA-II puro, conforme apresentado na Equação (24). O nível superior utiliza o NSGA-II para determinar a alocação dos dispositivos de proteção, enquanto o nível inferior emprega um Algoritmo Genético Simples (AGS) para realizar, para cada configuração proposta, a otimização dos parâmetros de coordenação da proteção.

Cabe destacar que a abordagem bi-nível emprega dois processos de otimização evolutiva, associados aos diferentes níveis do problema. O nível superior utiliza o NSGA-II para determinar a alocação dos dispositivos de proteção, enquanto o nível inferior realiza, para cada configuração proposta, a otimização dos parâmetros de coordenação da proteção.

A Figura 15 apresenta o fluxo geral do método de otimização bi-nível desenvolvido neste trabalho. O processo inicia-se com a geração da população de configurações de alocação no nível superior. Para cada topologia proposta, são calculados o índice de continuidade de interrupção e o custo de investimento, enquanto o nível inferior é acionado para determinar os ajustes dos dispositivos de proteção e avaliar a coordenação entre os relés. O valor ótimo do tempo global de operação, obtido no nível inferior, é então retornado ao nível superior e incorporado à avaliação multiobjetivo da configuração.

Figura 15 - Fluxograma do algoritmo de otimização bi nível



Fonte: Próprio autor.

3.4.2 Elitismo do bi-nível

No método bi-nível, o mecanismo de elitismo é aplicado no nível superior e segue o princípio de preservação das melhores soluções do NSGA-II. A população atual é combinada com a população de descendentes, formando o conjunto Rt. Antes da classificação, são removidas configurações de alocação duplicadas, preservando-se, entre configurações equivalentes, aquela de melhor desempenho. Em seguida, o conjunto resultante é classificado segundo a dominância de Pareto considerando o CIC, o custo de investimento e o TOP obtido pelo nível inferior. As melhores frentes são incorporadas à geração seguinte e, quando uma frente não pode ser incluída integralmente, a distância de aglomeração é utilizada para selecionar as soluções mais diversificadas. Dessa forma, o método preserva as configurações de melhor desempenho ao longo das gerações, evitando que boas soluções sejam perdidas durante a evolução.

3.4.3 Seleção dos Pais do bi-nível

No nível superior do método bi-nível, os indivíduos destinados à reprodução são selecionados por meio de torneio binário. Em cada seleção, dois indivíduos são escolhidos aleatoriamente da população e comparados inicialmente segundo o *Rank* de dominância, sendo priorizado aquele pertencente à melhor frente de Pareto. Em

caso de empate, a decisão é realizada com base na distância de aglomeração, priorizando-se o indivíduo com maior valor. Caso permaneça o empate, um dos indivíduos é selecionado aleatoriamente. O procedimento é repetido para determinar os dois indivíduos pais utilizados na geração de cada descendente.

$$\text{Pai} = \begin{cases} A, & Rank_A < Rank_B \\ B, & Rank_B < Rank_A \\ A, & Rank_A = Rank_B \wedge CD_A > CD_B \\ B, & Rank_A = Rank_B \wedge CD_B > CD_A \\ \text{Aleatório}(A, B), & Rank_A = Rank_B \wedge CD_A = CD_B \end{cases} \quad (26)$$

A (26) representa o critério de seleção de um indivíduo para reprodução por meio de torneio binário. Dois candidatos A e B, são selecionados aleatoriamente da população e comparados inicialmente segundo o *Rank* de dominância. O indivíduo pertencente à melhor frente de Pareto, isto é, aquele que apresenta menor valor de *Rank*, é selecionado. Quando os dois candidatos pertencem à mesma frente, utiliza-se a distância de aglomeração (*Crowding Distance*) como segundo critério, sendo priorizado o indivíduo localizado em uma região menos povoada do espaço de objetivos. Caso ambos os critérios sejam iguais, a escolha entre os dois candidatos é realizada aleatoriamente. $Rank_A$ e $Rank_B$ representam os níveis de dominância de Pareto dos indivíduos, CD_A CD_B representam as respectivas distâncias de aglomeração (*Crowding Distance*) dos indivíduos A e B, utilizadas como critério de desempate.

3.4.4 Cruzamento e Mutação do bi-nível

Embora ambas as abordagens utilizem operadores evolutivos de cruzamento e mutação no processo de busca, sua aplicação ocorre de forma distinta. No NSGA-II puro, os operadores atuam sobre a configuração de alocação e também sobre os parâmetros de ajuste da proteção. No método bi-nível, os operadores do nível superior são aplicados exclusivamente às variáveis de alocação, enquanto os parâmetros Corrente Pickup, curvas e TMS são determinados pelo processo de otimização do nível inferior. Dessa forma, a estrutura evolutiva é semelhante, porém a distribuição das variáveis entre os níveis é diferente.

A Figura 16 apresenta, de forma sistematizada, o procedimento adotado no método de otimização bi-nível, desde a avaliação da alocação no nível superior até a

otimização da coordenação no nível inferior e a formação da nova população, repetindo-se o processo até o atendimento do critério de parada.

A partir do procedimento apresentado na Figura 17, são definidas as principais relações matemáticas que caracterizam a interação entre os níveis superior e inferior do método bi-nível. No nível superior, o vetor de decisão $\boldsymbol{x}$ representa a configuração de alocação dos dispositivos de proteção. Para cada configuração, o nível inferior é acionado para determinar os parâmetros de coordenação que minimizam o tempo global de operação da proteção. O resultado obtido no nível inferior é então incorporado à avaliação da solução no nível superior, juntamente com o índice de continuidade de interrupção e o custo de investimento. Dessa forma, as expressões apresentadas a seguir complementam o pseudocódigo e formalizam matematicamente o processo de otimização hierárquica empregado.

Figura 16 - Pseudocódigo do método de otimização bi-nível

Pseudocódigo do método de otimização bi-nível

Entrada: Dados da rede, I_{cc} de referência, parâmetros do NSGA-II (nível superior) e do nível inferior.
Saída: Frente de Pareto final (topologias, alocação e ajustes ótimos).

Calcular I_{cc} de referência da rede
Definir parâmetros do NSGA-II (nível superior) e do nível inferior
Gerar população inicial P_0 de topologias (alocação de dispositivos)
$t \leftarrow 0$
enquanto ($t <$ número_max_gerações) e (critério de parada não satisfeito) **faça**
    Avaliar população P_t (nível superior)
    para cada indivíduo $x \in P_t$ **faça**
        Decodificar topologia (alocação de dispositivos)
        Calcular $CIC(x)$
        Calcular custo de investimento $C_{inv}(x)$
        [Nível inferior] $TOP(x) \leftarrow Coordenacao(x)$
    fim para
    Aplicar *Fast Non-Dominated Sorting* em P_t
    Calcular *Crowding Distance* de P_t
    Gerar população de descendentes Q_t
    enquanto $|Q_t| <$ *tamanho_população* **faça**
        Selecionar *pai*_1 por torneio binário (*Rank* e *Crowding Distance*)
        Selecionar *pai*_2 por torneio binário (*Rank* e *Crowding Distance*)
        Aplicar cruzamento (na alocação) $\rightarrow$ gerar descendentes
        Aplicar mutação (na alocação) aos descendentes
        Adicionar descendentes em Q_t
    fim enquanto
    $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$
    Remover topologias duplicadas de R_t (manter a melhor)
    Aplicar *Fast Non-Dominated Sorting* em R_t
    Calcular *Crowding Distance* de R_t
    $P_{t+1} \leftarrow$ Selecionar nova população por elitismo (baseado em *Rank* e *Crowding Distance*)
    $t \leftarrow t + 1$
fim enquanto
Retornar frente de Pareto final (P_f)
Fim

Procedimento ***Coordenacao***(x) ▷ *Nível inferior*

Receber topologia x (alocação de dispositivos)
Inicializar parâmetros de proteção (I_{Pkp}, *TMS*, *TCC*)
Otimizar parâmetros de coordenação (ex.: *AG*, *PSO*, etc.)
Avaliar seletividade e penalidades
Calcular $TOP(x)$
Retornar $TOP(x)$
Fim Procedimento

Fonte: Próprio autor.

$$\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N], \quad x_i \in \{0,1\} \tag{27}$$

$$N_{\text{ch}} = 1 + \sum_{i=1}^{N} x_i \tag{28}$$

$$C_{\text{inv}} = (N_{\text{ch}} - 1)C_{\text{ch}} \tag{29}$$

$$y^*(x) = \arg\min 1_y \, FO(x, y) \tag{30}$$

$$TOP(x) = FO\big(x, y^*(x)\big) \tag{31}$$

$$\min 1_x \, [CIC(x), C_{\text{inv}}(x), TOP(x)]. \tag{32}$$

A Equação (30) representa o problema de otimização do nível inferior. Para uma determinada configuração de alocação fornecida pelo nível superior, o nível inferior procura o conjunto ótimo de parâmetros de proteção $\boldsymbol{y}$, que minimize a função objetivo FO. Assim, representa a configuração de ajustes que proporciona o menor valor da função objetivo para a topologia definida por $\boldsymbol{x}$, respeitando as restrições de coordenação e operação da proteção.

4 CASO DE ESTUDO E ANÁLISE DE RESULTADOS

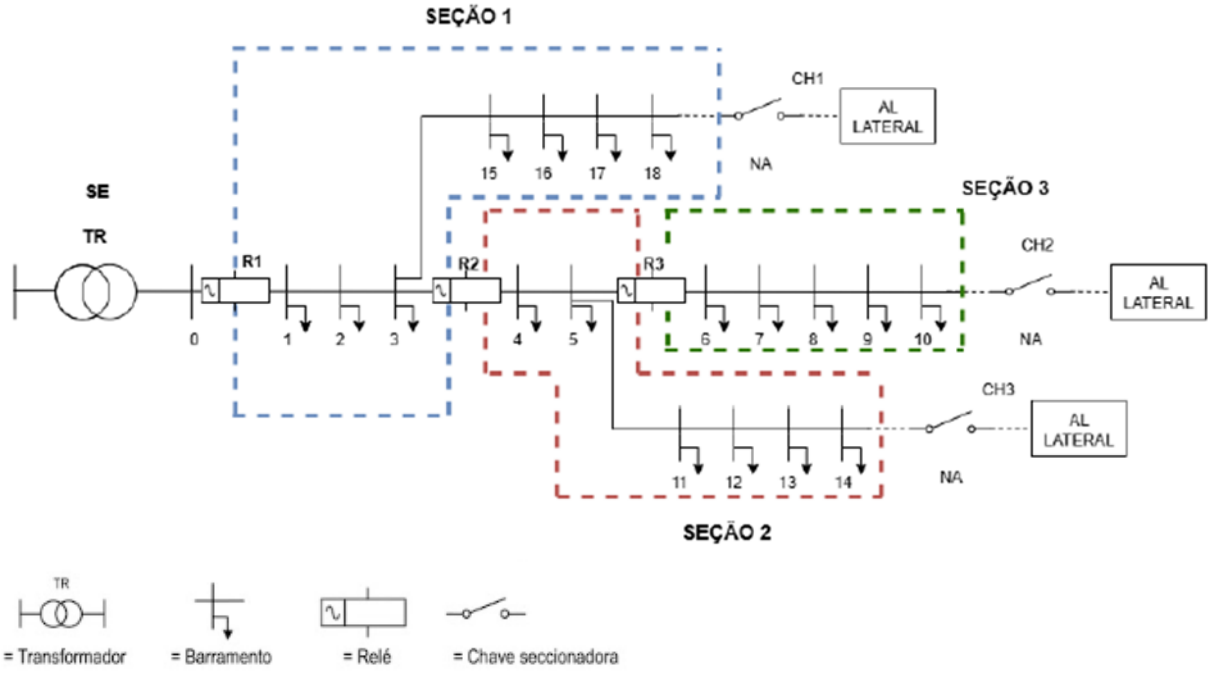
Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação das metodologias de otimização desenvolvidas nos capítulos anteriores. Inicialmente, é apresentada a rede de distribuição utilizada como sistema de estudo, incluindo suas principais características e a configuração considerada para a análise. Em seguida, são apresentados e analisados os resultados obtidos por meio das duas abordagens propostas, o NSGA-II puro e o método de otimização bi-nível. Para cada metodologia, são discutidos os resultados referentes à alocação dos dispositivos de proteção, aos valores das funções objetivo e à qualidade da coordenação obtida. Por fim, é realizada uma análise comparativa entre as duas abordagens, considerando tanto o desempenho das soluções obtidas quanto o esforço computacional associado à execução dos algoritmos.

4.1 SECCIONAMENTO E FORMAÇÃO DE ZONAS DE PROTEÇÃO

Antes da apresentação dos resultados numéricos obtidos para o sistema de 135 barras, é importante estabelecer o princípio físico associado à formação das zonas de proteção consideradas neste estudo. A alocação dos religadores permite segmentar a ramificação principal do alimentador em diferentes trechos, de modo que cada dispositivo contribua para a proteção e o seccionamento de uma determinada região da rede.

Para compreender os resultados de alocação obtidos pelas metodologias propostas, é necessário observar que a instalação dos religadores não está relacionada apenas à proteção contra sobrecorrentes, mas também à divisão do alimentador em zonas de proteção. Assim, diferentes configurações de alocação resultam em diferentes formas de segmentação da rede, influenciando diretamente os indicadores de continuidade e as condições de coordenação da proteção. A Figura 17 apresenta, de forma esquemática, esse princípio, ilustrando a formação de diferentes zonas a partir do posicionamento dos dispositivos de proteção.

Figura 17 - Seccionamento do alimentador e formação de zonas de proteção



Fonte: Próprio autor.

Conforme observado na Figura 18, a rede foi dividida em três seções principais (Seção 1, Seção 2 e Seção 3) através da alocação estratégica dos religadores. O funcionamento deste esquema garante a seletividade e a continuidade do serviço da seguinte forma:

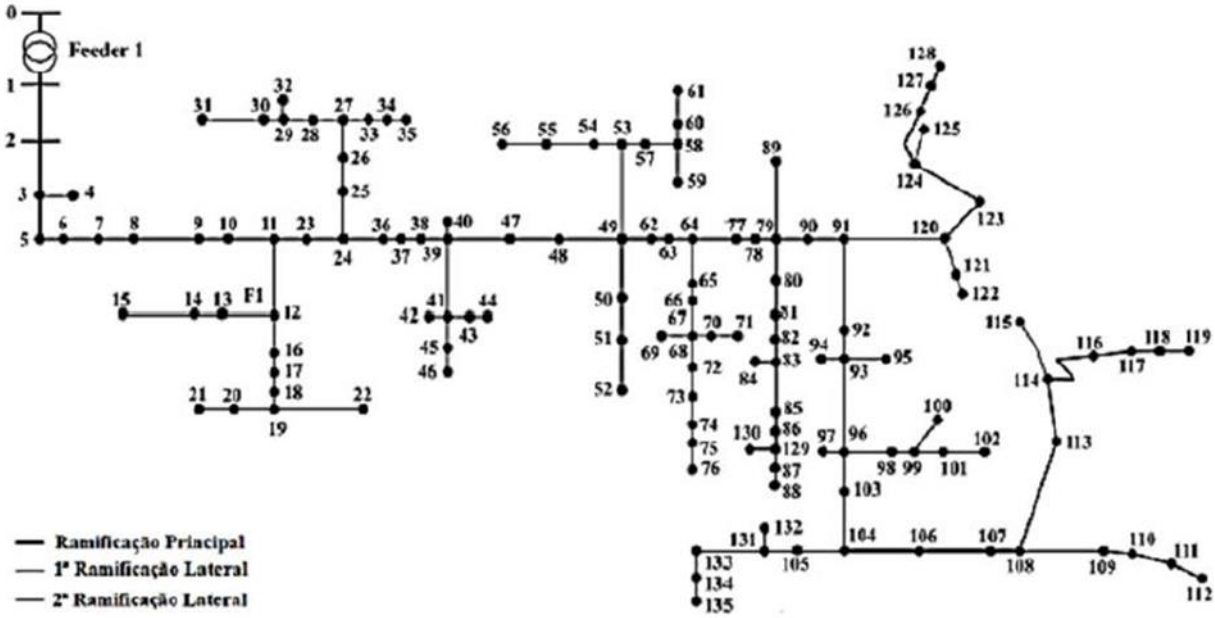
- Isolamento de Faltas: Na ocorrência de um curto-circuito permanente na Seção 2 (região central), o religador R2 identifica a falha e opera a sua abertura.
- Preservação de Cargas a Montante: Simultaneamente, o religador R1 permanece fechado. Isso assegura que todos os consumidores conectados na Seção 1 (entre a Subestação e R1) continuem a receber energia sem interrupção, blindando-os contra o defeito ocorrido a jusante.

4.2 CARACTERIZAÇÃO DO SISTEMA TESTE

Para validar os métodos e modelos matemáticos propostos neste trabalho, emprega-se o Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) real de 135 barras, ilustrado na Figura 18. Trata-se de uma rede de distribuição aérea, trifásica e desequilibrada, que opera sob uma tensão nominal de 13,8 kV e é alimentada por um transformador de subestação com conexão triângulo-estrela aterrada (Reiz, 2023). O conjunto completo de parâmetros e dados dessa topologia encontra-se disponibilizado

no portal do Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica – LaPSEE (Unesp-Feis-DEE-LaPSEE, 2023).

Figura 18 - Diagrama unifilar do sistema de distribuição de 135 barras



Fonte: Adaptado (Unesp-Feis-DEE-LaPSEE, 2023).

Conforme pode ser observado na Figura 18, o sistema teste de 135 barras apresenta uma topologia radial complexa, característica dos alimentadores de distribuição reais. A rede tem origem na Subestação (Nó 1), de onde parte um tronco principal robusto que se bifurca em múltiplas ramificações laterais de diferentes extensões. Esta estrutura, frequentemente denominada "espinha de peixe", é crítica para o estudo de confiabilidade, uma vez que uma falha no tronco principal, sem a devida proteção, resultaria na desconexão de todas as cargas a jusante.

O sistema de distribuição utilizado como estudo de caso é caracterizado pelos parâmetros apresentados na Tabela 6. O sistema possui nível de tensão nominal de 13,8 kV e é constituído por 135 barras, apresentando uma configuração radial com sete chaves de manobra normalmente abertas. Além das características elétricas da rede, são considerados os parâmetros associados à taxa média de falhas e aos custos de interrupção para diferentes classes de consumidores, utilizados na avaliação do desempenho das soluções obtidas.

Tabela 6- Parâmetros Operativos e Econômicos do Teste de 135 Barras

Parâmetro	Valor / Descrição
Nível de Tensão Nominal	13,8 kV
Número de Nós (Barras)	135
Carga Ativa Total	6,60 MW
Carga Reativa Total	2,81 Mvar
Topologia da Rede	Radial (com 7 chaves de manobra NA)
Taxa de Falha Média	0,025 falhas/km·ano
Custo de Interrupção (Residencial)	0,55 u.m. (Chav.) / 7,0 u.m. (Reparo)
Custo de Interrupção (Comercial)	40,0 u.m. (Chav.) / 7200,0 u.m. (Reparo)
Custo de Interrupção (Industrial)	5,0 u.m. (Chav.) / 30,0 u.m. (Reparo)

Fonte: Próprio autor.

A análise dos dados apresentados na Tabela 6 revela características críticas que influenciam diretamente o comportamento da otimização. Primeiramente, observa-se que o sistema opera com uma densidade de carga considerável, o que, associado à topologia radial, torna a gestão da continuidade de energia um desafio prioritário.

A implementação computacional do modelo matemático foi realizada na linguagem C#, cuja escolha baseia-se no seu alto desempenho computacional, similar ao das linguagens C/C++. Para garantir a execução eficiente das simulações, utilizou-se uma máquina com processador Intel® Core™ i7-5600U (2,60 GHz, 2 núcleos, 4 processadores lógicos) e 8 GB de memória RAM.

4.3 PARAMETRIZAÇÃO DO ALGORITMO NSGA-II

A eficiência de algoritmos evolucionários, como o NSGA-II, é sensível à escolha dos seus parâmetros de controle. Uma configuração inadequada pode levar à convergência prematura (estagnação em ótimos locais) ou a um esforço computacional excessivo sem ganho significativo na qualidade da solução.

Foram realizados testes preliminares de sensibilidade para definir os operadores genéticos mais adequados. A configuração final adotada para o motor de otimização, que garantiu a melhor estabilidade na formação da Fronteira de Pareto, encontra-se detalhada na Tabela 7.

Tabela 7- Parâmetros de Configuração do NSGA-II

Parâmetro	Valor Configurado	Justificativa / Função
Taxa de Cruzamento (Pc)	0,30 (30%)	Introduz alterações na configuração de alocação e favorece a exploração do espaço de busca.
Taxa de Mutação (Pm)	0,30 (30%)	Valor ajustado para reintroduzir diversidade e evitar mínimos locais.
Método de Seleção	Torneio	Seleciona os melhores pais comparando Rank e Crowding Distance.
Tipo de Cruzamento	Ponto Único	Preserva a topologia de trechos adjacentes da rede.
Tipo de Mutação	Bit-Flip	Inversão do estado da chave (Aberta <-> Fechada).
Restrição de Busca	Caminho Crítico	O algoritmo limita a alocação apenas aos ramos do tronco principal.

Fonte: Próprio autor.

Vale ressaltar que, para todos os dados apresentados na Tabela 7, as propriedades técnicas da coordenação assumem uma taxa de 30%.

4.4 ESTRATÉGIA DE TOMADA DE DECISÃO

Após a obtenção das soluções não dominadas por meio das abordagens de otimização propostas, torna-se necessário estabelecer um critério de tomada de decisão para selecionar uma solução representativa da frente de Pareto. Essa etapa é necessária devido ao caráter multiobjetivo do problema, no qual a melhoria de uma função objetivo pode implicar a redução do desempenho de outra. Dessa forma, não existe, em geral, uma única solução simultaneamente ótima para todos os objetivos considerados.

Neste trabalho, a seleção da solução de compromisso é realizada a partir da normalização dos valores de CIC, custo de investimento e TOP, permitindo compará-los em uma escala comum. Em seguida, são aplicados pesos que representam a importância relativa atribuída a cada objetivo, sendo selecionada a solução que apresenta o menor valor da medida de compromisso. Para a análise dos resultados, são considerados tanto pesos unitários para os três objetivos quanto uma configuração ponderada que atribui maior importância ao CIC.

$$f_i^{norm} = \frac{f_i - f_i^{min}}{f_i^{max} - f_i^{min}} \tag{33}$$

Em que f_i representa o valor do i-ésimo objetivo da solução avaliada, enquanto f_i^{min} e f_i^{max} correspondem, respectivamente, aos valores mínimo e máximo desse objetivo na frente de Pareto considerada.

$$S = \sqrt{w_{CIC}(CIC^{norm})^2 + w_{Custo}(C_{inv}^{norm})^2 + w_{TOP}(TOP^{norm})^2} \tag{34}$$

A Equação (34) define a medida de compromisso utilizada para comparar as soluções pertencentes à frente de Pareto. Como os objetivos são de minimização, quanto menor o valor de S, melhor o compromisso entre os três critérios. Dessa forma, a solução de compromisso é obtida selecionando-se, entre as soluções factíveis da frente de Pareto, aquela que apresenta o menor valor da medida S.

$$x^* = \arg\min 1_{x \in \mathcal{P}}\, S(x) \tag{35}$$

A Equação (35) estabelece o critério de seleção da solução de compromisso entre as alternativas pertencentes à frente de Pareto factível. A variável $\boldsymbol{x}^*$ representa a solução selecionada, enquanto $\mathcal{P}$ corresponde ao conjunto de soluções factíveis da frente de Pareto. A função $S(\boldsymbol{x})$, definida na Equação (34), depende dos pesos atribuídos a cada objetivo. Neste trabalho, a tomada de decisão é avaliada sob dois cenários distintos de ponderação, conforme definem as Equações (36) e (37).

$$(w_{CIC}, w_{Custo}, w_{TOP}) = (1{,}1{,}1) \tag{36}$$

$$(w_{CIC}, w_{Custo}, w_{TOP}) = (0{,}80, 0{,}05, 0{,}15) \tag{37}$$

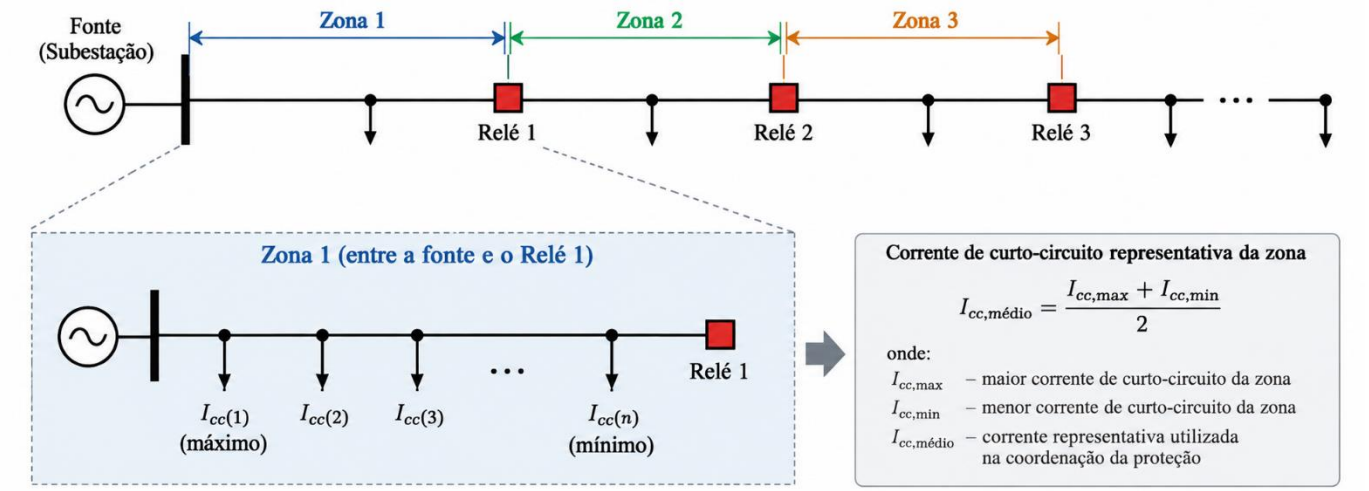
Para cada zona de proteção, a corrente de curto-circuito representativa é obtida a partir da média aritmética entre a corrente máxima (calculada no início da zona, ponto mais próximo ao relé) e a corrente mínima (calculada na extremidade mais distante da respetiva zona). Essa abordagem permite representar, por meio de um único valor, as diferentes condições de curto-circuito existentes ao longo do trecho protegido, sendo esse valor utilizado posteriormente no processo de coordenação da proteção, como na (38).

$$I_{cc,\text{médio}} = \frac{I_{cc,max} + I_{cc,min}}{2} \tag{38}$$

Onde $I_{cc,max}$ representa a maior corrente de curto-circuito da zona, $I_{cc,min}$ corresponde à menor corrente de curto-circuito da zona e $I_{cc,\text{médio}}$é a corrente representativa utilizada no processo de coordenação.

A Figura 19 ilustra o procedimento empregado para determinar a corrente de curto-circuito representativa de cada zona de proteção. A partir dos valores mínimo e máximo de corrente de curto-circuito obtidos ao longo do trecho, calcula-se a média aritmética, conforme apresentado na Equação (38). Esse valor é posteriormente utilizado como referência para a avaliação das condições de atuação e coordenação dos dispositivos de proteção no nível inferior.

Figura 19 - Cálculo da corrente de curto-circuito representativa



Fonte: Próprio autor.

4.5 RESULTADOS DO NSGA-II PURO

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação do algoritmo NSGA-II puro ao sistema de teste descrito anteriormente. Inicialmente, é apresentada a frente de Pareto obtida ao longo do processo de otimização, considerando simultaneamente os objetivos de índice de continuidade de interrupção (CIC), tempo global de operação da proteção (TOP) e custo de investimento. Em seguida, são analisadas as principais configurações de alocação encontradas, juntamente com os respectivos parâmetros de proteção e condições de coordenação. Por fim, são

apresentadas as soluções de compromisso determinadas pelos critérios de tomada de decisão definidos na seção anterior.

Para avaliar o comportamento e a robustez do NSGA-II puro, foram considerados quatro cenários experimentais, definidos a partir da combinação entre o tamanho da população e o número máximo de gerações. Para cada configuração foram realizadas 30 execuções independentes. A utilização de múltiplas execuções permite analisar não apenas os melhores resultados obtidos, mas também a variabilidade e a consistência do algoritmo diante da natureza estocástica dos operadores evolutivos.

Os diferentes cenários utilizados neste estudo, definidos a partir das combinações entre o tamanho da população e o número máximo de gerações, são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8- Cenários para estudo do NSGA-II puro

Cenário	População	Gerações
C1	150	320
C2	300	320
C3	600	320
C4	600	600

Fonte: Próprio autor.

4.5.1 Cenário 1 para estudo NSGA II puro

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos para o Cenário 1 do NSGA-II puro, configurado com uma população de 150 indivíduos e 320 gerações. Foram realizadas 30 execuções independentes, de modo a avaliar o comportamento do algoritmo sob diferentes condições estocásticas e caracterizar a variabilidade dos resultados obtidos. Inicialmente, são apresentados os resultados referentes à estratégia de tomada de decisão com pesos iguais para os três objetivos, conforme os indicadores estatísticos apresentados na Tabela 9.

Tabela 9- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 para pesos iguais

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
CIC	57.362,51	62.808,20	7.882,46	42.566,68	65.266,48
TOP	0,4183	0,2768	0,3622	0,1023	1,2655
Investimento	6.666,67	5.000,00	2.402,81	5.000,00	10.000,00
Score	0,2596	0,2452	0,0399	0,2053	0,3433

Fonte: Próprio autor.

Em seguida, são apresentados os resultados estatísticos obtidos considerando a aplicação de pesos diferenciados aos objetivos de otimização. Neste caso, atribui-se maior importância ao índice de continuidade de interrupção (CIC), enquanto o custo de investimento e o tempo global de operação (TOP) recebem ponderações menores. A Tabela 10 apresenta os principais indicadores estatísticos obtidos nas 30 execuções do Cenário 1.

Tabela 10- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 considerando pesos ponderados

Indicador	**Média**	**Mediana**	**Desvio padrão**	**Mínimo**	**Máximo**
CIC (US$)	45.844,07	45.736,62	4.013,38	37.531,68	50.951,48
TOP(S)	1,0366	0,9611	0,4452	0,4467	1,8219
Invest. (US$)	10.166,67	10.000,00	1.873,80	10.000,00	15.000,00
Score	0,2118	0,2131	0,0689	0,1027	0,3642

Fonte: Próprio autor

Além da qualidade das soluções obtidas, é necessário avaliar o esforço computacional associado ao processo de otimização. Dessa forma, foram analisados o tempo de execução e o número de soluções pertencentes à frente de Pareto nas 30 execuções do Cenário 1. A Tabela 11 apresenta os indicadores estatísticos relacionados ao comportamento computacional do NSGA-II puro.

Tabela 11- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1

Indicador	**Média**	**Mediana**	**Desvio padrão**	**Mínimo**	**Máximo**
Tempo computacional (min)	0,3633	0,3500	0,0597	0,3000	0,6300
Soluções de Pareto	13,27	12,00	2,52	9,00	19,00

Fonte: Próprio autor.

As Tabelas 12 e 13 apresentam os ajustes dos dispositivos de proteção associados às soluções representativas do Cenário 1 para os dois critérios de ponderação considerados. Observa-se que a utilização de pesos iguais resulta em uma configuração com um único religador de campo, enquanto a priorização do CIC conduz a uma configuração com dois religadores. Essa diferença evidencia a influência da estratégia de tomada de decisão sobre a alocação dos dispositivos e, consequentemente, sobre os parâmetros de coordenação da proteção.

Tabela 12- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 1 com pesos iguais

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.502,58	435,42	0,447	EI	0,0616	0,4672	0,1266
R1	062	3.835,80	180,84	0,228	EI	0,0406	0,3406	0,0000

Fonte: Próprio autor.

Tabela 13- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 2 com pesos ponderados

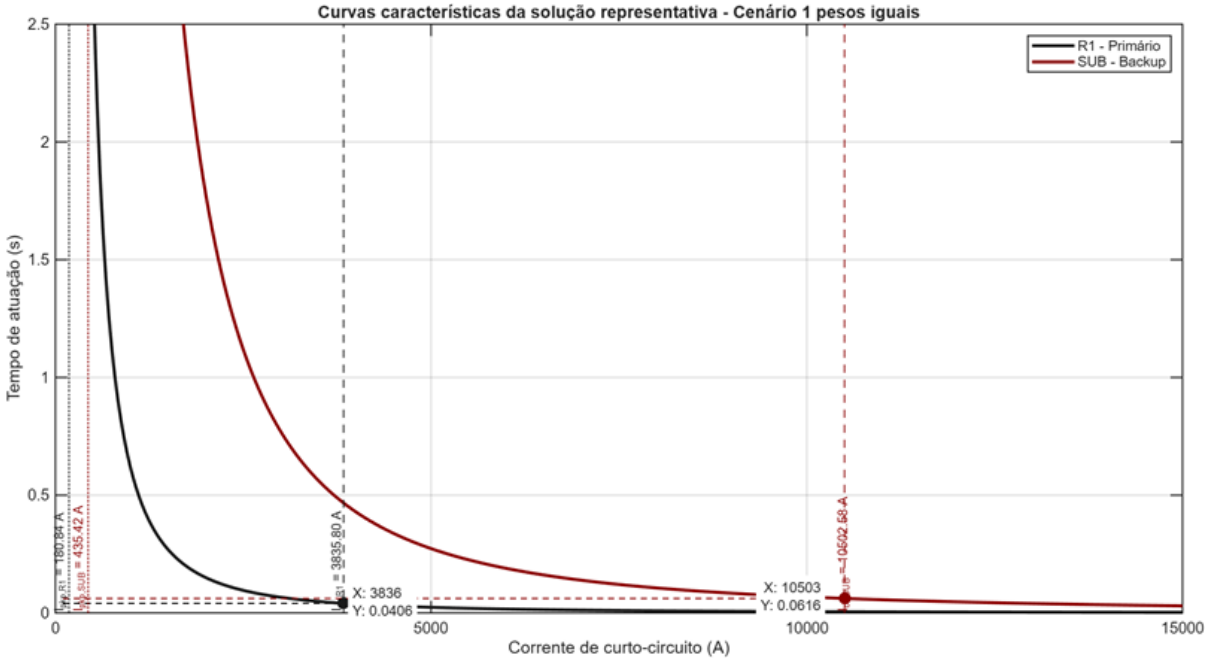
OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.975,52	422,06	0,680	VI	0,3674	0,7585	0,1021
R1	036	5.534,02	253,34	0,936	STI	0,3564	0,4258	0,0365
R2	091	3.432,47	123,34	0,864	EI	0,0893	0,3893	0,0000

Fonte: Próprio autor.

Com o objetivo de complementar a análise dos ajustes apresentados nas Tabelas 12 e 13, são apresentados os respectivos coordenogramas das soluções representativas do Cenário 1. As Figuras 20 e 21 permitem visualizar as características tempo-corrente dos dispositivos de proteção e a relação de coordenação entre os dispositivos primários e de backup para as duas estratégias de ponderação consideradas.

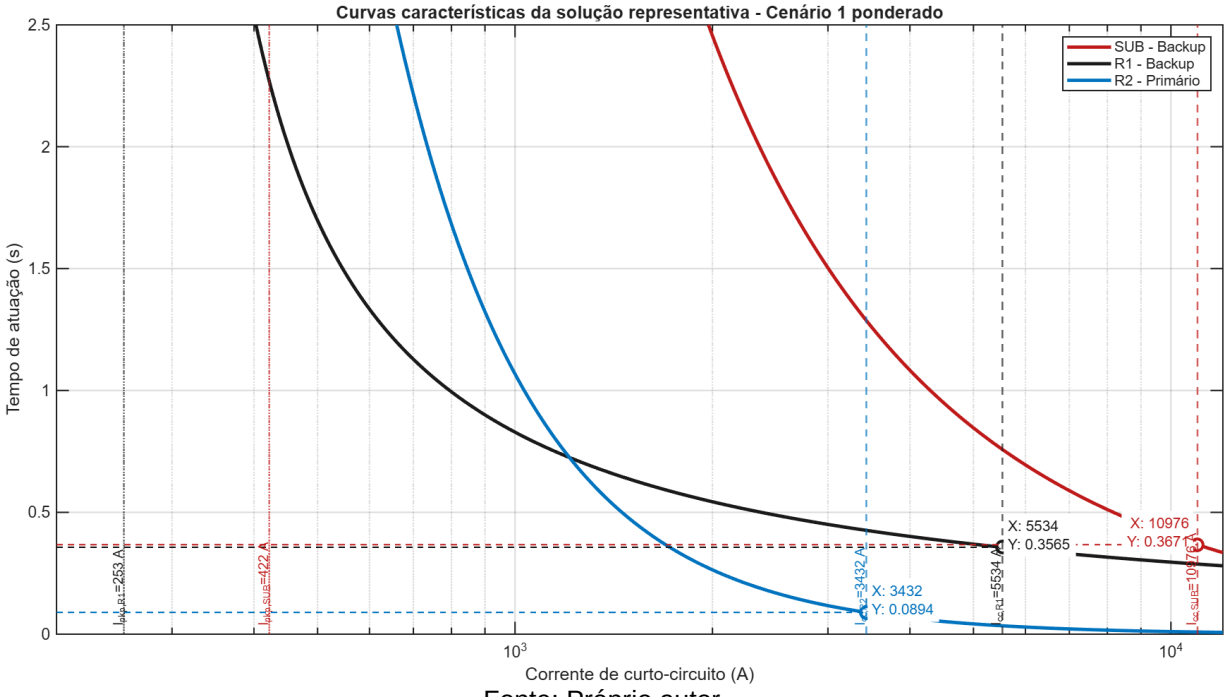
A Figura 20 apresenta o coordenograma correspondente à solução representativa do Cenário 1 obtida com a atribuição de pesos iguais aos objetivos de otimização. Nessa configuração, o sistema possui um único religador de campo, localizado no ramo 62, de modo que a proteção da subestação atua como dispositivo de backup do relé instalado nesse religador. A Figura 21 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 1 obtida com a aplicação de pesos diferenciados aos objetivos, priorizando o CIC. Nessa configuração, são utilizados dois religadores de campo, localizados nos ramos 35 e 91, formando uma sequência de coordenação entre a proteção da subestação e os dois dispositivos instalados na rede.

Figura 20 - Coordenograma da solução do Cenário 1 considerando pesos iguais



Fonte: Próprio autor.

Figura 21 - Coordenograma da solução do Cenário 1 para pesos ponderados

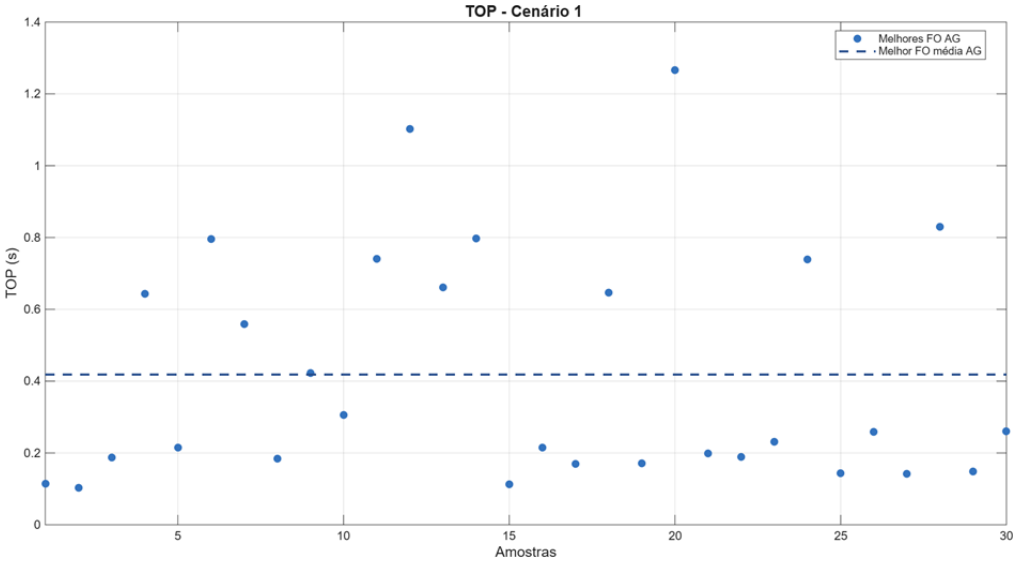


Fonte: Próprio autor.

Como complemento à análise estatística apresentada anteriormente, as Figuras 22 e 23 apresentam a distribuição dos resultados obtidos nas 30 execuções do Cenário 1. A representação por meio de gráficos de dispersão permite visualizar a variabilidade dos resultados entre as diferentes execuções do NSGA-II puro, bem

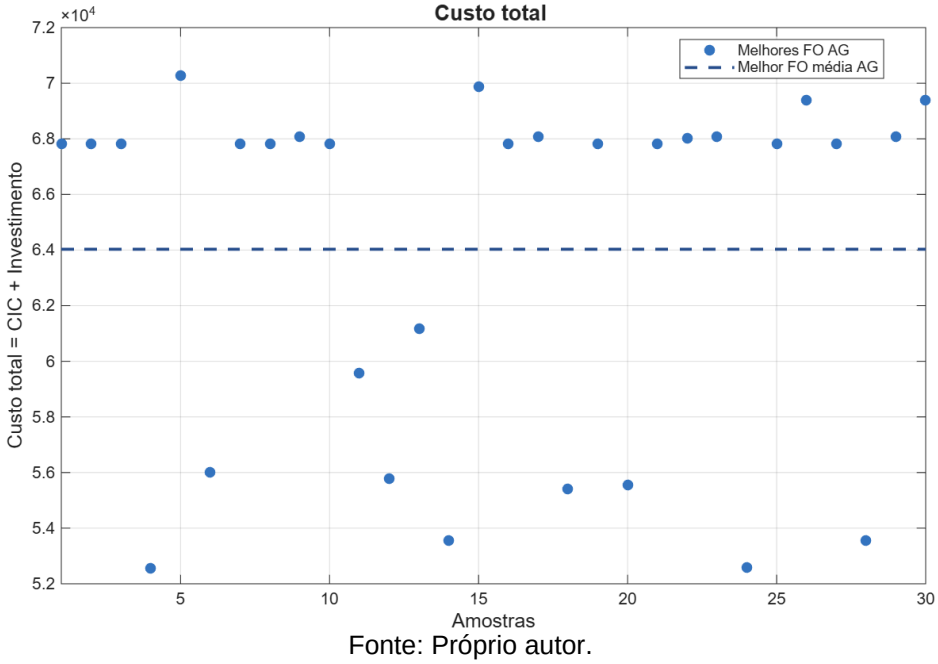
como sua relação com o valor médio obtido. Dessa forma, busca-se avaliar de forma visual a consistência do algoritmo considerando o TOP e o custo total, calculado pela soma do CIC com o investimento em dispositivos de proteção.

Figura 22 - Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 1



Fonte: Próprio autor.

Figura 23 - Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 1



Fonte: Próprio autor.

4.5.2 Cenário 2 para estudo NSGA II puro

Para o Cenário 2, foram analisadas 30 execuções independentes do NSGA-II puro, considerando a configuração definida para este cenário. Inicialmente, os resultados das soluções de compromisso obtidas com pesos iguais para os objetivos são apresentados na Tabela 14, utilizando como medidas estatísticas a média, a mediana, o desvio padrão, o mínimo e o máximo dos principais indicadores de desempenho.

Tabela 14- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 considerando pesos iguais

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
CIC	54.722,88	62.808,20	9.095,54	42.566,68	63.067,34
TOP	0,4818	0,3930	0,3680	0,0670	1,2799
Investimento	7.333,33	5.000,00	2.537,08	5.000,00	10.000,00
Score	0,2477	0,2349	0,0496	0,1802	0,3728

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 15 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções do Cenário 2 considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. Observa-se uma variação nos valores de CIC, TOP e investimento entre as diferentes execuções, enquanto o Score apresenta menor dispersão relativa. Essa variação está associada ao caráter estocástico do processo de otimização, no qual diferentes execuções podem produzir soluções de compromisso distintas, mesmo sob as mesmas condições experimentais.

Tabela 15- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 considerando pesos ponderados

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
CIC	43.952,48	43.453,18	2.028,07	36.690,35	46.481,99
TOP	0,9548	0,8391	0,3412	0,4809	1,9816
Investimento	10.166,67	10.000,00	912,87	10.000,00	15.000,00
Score	0,1752	0,1590	0,0423	0,1150	0,2686

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 16 apresenta o desempenho computacional das 30 execuções do NSGA-II puro no Cenário 2. O tempo médio de execução foi de 0,784 minutos, com mediana de 0,740 minutos, indicando um comportamento computacional relativamente estável entre as execuções. Em relação à quantidade de soluções de Pareto, foi observada uma média de 15 soluções por execução, com valores variando entre 8 e 22. Essa variação indica que, embora o custo computacional permaneça

relativamente próximo entre as execuções, a quantidade de soluções não dominadas obtidas pode variar em função da natureza estocástica do algoritmo.

Tabela 16- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 2

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	0,784	0,740	0,166	0,660	1,570
Soluções de Pareto	15,0	15,0	3,280	8	22

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 17 apresenta os ajustes dos dispositivos de proteção associados à solução representativa do Cenário 2 considerando pesos iguais. A configuração selecionada utiliza um único religador de campo, instalado no ramo 61, tendo a proteção da subestação como dispositivo de retaguarda.

Tabela 17- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 2 com pesos iguais

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.513,81	433,19	0,571	VI	0,3315	0,9788	0,6453
R1	062	3.847,03	215,57	0,082	STI	0,0336	0,3336	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 18 apresenta os ajustes dos dispositivos de proteção associados à solução representativa do Cenário 2 considerando pesos ponderados. Nessa configuração, são utilizados dois religadores de campo, instalados nos ramos 37 e 91, estabelecendo uma sequência de coordenação entre a proteção da subestação e os dois dispositivos de campo.

Tabela 18- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 2 com pesos ponderados

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.857,08	437,06	0,622	VI	0,3523	0,7373	0,1318
R1	037	5.415,58	257,24	0,792	STI	0,3055	0,3626	0,0021
R2	091	3.432,47	98,38	0,152	VI	0,0605	0,3605	0,0000

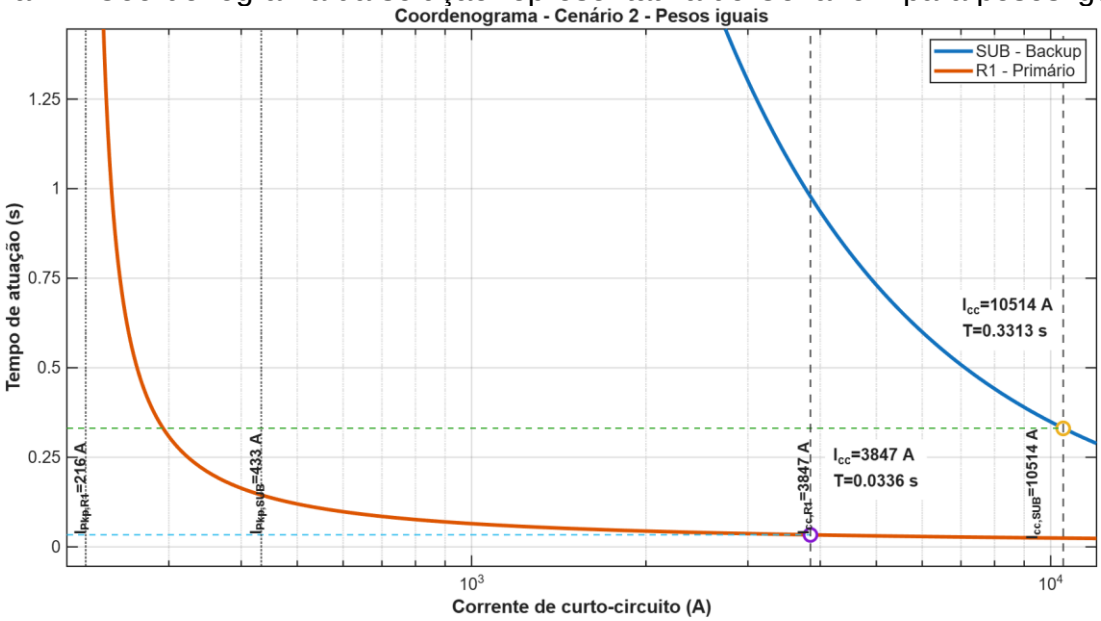
Fonte: Próprio autor.

A Figura 24 apresenta o coordenograma correspondente à solução representativa do Cenário 2 considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. A configuração selecionada utiliza um único religador de campo, instalado no ramo 61, estabelecendo uma relação de coordenação entre a proteção da subestação,

responsável pela retaguarda, e o religador R1, responsável pela atuação primária. As curvas características tempos-correntes permitem visualizar os ajustes de corrente de pickup, TMS e tipo de curva adotados para os dois dispositivos, bem como seus respectivos pontos de operação associados às correntes de curto-circuito consideradas. Dessa forma, o coordenograma complementa os ajustes apresentados na Tabela 18 e permite observar graficamente o comportamento da proteção para a solução representativa.

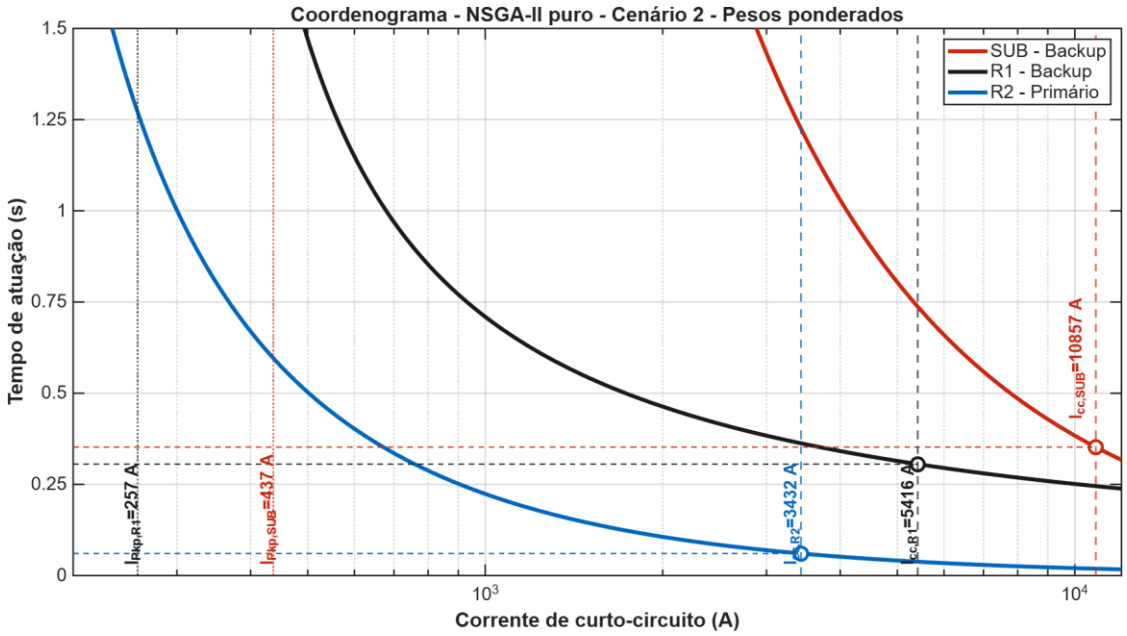
A Figura 25 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 2 considerando os pesos ponderados, com maior importância atribuída ao CIC. Nessa configuração, são utilizados dois religadores de campo, localizados nos ramos 37 e 91, formando uma sequência hierárquica de proteção na qual o dispositivo instalado no ramo 91 atua como proteção primária, o dispositivo do ramo 37 como retaguarda e a proteção da subestação como retaguarda final. As curvas tempo-corrente permitem visualizar os ajustes de corrente de pickup, TMS e características de atuação dos três dispositivos, além dos respectivos pontos associados às correntes de curto-circuito de referência. O coordenograma complementa, dessa forma, os ajustes apresentados na Tabela 19 e evidencia a maior segmentação da proteção resultante da ponderação dos objetivos.

Figura 24- Coordenograma da solução representativa do Cenário 2 para pesos iguais.



Fonte: Próprio autor.

Figura 25- Coordenograma da solução representativa do Cenário 2 para pesos ponderados

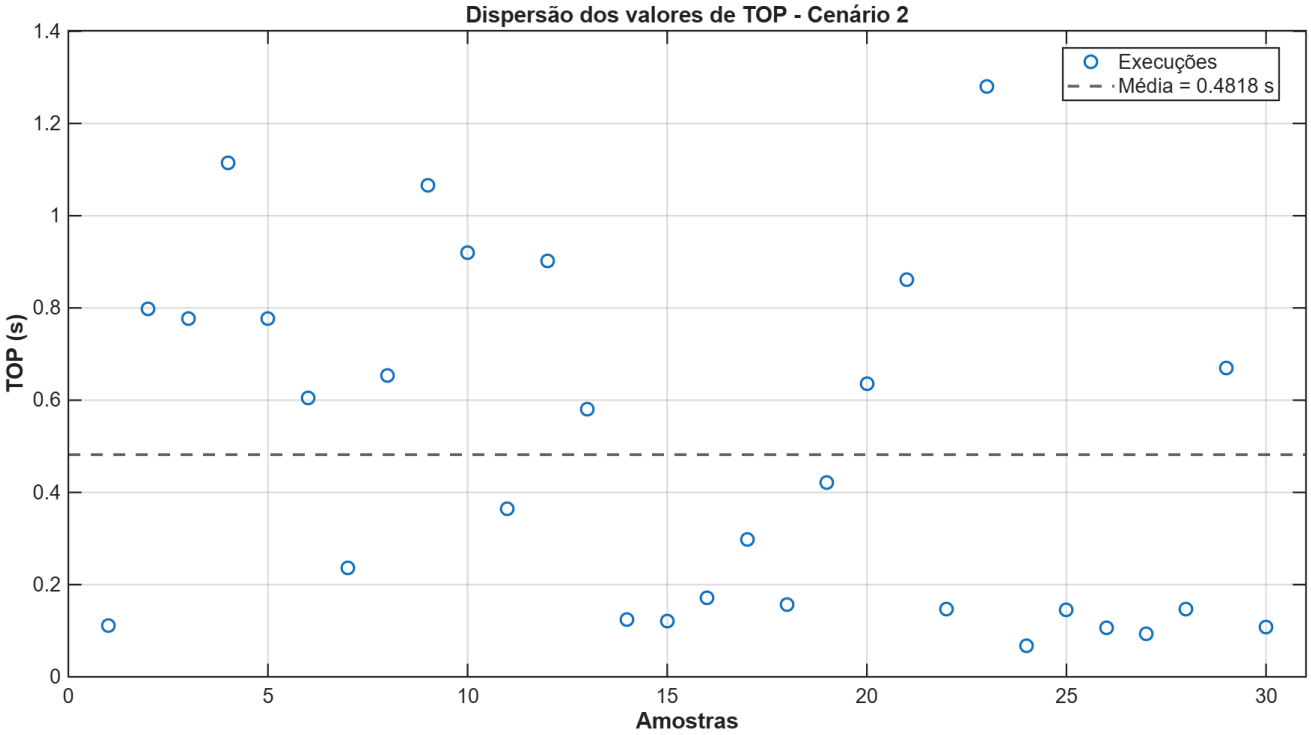


Fonte: Próprio autor.

A Figura 26 apresenta a dispersão dos valores de TOP obtidos nas 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 2, considerando a solução de compromisso com pesos iguais. Cada ponto representa uma execução do algoritmo, enquanto a linha tracejada indica o valor médio de TOP, igual a 0,4818 s. Observa-se uma dispersão significativa dos resultados, com valores inferiores e superiores à média, evidenciando a variabilidade produzida pelo caráter estocástico do algoritmo. De modo geral, a distribuição dos pontos permite avaliar a consistência das soluções obtidas em relação ao tempo de operação da proteção ao longo das diferentes execuções.

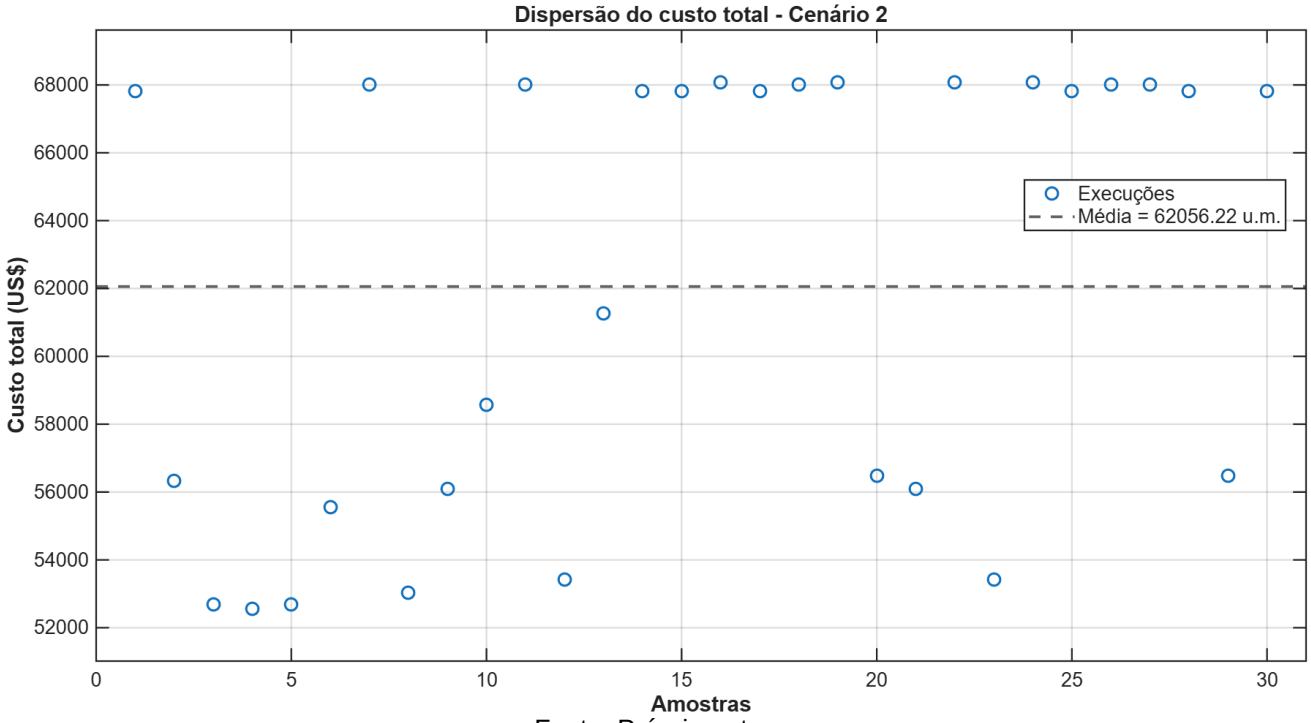
A Figura 27 apresenta a dispersão do custo total associado às 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 2, considerando as soluções de compromisso com pesos iguais. O custo total foi calculado pela soma do CIC e do investimento associado à alocação dos dispositivos de proteção. A linha tracejada representa o valor médio de 62.056,22 US$. Observa-se uma dispersão dos custos entre as diferentes execuções, evidenciando que o caráter estocástico do algoritmo conduz à obtenção de diferentes configurações de proteção e, consequentemente, de diferentes custos totais.

Figura 26- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 2



Fonte: Próprio autor.

Figura 27- Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 2



Fonte: Próprio autor.

4.5.3 Cenario 3 para para estudo NSGA II puro

Dando continuidade à avaliação do NSGA-II puro, esta seção apresenta os resultados obtidos para o Cenário III. Para esta configuração, foram realizadas 30 execuções independentes, mantendo-se os mesmos critérios de avaliação adotados nos cenários anteriores. A análise contempla inicialmente os resultados estatísticos obtidos para as soluções de compromisso com pesos iguais e pesos ponderados, seguida da avaliação do desempenho computacional do algoritmo. Posteriormente, são analisadas as configurações de proteção das soluções representativas e suas respectivas curvas de coordenação, complementadas pelos gráficos de dispersão dos principais indicadores. Dessa forma, busca-se verificar o comportamento do algoritmo diante da configuração específica considerada no Cenário III e identificar eventuais variações em relação aos cenários anteriormente analisados.

A Tabela 19 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 3, considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. Observa-se uma variação significativa entre as execuções, principalmente nos valores de CIC e TOP, refletindo a natureza estocástica do algoritmo. O CIC apresentou valor médio de 54.331,21 US$, enquanto o TOP médio foi de 0,4056 s. Em relação ao investimento, foram observados valores de 5.000 e 10.000 US$., resultando em uma média de 7.333,33 US$. O Score apresentou média de 0,2375 e menor dispersão relativa quando comparado aos demais indicadores, indicando maior estabilidade da medida de compromisso entre as diferentes execuções.

Tabela 19- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 considerando pesos iguais

Indicador	**Média**	**Mediana**	**Desvio padrão**	**Mínimo**	**Máximo**
CIC (US$)	54.331,21	62.808,20	9.319,55	42.686,91	63.067,34
TOP (S)	0,4056	0,2284	0,3024	0,0852	0,9657
Invest. (US$)	7.333,33	5.000,00	2.537,08	5.000,00	10.000,00
Score	0,2375	0,2263	0,0304	0,2113	0,3520

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 20 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 3, considerando os pesos ponderados de 0,80 para o CIC, 0,05 para o investimento e 0,15 para o TOP. Observa-se que o CIC apresentou média de 43.777,79, com desvio padrão de 1.699,19, enquanto o TOP

apresentou média de 0,8075 s e desvio padrão de 0,2039 s. Em todas as execuções, o investimento associado à solução de compromisso foi de 10.000,00 u.m., resultando em ausência de dispersão desse indicador. O Score apresentou média de 0,1663 e desvio padrão de 0,0342, indicando uma dispersão relativamente menor em comparação aos indicadores CIC e TOP. Esses resultados evidenciam que a ponderação adotada favorece soluções com menores valores de CIC, ainda que associadas a um investimento uniforme entre as diferentes execuções.

Tabela 20- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 considerando pesos ponderados

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
CIC (US$)	43.777,79	43.040,89	1.699,19	42.128,57	49.885,37
TOP (S)	0,8075	0,7443	0,2039	0,5428	1,3784
Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
Score	0,1663	0,1639	0,0342	0,1097	0,2555

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 21 apresenta o desempenho computacional das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 3. O tempo de execução apresentou média de 1,9655 minutos, mediana de 1,9600 minutos e desvio padrão de 0,1518 minutos, com valores variando entre 1,71 e 2,33 minutos. Em relação à quantidade de soluções de Pareto, obteve-se uma média de 17,60 soluções por execução, com mediana de 16 e desvio padrão de 3,91, variando entre 12 e 26 soluções.

Tabela 21- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 3

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	1,9655	1,9600	0,1518	1,7100	2,3300
Soluções de Pareto	17,60	16,00	3,91	12	26

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 22 apresenta os ajustes de proteção da solução representativa do Cenário 3 considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. A configuração selecionada utiliza o ramo 62 como único religador de campo, estabelecendo uma estrutura de coordenação composta pelo relé da subestação, responsável pela proteção de retaguarda, e pelo relé R1, responsável pela proteção primária.

Os ajustes resultam em um tempo de atuação primária de 0,0881 s para o R1 e em um tempo de atuação de retaguarda de 0,7561 s para a subestação, evidenciando a hierarquia temporal entre os dispositivos de proteção.

Tabela 22- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 3 com pesos iguais

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.502,58	379,43	0,956	EI	0,1000	0,7561	0,3679
R1	062	3.835,80	214,35	0,110	VI	0,0881	0,3881	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 23 apresenta os ajustes de proteção da solução representativa do Cenário 3 considerando os pesos ponderados de 0,80 para o CIC, 0,05 para o investimento e 0,15 para o TOP. A solução selecionada utiliza os ramos 38 e 76, formando uma estrutura de coordenação com três níveis de proteção: SUB, R1 e R2. Nessa configuração, o relé da subestação atua como retaguarda do R1, enquanto o R1 atua como retaguarda do R2, que constitui o dispositivo de proteção primária do trecho mais a jusante.

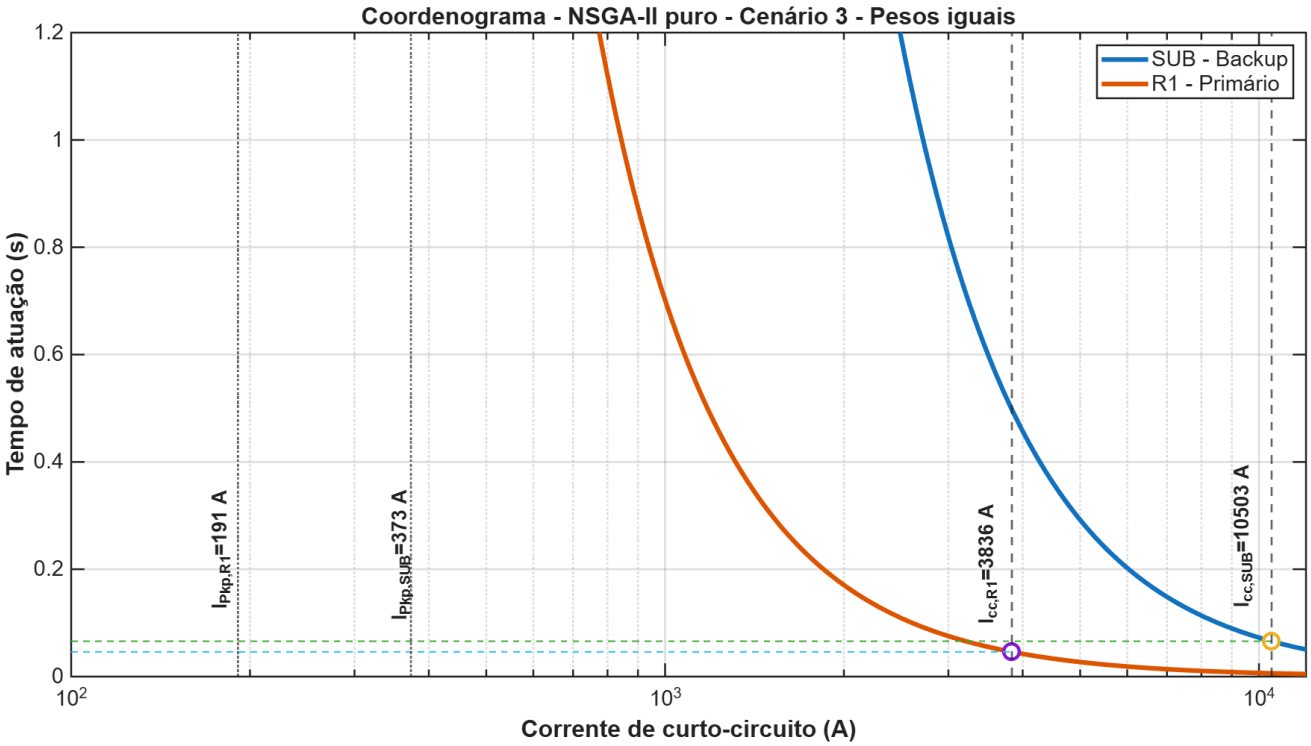
Tabela 23- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 3 com pesos ponderados

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.842,87	386,92	0,768	VI	0,3835	0,7543	0,1554
R1	038	5.703,35	290,63	0,756	STI	0,2989	0,3515	0,0098
R2	076	3.734,45	157,17	0,293	EI	0,0416	0,3416	0,0000

Fonte: Próprio autor

A Figura 28 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 3 considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. A configuração selecionada utiliza o ramo 62 como dispositivo de proteção de campo, estabelecendo uma relação de coordenação entre o relé da subestação, atuando como retaguarda, e o relé R1, responsável pela proteção primária. As curvas tempo-corrente permitem visualizar os ajustes de corrente de pickup, TMS e característica de atuação adotados para os dois dispositivos, bem como seus respectivos pontos associados às correntes de curto-circuito de referência. Observa-se que o relé R1 apresenta atuação mais rápida para a corrente de falta em sua região protegida, enquanto o relé da subestação permanece como proteção de retaguarda. Dessa forma, o coordenograma complementa os ajustes apresentados na tabela correspondente e permite verificar graficamente a relação temporal estabelecida entre os dispositivos.

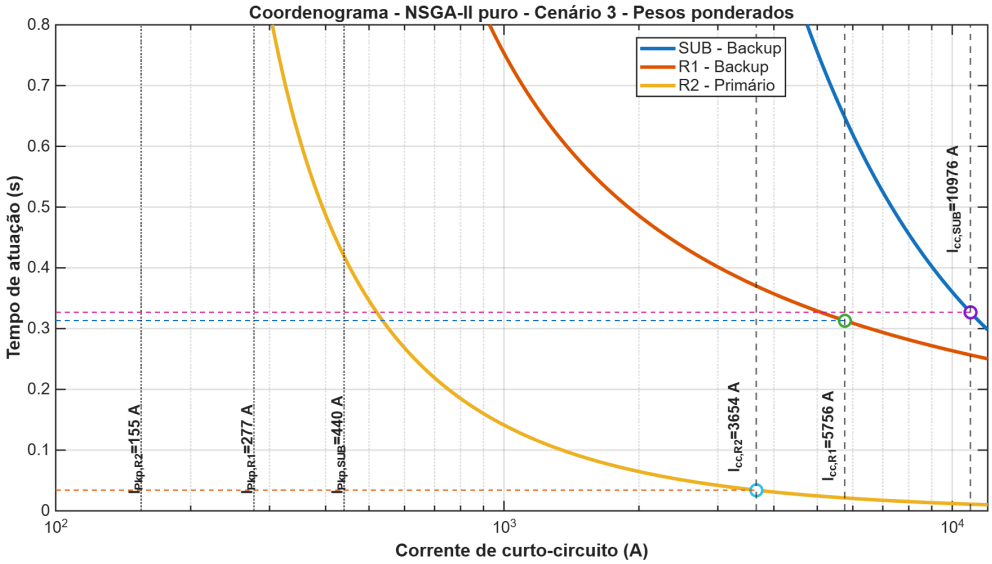
Figura 28- Coordenograma da solução representativa do Cenário 3 para pesos iguais



Fonte: Próprio autor.

A Figura 29 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 3 considerando os pesos ponderados, com maior importância atribuída ao indicador CIC. A configuração utiliza dois religadores de campo, instalados nos ramos 35 e 78, formando uma sequência hierárquica de proteção composta pela subestação, pelo R1 e pelo R2. Nessa configuração, o R2 atua como proteção primária, o R1 como proteção de retaguarda e a proteção da subestação como retaguarda final. As curvas características dos três dispositivos permitem visualizar os diferentes ajustes de corrente de pickup, TMS e tipos de curva empregados, assim como os pontos correspondentes às correntes de curto-circuito médias. O coordenograma evidência, portanto, uma maior segmentação da proteção quando comparado à solução de pesos iguais, resultado da configuração obtida sob a ponderação dos objetivos.

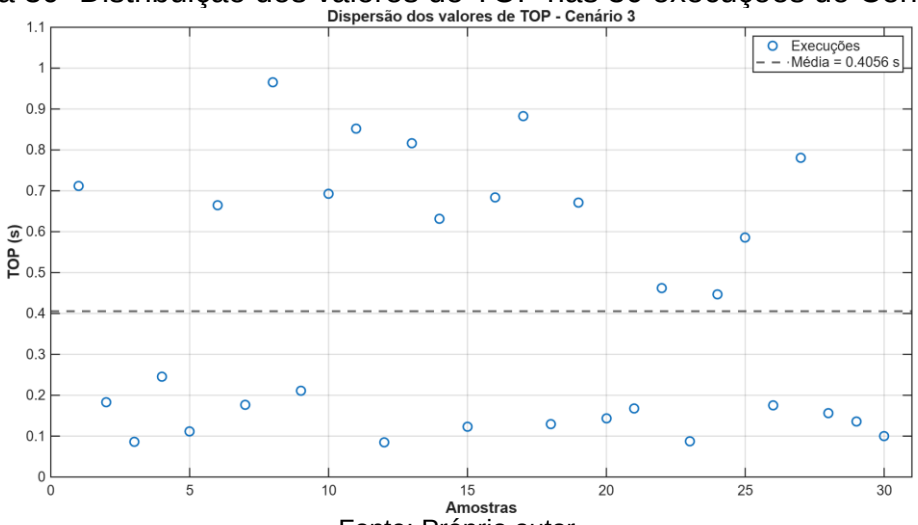
Figura 29 - Coordenograma da solução representativa do Cenário 3 considerando pesos ponderados



Fonte: Próprio autor.

A Figura 30 apresenta a distribuição dos valores de TOP obtidos nas 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 3, considerando a solução de compromisso com pesos iguais. Cada ponto representa o resultado de uma execução, enquanto a linha tracejada corresponde ao valor médio de TOP, igual a 0,4056 s. Observa-se uma dispersão significativa dos resultados em torno da média, com execuções apresentando tempos de operação inferiores e superiores a esse valor. Esse comportamento evidencia a variabilidade das soluções obtidas entre as diferentes execuções, associada ao caráter estocástico do algoritmo.

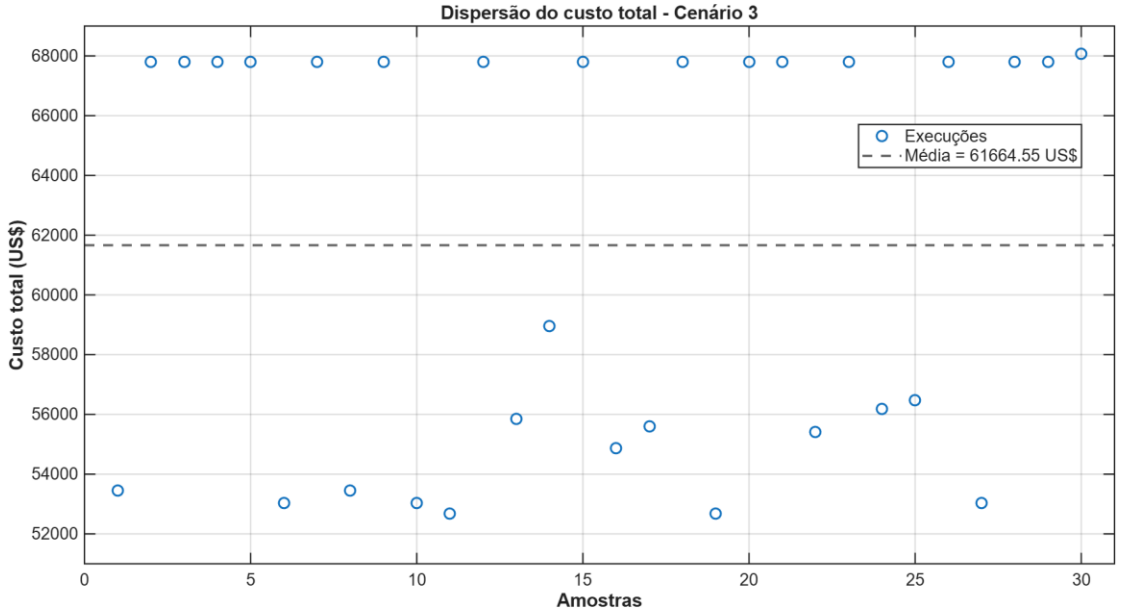
Figura 30- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 3



Fonte: Próprio autor.

A Figura 31 apresenta a distribuição dos valores de custo total obtidos nas 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 3, considerando a solução de compromisso com pesos iguais. O custo total é determinado pela soma do CIC e do investimento associado à solução obtida em cada execução. A linha tracejada representa o custo total médio, igual a 61.664,55 US$. Observa-se uma concentração dos resultados em diferentes faixas de custo, evidenciando a obtenção de configurações de proteção com diferentes combinações entre CIC e investimento. Essa dispersão demonstra que o caráter estocástico do algoritmo pode conduzir a diferentes alternativas de solução, mesmo sob as mesmas condições de otimização.

Figura 31- Distribuição dos valores de custo total nas 30 execuções do Cenário 3



Fonte: Próprio autor.

4.5.4 Cenario 4 para para estudo NSGA II puro

Dando continuidade à análise dos resultados obtidos pelo NSGA-II puro, esta seção apresenta os resultados correspondentes ao Cenário 4. Para esta configuração, foram realizadas 30 execuções independentes, mantendo-se os mesmos parâmetros e critérios de avaliação utilizados nos cenários anteriores. A análise considera as soluções de compromisso obtidas com pesos iguais e pesos ponderados, permitindo avaliar o comportamento do algoritmo sob diferentes prioridades atribuídas aos objetivos de otimização. Inicialmente, são apresentados os resultados estatísticos das execuções e o desempenho computacional, seguidos da análise dos ajustes das

soluções representativas, dos respectivos coordenogramas e dos gráficos de dispersão dos indicadores avaliados.

A Tabela 24 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 4, considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. Observa-se uma variação significativa entre as execuções, especialmente nos valores de CIC e TOP. O CIC apresentou média de US$ 49.691,57 e desvio padrão de 8.834,87, com valores variando entre US$ 42.128,57 e US$ 62.808,20. O TOP apresentou média de 0,5261 s, com valores entre 0,0592 e 0,9719 s. Em relação ao investimento, foram observados valores de US$ 5.000,00 e US$ 10.000,00, resultando em uma média de 8.500,00 US$. O Score apresentou média de 0,2269 e desvio padrão de 0,0190, indicando menor variabilidade relativa desse indicador em comparação com o CIC e o TOP. Esses resultados evidenciam que diferentes execuções podem produzir distintas soluções de compromisso, mesmo sob a mesma ponderação dos objetivos.

Tabela 24- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 4 considerando pesos iguais

Indicador	**Média**	**Mediana**	**Desvio padrão**	**Mínimo**	**Máximo**
CIC (US$)	49.691,57	45.424,44	8.834,87	42.128,57	62.808,20
TOP (S)	0,5261	0,5575	0,3024	0,0592	0,9719
Invest. (US$)	8.500,00	10.000,00	2.330,46	5.000,00	10.000,00
Score	0,2269	0,2250	0,0190	0,1834	0,2727

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 25 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 4, considerando os pesos ponderados de 0,80 para o CIC, 0,05 para o investimento e 0,15 para o TOP. Observa-se que o CIC apresentou média de US$ 44.166,31, com desvio padrão de US$ 1.788,95, variando entre 42.128,57 US$ e 50.005,19 US$. O TOP apresentou média de 0,8646 s e desvio padrão de 0,2662 s, com valores compreendidos entre 0,4467 e 1,3794 s. O investimento permaneceu constante em 10.000,00 US$. em todas as execuções, resultando em desvio padrão nulo. Em relação ao Score, foi obtida média de 0,1753 e desvio padrão de 0,0550, evidenciando maior variabilidade desse indicador entre as execuções. De modo geral, os resultados indicam que a ponderação adotada favorece soluções com valores reduzidos de CIC, mantendo um investimento uniforme, embora com diferentes desempenhos temporais entre as execuções.

Tabela 25- Resultados estatísticos das execuções do Cenário 4 considerando pesos ponderados

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
CIC (US$)	44.166,31	43.453,18	1.788,95	42.128,57	50.005,19
TOP (S)	0,8646	0,8113	0,2662	0,4467	1,3794
Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
Score	0,1753	0,1674	0,0550	0,1027	0,3642

Fonte: Próprio autor.

Tabela 26 apresenta o desempenho computacional das 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 4. O tempo de execução apresentou média de 3,6713 minutos, mediana de 3,5550 minutos e desvio padrão de 0,3448 minutos, com valores variando entre 3,26 e 4,83 minutos. Em relação ao número de soluções de Pareto obtidas, foi observada uma média de 19,27 soluções por execução, com mediana de 20 soluções e desvio padrão de 3,97, variando entre 9 e 29 soluções. Os resultados indicam que o tempo de processamento permaneceu relativamente concentrado, apesar de algumas execuções apresentarem tempos superiores à média. Por outro lado, a quantidade de soluções de Pareto apresentou maior variabilidade, evidenciando a influência do caráter estocástico do algoritmo sobre a composição da frente de Pareto obtida em cada execução.

Tabela 26 Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 4

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	3,6713	3,5550	0,3448	3,26	4,83
Soluções de Pareto	19,27	20,00	3,97	9	29

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 27 apresenta os ajustes de proteção da solução representativa do Cenário 4 considerando pesos iguais. A solução selecionada apresenta Score igual a 0,226292, valor muito próximo da média dos Scores obtidos nas 30 execuções, de 0,226142. A configuração utiliza o ramo 62 como único religador de campo, estabelecendo uma relação de coordenação entre o relé da subestação, responsável pela retaguarda, e o relé R1, responsável pela proteção primária.

Tabela 27- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 4 com pesos iguais

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$ (A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.513,81	379,71	0,850	EI	0,0890	0,6732	0,2967
R1	062	3.847,03	179,71	0,435	EI	0,0766	0,3766	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 28 apresenta os ajustes de proteção da solução representativa do Cenário 4 considerando os pesos ponderados de 0,80 para o CIC, 0,05 para o investimento e 0,15 para o TOP. A solução selecionada apresenta Score igual a 0,176314 e utiliza os ramos 46 e 77, formando uma estrutura hierárquica composta pela subestação, pelo R1 e pelo R2. O relé da subestação atua como proteção de retaguarda do R1, enquanto o R1 atua como retaguarda do R2, responsável pela proteção primária do trecho mais a jusante.

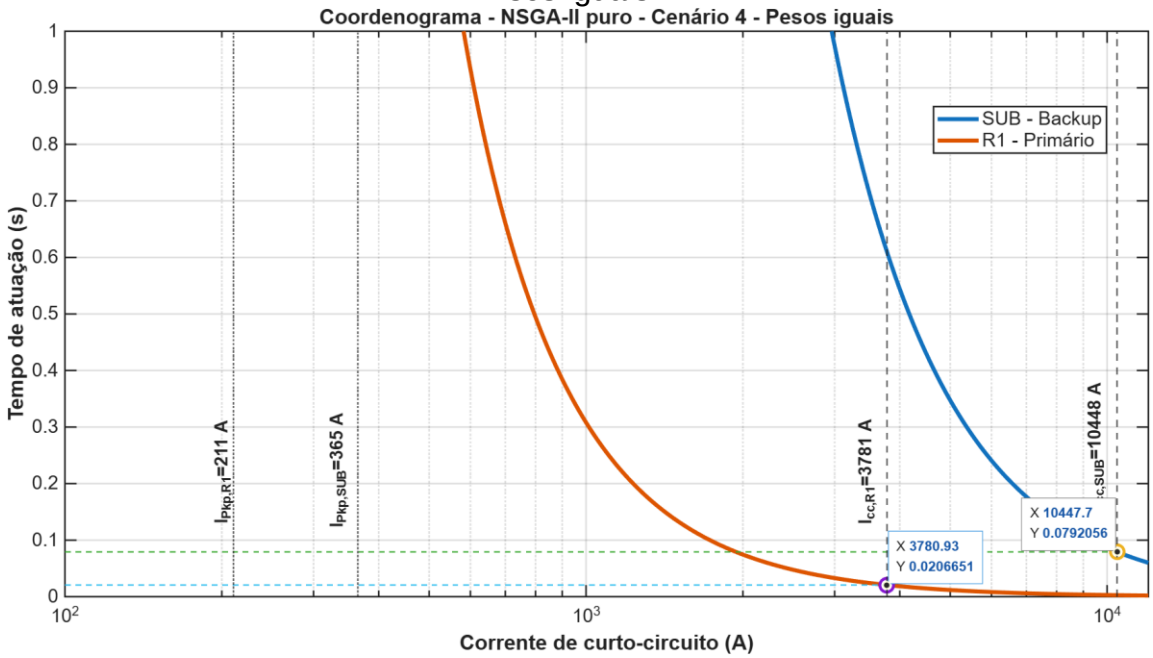
Tabela 28- Ajustes dos dispositivos de proteção da solução representativa do Cenário 4 com pesos ponderados

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$(A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.746,86	431,85	0,698	VI	0,3946	0,7912	0,1835
R1	047	5.576,66	266,78	0,796	STI	0,3077	0,3585	0,0433
R2	077	3.703,77	169,15	0,091	EI	0,0153	0,3153	0,0000
SUB	000	10.746,86	431,85	0,698	VI	0,3946	0,7912	0,1835

Fonte: Próprio autor.

A Figura 32 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 4 considerando pesos iguais para os objetivos de otimização. A configuração selecionada utiliza o ramo 63 como único religador de campo, estabelecendo uma relação de coordenação entre o relé da subestação, que atua como proteção de retaguarda, e o relé R1, responsável pela proteção primária. Observa-se que a curva de atuação do R1 permanece abaixo da curva correspondente à subestação, indicando uma atuação mais rápida do dispositivo primário para as correntes de curto-circuito consideradas.

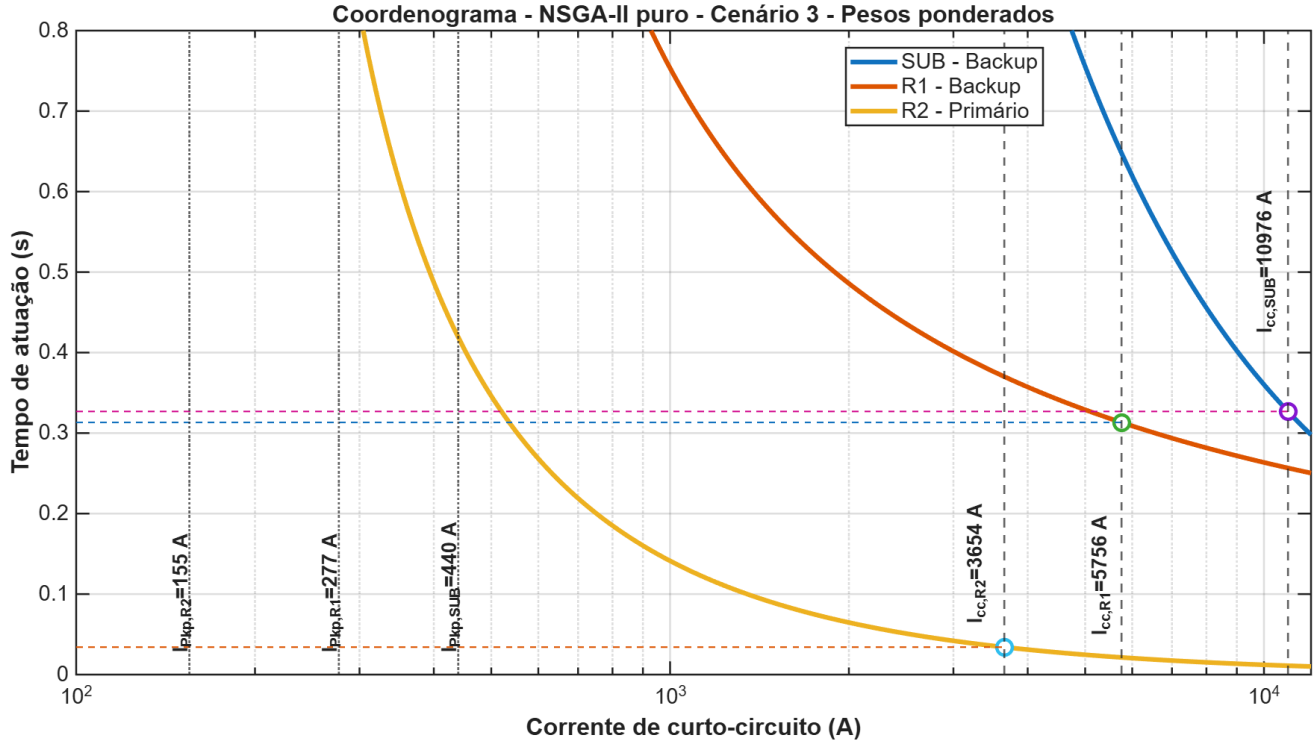
Figura 32- Coordenograma da solução representativa do Cenário 4 considerando pesos iguais



Fonte: Próprio autor.

A Figura 33 apresenta o coordenograma da solução representativa do Cenário 4 considerando os pesos ponderados de 0,80 para o CIC, 0,05 para o investimento e 0,15 para o TOP. A configuração selecionada utiliza os ramos 46 e 77, estabelecendo uma estrutura hierárquica de proteção composta pela subestação, pelo R1 e pelo R2. Nessa configuração, o R2 atua como proteção primária, o R1 como proteção de retaguarda e a subestação como retaguarda final. Observa-se no coordenograma que as curvas dos três dispositivos apresentam diferentes características de atuação, associadas aos ajustes de corrente de pickup e TMS definidos para cada relé. O R2 apresenta a atuação mais rápida na sua região de proteção, enquanto o R1 e a subestação proporcionam os níveis sucessivos de retaguarda. Dessa forma, a figura permite visualizar graficamente a coordenação temporal da cadeia de proteção obtida para a solução ponderada do Cenário 4.

Figura 33- Coordenograma da solução representativa do Cenário 4 para pesos ponderados



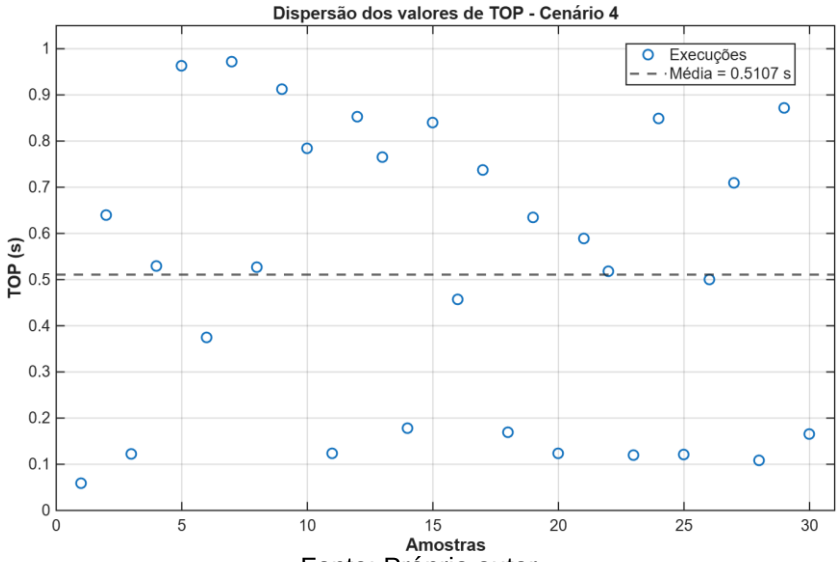
Fonte: Próprio autor.

A Figura 34 apresenta a dispersão dos valores de TOP obtidos nas 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 4, considerando as soluções de compromisso com pesos iguais. Cada ponto representa o resultado de uma execução, enquanto a linha tracejada indica o valor médio de TOP, igual a 0,5107 s. Observa-se uma dispersão significativa dos resultados em torno da média, com algumas execuções apresentando tempos de operação inferiores a 0,2 s e outras próximas de 1,0 s. Esse comportamento evidencia a variabilidade das soluções obtidas entre as diferentes execuções, característica associada ao caráter estocástico do algoritmo.

A Figura 35 apresenta a dispersão dos valores de custo total obtidos nas 30 execuções independentes do NSGA-II puro para o Cenário 4, considerando a solução de compromisso com pesos iguais. O custo total foi calculado pela soma do CIC e do investimento associado a cada solução. A linha tracejada representa o valor médio de 60.178,24 US$. Observa-se uma dispersão significativa dos resultados, com valores entre 52.128,57 e 68.067,34 US$. Verifica-se também uma concentração de várias execuções na faixa próxima a 67.808,20 US$, associada às soluções que utilizaram uma única chave e apresentaram CIC de 62.808,20 US$ e investimento de 5.000,00 US$. Por outro lado, as execuções com duas ou mais chaves apresentaram custos

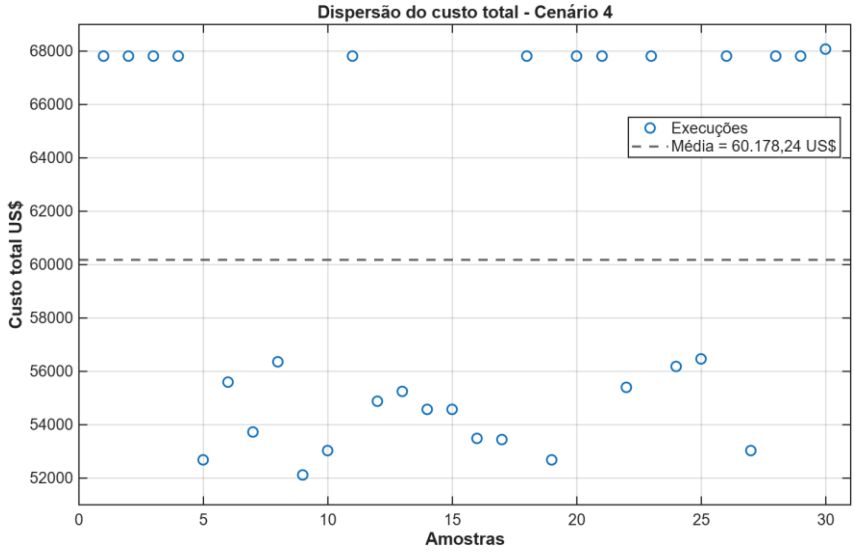
totais inferiores, embora com diferentes valores de CIC. Dessa forma, a distribuição evidencia a variabilidade das soluções obtidas pelo algoritmo e os diferentes compromissos entre o custo de interrupção e o investimento necessário.

Figura 34- Distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 4



Fonte: Próprio autor.

Figura 35- Distribuição dos valores dos custos totais nas 30 execuções do Cenário 4



Fonte: Próprio autor.

4.5.5 Análise comparativa dos resultados obtidos pelo NSGA-II

Após a análise individual dos resultados obtidos em cada cenário, realiza-se, nesta seção, uma avaliação comparativa das soluções fornecidas pelo NSGA-II puro para os quatro cenários considerados. O objetivo é identificar as diferenças no

comportamento das funções objetivo e verificar como as características de cada cenário influenciam os resultados obtidos pelo algoritmo. Para isso, são comparados os valores de CIC, TOP e investimento provenientes das 30 execuções independentes realizadas em cada cenário, considerando separadamente as soluções de compromisso obtidas com pesos iguais e com pesos ponderados. A análise estatística dos resultados, por meio da média, do desvio padrão, dos valores máximo e mínimo e das respectivas diferenças percentuais em relação à média, permite avaliar tanto o desempenho médio do algoritmo quanto a variabilidade das soluções entre as diferentes execuções. Dessa forma, a comparação fornece uma visão global da robustez do NSGA-II puro e dos compromissos estabelecidos entre as funções objetivo nos diferentes cenários. A Tabela 29 apresenta a análise estatística referente à função objetivo do CIC ao longo das 30 execuções independentes do algoritmo NSGA-II para os quatro cenários propostos.

Tabela 29- Estatísticas do CIC para os diferentes cenários e pesos

Cenário	**Sistema de Pesos**	**Média**	**Desvio Padrão**	**Máximo**	**Dif. Máx (%)**	**Mínimo**	**Dif. Mín (%)**
	Iguais	57.362,51	8.647,94	65.266,48	13,78	42.566,68	25,79
C1	Pond.	45.844,07	3.272,87	50.951,48	11,14	37.531,68	18,13
	Iguais	54.722,88	9.095,54	63.067,34	15,25	42.566,68	22,21
C2	Pond.	43.952,48	2.028,07	46.481,99	5,76	36.690,35	16,52
	Iguais	53.686,16	9.398,65	62.808,20	16,99	42.686,91	20,49
C3	Pond.	43.869,07	1.803,91	49.885,37	13,71	42.128,57	3,97
	Iguais	50.996,25	9.419,84	62.808,20	23,16	42.128,57	17,39
C4	Pond.	42.661,59	1.566,34	45.943,27	7,69	35.922,39	15,80

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 30 detalha o comportamento estatístico da função objetivo referente ao Tempo de Operação da Proteção (TOP). A análise desses dados evidencia de forma clara a natureza conflitante do problema de otimização multiobjetivo abordado.

Tabela 30- Estatísticas do TOP para os diferentes cenários e pesos

Cenário	Sistema de Pesos	Média (s)	Desvio Padrão	Máximo (s)	Dif. Máx (%)	Mínimo (s)	Dif. Mín (%)
C1	Iguais	0,4183	0,3243	1,2655	202,56	0,1023	75,54
	Pond.	1,0366	0,3716	1,8219	75,76	0,4467	56,91
C2	Iguais	0,4818	0,3680	1,2799	165,63	0,0670	86,09
	Pond.	0,9548	0,3412	1,9816	107,55	0,4809	49,63
C3	Iguais	0,4365	0,3081	0,9657	121,24	0,0852	80,48
	Pond.	0,8031	0,2133	1,3784	71,64	0,5428	32,41
C4	Iguais	0,5007	0,2999	0,9719	94,11	0,0592	88,18
	Pond.	0,7924	0,2331	1,2891	62,68	0,4576	42,25

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 31 apresenta o comportamento estatístico da função objetivo referente ao Custo de Investimento. Cabe destacar que, diferentemente do CIC e do TOP, esta função possui uma característica discreta, estando atrelada ao número inteiro de chaves alocadas no sistema, com um custo unitário estipulado em US$ 5.000,00.

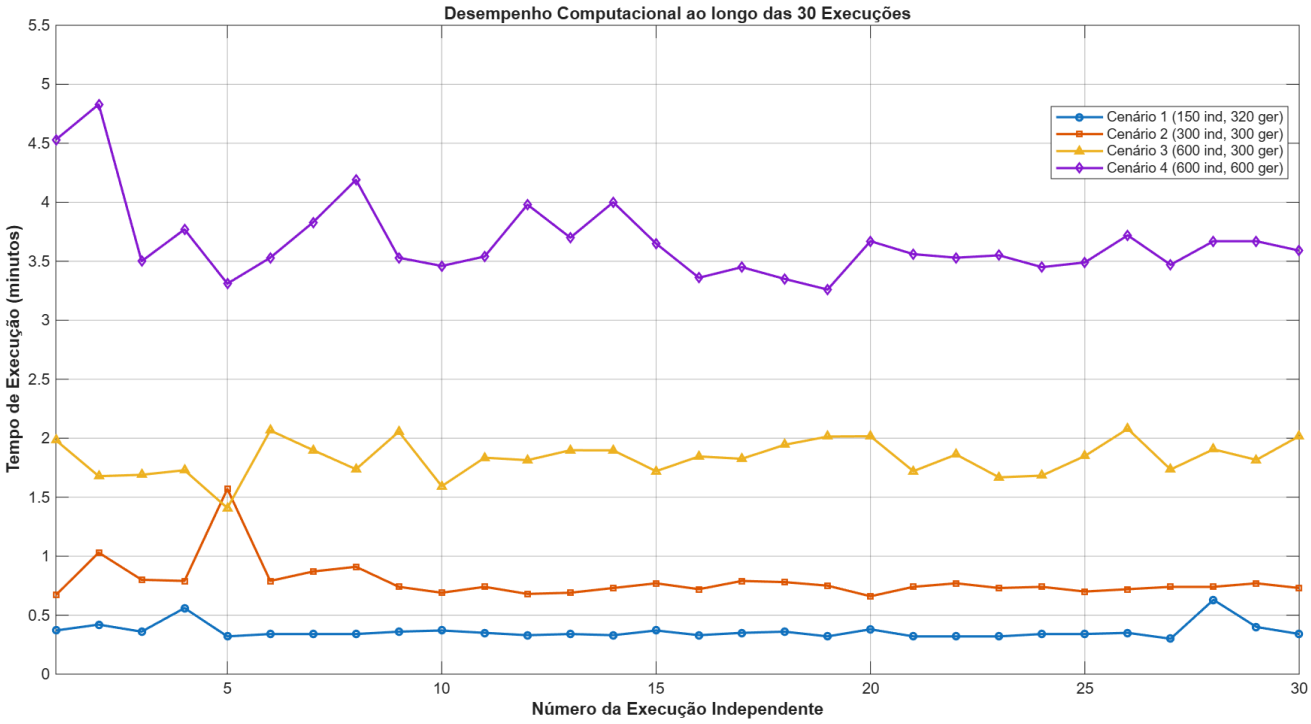
Tabela 31- Estatísticas do Investimento para os diferentes cenários e pesos

Cenário	Sistema de Pesos	Média (US$)	Desvio Padrão	Máximo (US$)	Dif. Máx (%)	Mínimo (US$)	Dif. Mín (%)
C1	Iguais	6.666,67	2.397,32	10.000,00	50,00	5.000,00	25,00
	Pond.	10.166,67	912,87	15.000,00	47,54	10.000,00	1,64
C2	Iguais	7.333,33	2.537,08	10.000,00	36,36	5.000,00	31,82
	Pond.	10.166,67	912,87	15.000,00	47,54	10.000,00	1,64
C3	Iguais	7.500,00	2.549,51	10.000,00	33,33	5.000,00	33,33
	Pond.	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00
C4	Iguais	8.166,67	2.450,66	10.000,00	22,45	5.000,00	38,78
	Pond.	10.166,67	912,87	15.000,00	47,54	10.000,00	1,64

Fonte: Próprio autor.

A Figura 36 apresenta o comportamento do tempo de execução ao longo das diferentes configurações avaliadas. Observa-se que, com o aumento do número de gerações e do tamanho da população, ocorre uma elevação do tempo computacional das execuções. Esse comportamento é esperado, uma vez que configurações mais elevadas aumentam o número de indivíduos avaliados e de operações realizadas durante o processo evolutivo, exigindo maior esforço computacional para a execução do NSGA-II puro.

Figura 36- Esforço computacional para todas as simulações



Fonte: Próprio autor.

4.6 RESULTADOS DO METODO BI NIVEL

Após a análise dos resultados obtidos pelo NSGA-II puro nos quatro cenários considerados, inicia-se, nesta seção, o estudo da abordagem de otimização bi-nível aplicada ao problema de alocação e coordenação dos dispositivos de proteção. Diferentemente da abordagem anterior, na qual os objetivos associados ao custo de interrupção, ao investimento e ao tempo de operação são tratados conjuntamente durante o processo de otimização, a formulação bi-nível busca organizar o processo decisório em dois níveis complementares. Essa estrutura permite separar a etapa de definição da alocação dos dispositivos da etapa de determinação dos respectivos ajustes de proteção, de forma a explorar de maneira mais específica a relação entre as decisões estruturais e operacionais do sistema.

A Tabela 32 apresenta os cenários utilizados para o desenvolvimento e a execução do método de otimização bi-nível. A escolha desses cenários foi realizada de forma a permitir uma avaliação abrangente do comportamento do método diante de diferentes condições de operação e configurações do sistema. Dessa forma, os cenários selecionados possibilitam explorar, de maneira funcional, a capacidade do método em identificar soluções adequadas e eficientes para o problema de alocação e

coordenação da proteção, permitindo verificar seu desempenho e sua capacidade de encontrar boas soluções em diferentes situações.

Tabela 32-Cenarios para estudo do Bi nível

Cenário	Nível Superior	Nível Inferior
C1	50 indivíduos, 50 gerações	50 indivíduos, 50 gerações
C2	100 indivíduos, 100 gerações	100 indivíduos, 100 gerações
C3	100 indivíduos, 100 gerações	50 indivíduos, 50 gerações

Fonte: Próprio autor.

4.6.1 Cenario 1 para para estudo do método Bi nível

Esta seção apresenta o desempenho e os resultados obtidos para o Cenário 1 (C1) da formulação bi-nível proposta. Nesta configuração inicial, o algoritmo foi parametrizado com uma população de 50 indivíduos e 50 gerações tanto para o nível superior encarregado da alocação otimizada dos dispositivos de proteção — quanto para o nível inferior, responsável pelo ajuste e coordenação dos sistemas de proteção. O objetivo principal deste primeiro cenário é estabelecer o comportamento base da estratégia hierárquica sob um esforço computacional reduzido, permitindo validar a robustez do acoplamento entre os níveis de decisão.

Tabela 33-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 1 Bi nivel

Critério	Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Pesos	CIC (US$)	62.808,20	62.808,20	0,00	62.808,20	62.808,20
	TOP (s)	0,0517	0,0517	0,0002	0,0514	0,0524
[1/1/1]	Invest. (US$)	5.000,00	5.000,00	0,00	5.000,00	5.000,00
	Score	0,2221	0,2225	0,0025	0,2072	0,2305
Pesos	CIC (US$)	42.128,57	42.128,57	0,00	42.128,57	42.128,57
	TOP (s)	0,2573	0,2571	0,0025	0,2521	0,2617
[80/5/15]	Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
	Score	0,1542	0,1596	0,0201	0,1240	0,1738

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 34 consolida os parâmetros operacionais ótimos ajustados no nível inferior para as configurações de dispositivos de manobra selecionadas no nível superior do Cenário 1. Como critério de representatividade estatística entre as 30 execuções independentes, foram adotadas as soluções cujo valor de *score* multicritério mais se aproximou da média global observada para cada formulação.

Tabela 34- Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 1 (Abordagem Bi-Nível)

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$ (A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
Pesos [1/1/1]								
SUB	000	10.502,58	384,01	0,385	EI	0,0413	0,3120	0,0014
R1	062	3.835,80	195,67	0,051	EI	0,0105	0,0000	0,0000
Pesos [80/5/15]								
SUB	000	10.857,08	430,03	0,924	EI	0,1161	0,4325	0,0036
R1	037	5.637,30	311,28	0,527	EI	0,1289	0,3080	0,0008
R2	078	3.654,19	153,56	0,051	EI	0,0071	0,0000	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 35 sintetiza os indicadores de esforço computacional e capacidade de amostragem da fronteira não dominada para as 30 execuções independentes do Cenário 1. Constata-se uma elevada estabilidade no tempo de processamento, com média e mediana coincidentes em 0,7950 min e desvio padrão restrito a 0,0393 min, variando entre os limites de 0,72 min e 0,87 min.

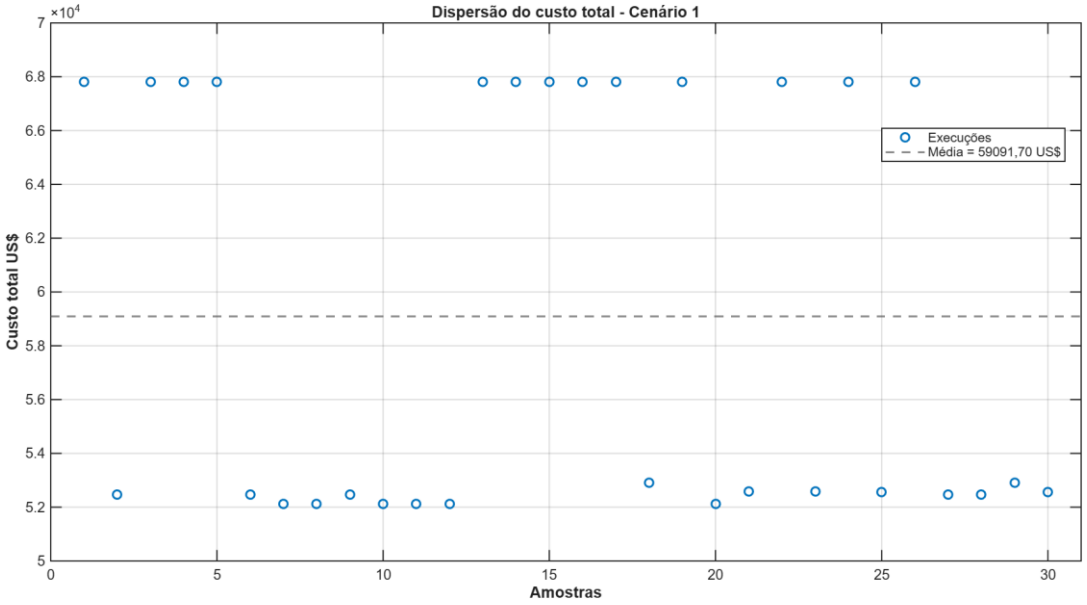
Tabela 35- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 1 Bi nivel

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	0,7950	0,7950	0,0393	0,72	0,87
Soluções de Pareto	43,87	44,00	2,86	38	49

Fonte: Próprio autor.

A distribuição do custo total associada às 30 execuções do Cenário 1 é apresentada na Figura 37. Em consonância com a dispersão de TOP, os custos totais concentram-se em duas faixas horizontais nítidas: a faixa inferior, situada entre US$ 52.128,57 e US$ 52.918,76, reflete a maior confiabilidade proporcionada pela instalação de duas chaves de campo (três dispositivos no total), onde o investimento de US$ 10.000,00 é plenamente compensado pela expressiva mitigação do CIC. Por outro lado, a faixa superior em US$ 67.808,20 decorre da adoção de apenas uma chave de campo (investimento de US$ 5.000,00), acarretando maiores penalidades por interrupção.

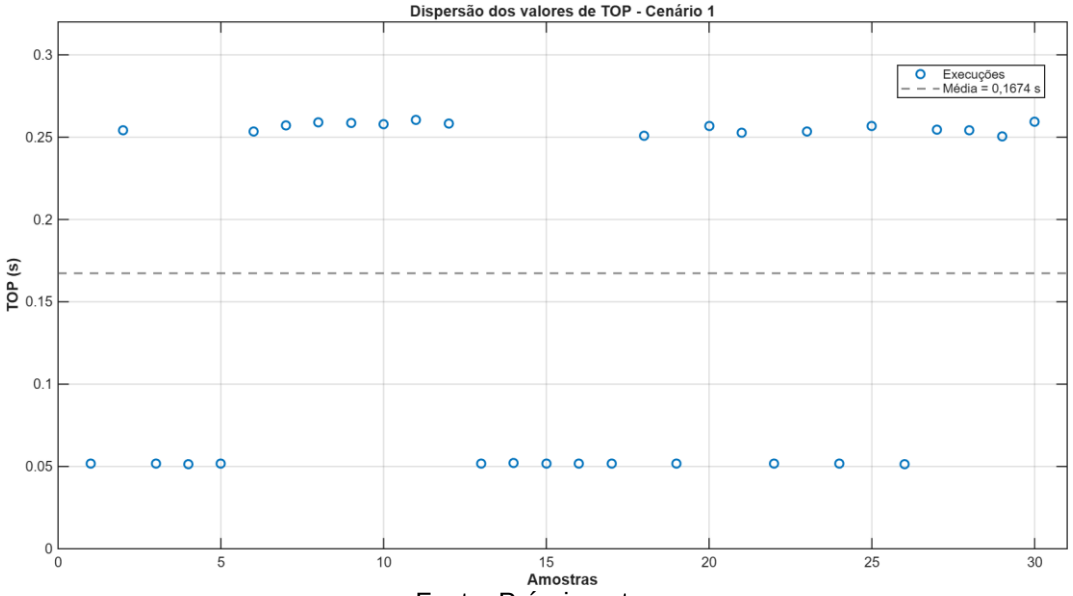
Figura 37- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 1 Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

Figura 38 ilustra a dispersão do tempo total de operação da proteção (TOP) obtido para a solução de compromisso com pesos iguais ao longo das 30 execuções independentes do Cenário 1. Observa-se um comportamento bimodal bem definido, segmentado em duas zonas operativas distintas: um agrupamento com TOP extremamente reduzido, em torno de 0,0517 s (representando as convergências para a topologia com duas chaves, ramo 62), e um segundo agrupamento com valores próximos a 0,2550 s (correspondente às soluções com três chaves, ramos 37 e 77/78).

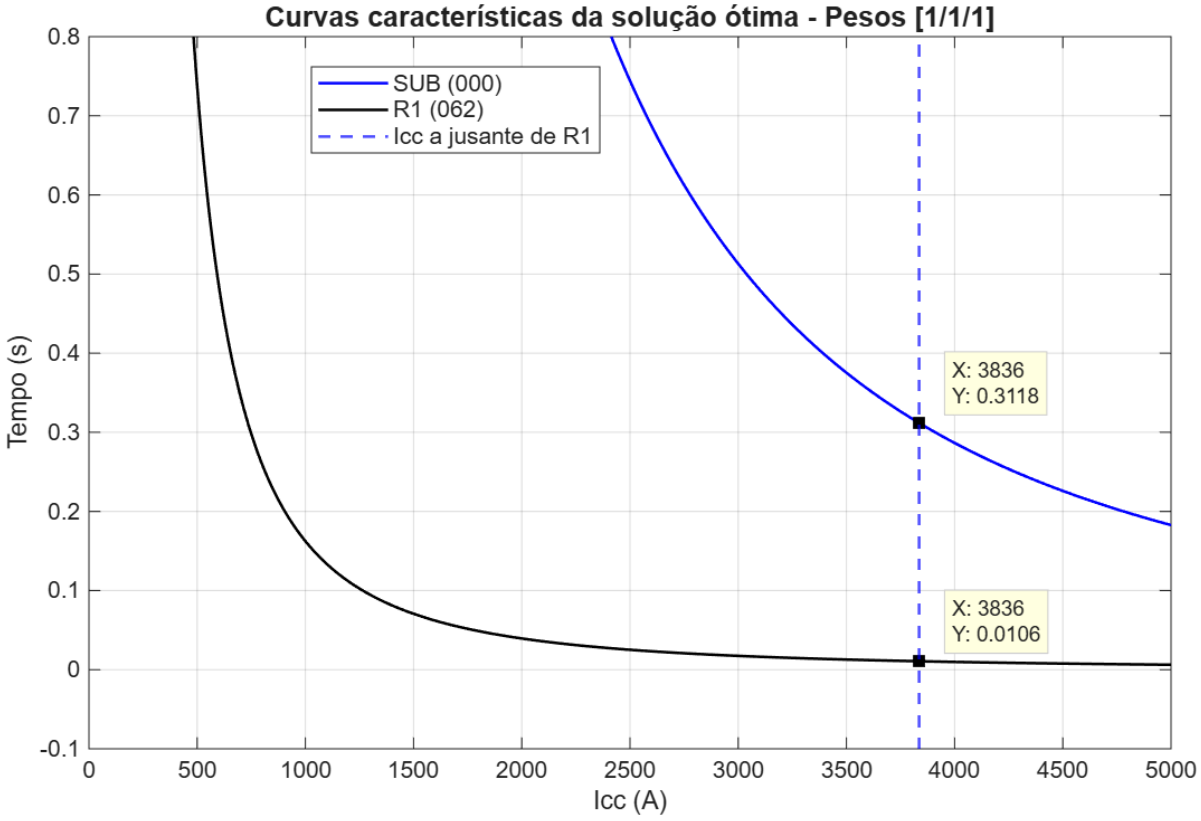
Figura 38- Distribuição dos valores dos TOPs totais do Cenário 1 Bi nível



Fonte: Próprio autor.

A Figura 39 apresenta as curvas características de atuação temporizada (função 51) dos dispositivos de proteção para a solução representativa com pesos iguais do Cenário 1 bi-nível. Nessa configuração, constituída pelo relé da subestação (SUB) e um único religador de campo (R1 alocado no ramo 062), verifica-se a coordenação estrita entre o par *Backup–Primary* sob a corrente média de curto-circuito do trecho protegido.

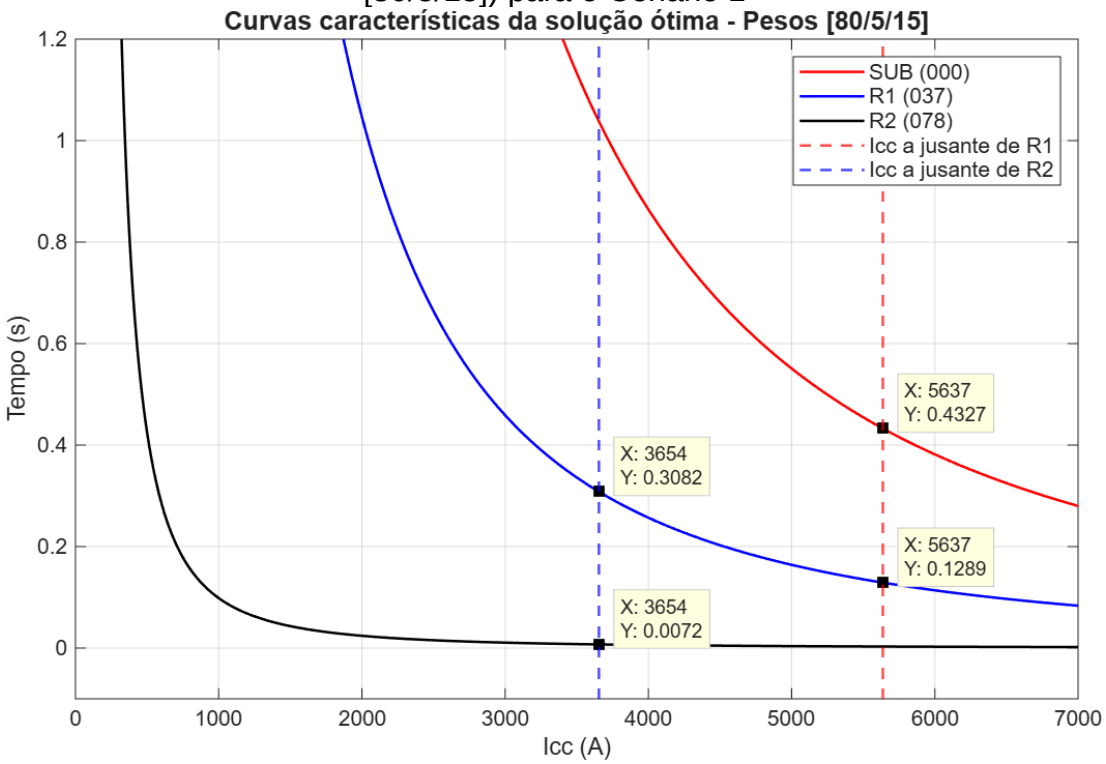
Figura 39- Curvas características de tempo inverso da solução de compromisso para o Cenário 1



Fonte: Próprio autor.

O coordenograma das curvas características de atuação para a solução ponderada 80/5/15 na Figura 39 do Cenário 1 bi-nível é exibido na Figura 40. Por envolver três dispositivos em cascata (SUB no ramo 000, R1 no ramo 037 e R2 no ramo 078), o ajuste das curvas contempla duas fronteiras de coordenação simultâneas.

Figura 40- Curvas características de tempo inverso da solução de compromisso (Pesos [80/5/15]) para o Cenário 1



Fonte: Próprio autor.

4.6.2 Cenario 2 para estudo do método Bi nível

Nesta seção, apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos pela aplicação da abordagem de otimização bi-nível sob a configuração do Cenário 2, caracterizado pela duplicação do esforço evolutivo em relação ao caso base, adotando-se uma população de 100 indivíduos e um horizonte de convergência de 100 gerações tanto no nível superior (alocação de religadores) quanto no nível inferior (parametrização e coordenação dos OCRs). O objetivo central deste cenário consiste em avaliar o ganho de qualidade e diversidade na fronteira de Pareto, bem como a consistência e repetibilidade das soluções ótimas de compromisso e ponderadas contrastando a melhoria dos indicadores técnicos e econômicos frente ao incremento do custo computacional associado às 30 execuções independentes do algoritmo.

A Tabela 36 apresenta a análise estatística dos resultados obtidos nas 30 execuções do método de otimização bi-nível para o Cenário 1, considerando as soluções de compromisso selecionadas com pesos iguais [1/1/1] e pesos ponderados [80/5/15].

São apresentados os valores médios, medianos, desvios padrão, mínimos e máximos das funções objetivo CIC, TOP e investimento, além do Score associado a cada critério de ponderação. Observa-se que os valores de CIC, TOP e investimento permanecem praticamente constantes entre as execuções e, consequentemente, apresentam baixa dispersão estatística. Em particular, o investimento mantém-se em US$ 10.000,00 em todas as execuções, enquanto o CIC e o TOP apresentam variações reduzidas. Por outro lado, a alteração dos pesos provoca uma mudança no Score, refletindo a influência do critério de ponderação na seleção da solução de compromisso, mesmo quando os valores das funções objetivo permanecem equivalentes. Esses resultados indicam uma elevada consistência das soluções obtidas pelo método bi-nível para o Cenário 1.

Tabela 36-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 2 Bi nivel

Critério	Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Pesos	CIC (US$)	42.139,98	42.128,57	62,52	42.128,57	42.471,01
	TOP (s)	0,2550	0,2550	0,0010	0,2510	0,2570
[1/1/1]	Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
	Score	0,2122	0,2184	0,0132	0,1666	0,2213
Pesos	CIC (US$)	42.139,98	42.128,57	62,52	42.128,57	42.471,01
	TOP (s)	0,2550	0,2550	0,0010	0,2510	0,2570
[80/5/15]	Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
	Score	0,1421	0,1431	0,0039	0,1304	0,1480

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 37 apresenta os ajustes dos dispositivos de proteção correspondentes às soluções representativas obtidas para o Cenário 2 pela abordagem bi-nível. Observa-se que, tanto para os pesos iguais [1/1/1] quanto para os pesos ponderados [80/5/15], foram obtidos os mesmos ajustes e a mesma configuração topológica, composta pelo SUB no ramo 000, pelo R1 no ramo 037 e pelo R2 no ramo 077. Dessa forma, os dois critérios de seleção convergiram para o mesmo ponto do espaço de soluções, resultando em uma solução de compromisso comum. Esse comportamento indica que, para este cenário, a alteração dos pesos empregados na seleção da solução de compromisso não foi suficiente para modificar a configuração topológica nem os respectivos ajustes dos dispositivos, evidenciando uma convergência consistente do método bi-nível para essa configuração.

Tabela 37-Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 2 (Abordagem Bi-Nível)

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$ (A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
Pesos [1/1/1]								
SUB	000	10.857,08	452,38	0,847	EI	0,1178	0,4313	0,0010
R1	037	5.686,88	283,61	0,653	EI	0,1303	0,3083	0,0014
R2	077	3.703,77	153,72	0,050	EI	0,0069	0,0000	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 38 apresenta o desempenho computacional das 30 execuções realizadas para o Cenário 2 utilizando a abordagem bi-nível. Os resultados permitem avaliar tanto o tempo necessário para a execução do método quanto a quantidade de soluções pertencentes à frente de Pareto obtida em cada execução. Observa-se que o tempo computacional apresenta maior variabilidade, com média de 12,99 minutos e desvio padrão de 3,69 minutos, sendo identificada uma diferença significativa entre o menor e o maior tempo registado.

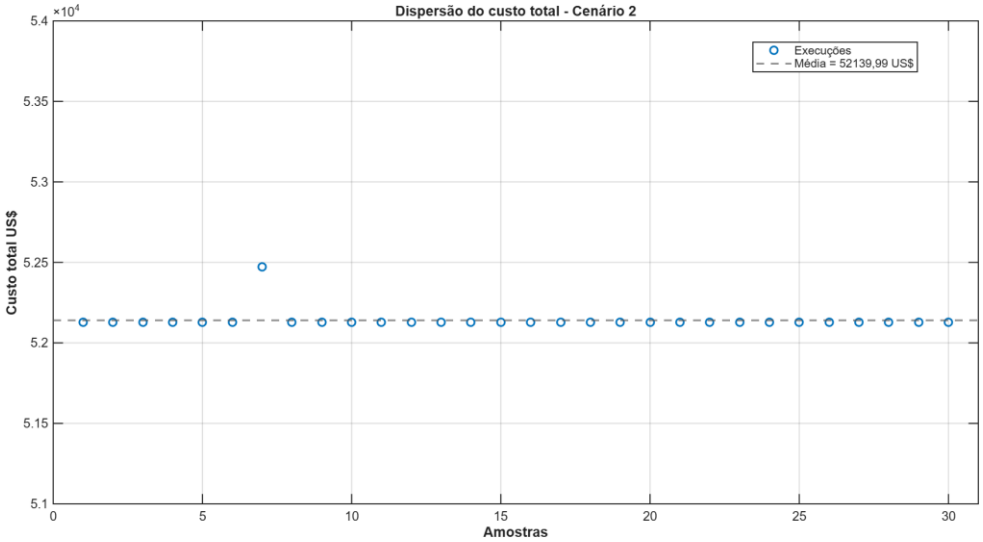
Tabela 38- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 2 Bi nivel

Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	12,9870	11,6950	3,6856	11,20	24,64
Soluções de Pareto	67,33	68,00	2,76	61	73

Fonte: Próprio autor.

A Figura 41 ilustra a distribuição do custo total (composto pelo CIC acrescido do investimento em chaves) para as 30 execuções independentes do Cenário 2. Observa-se uma estabilização quase determinística do algoritmo, com 29 das 30 simulações convergindo para o patamar exato de US$ 52.128,57 (US$ 42.128,57 de CIC e US$ 10.000,00 de investimento). A única exceção ocorreu na execução número 8, que apresentou um leve desvio topológico para o ramo 078, resultando em um custo pontual de US$ 52.471,01. Essa consistência massiva evidencia que o aumento do esforço exploratório (100 indivíduos e 100 gerações) conferiu extrema robustez à meta-heurística bi-nível, garantindo alta repetibilidade e a convergência confiável para a região de "joelho" da fronteira de Pareto ótima global.

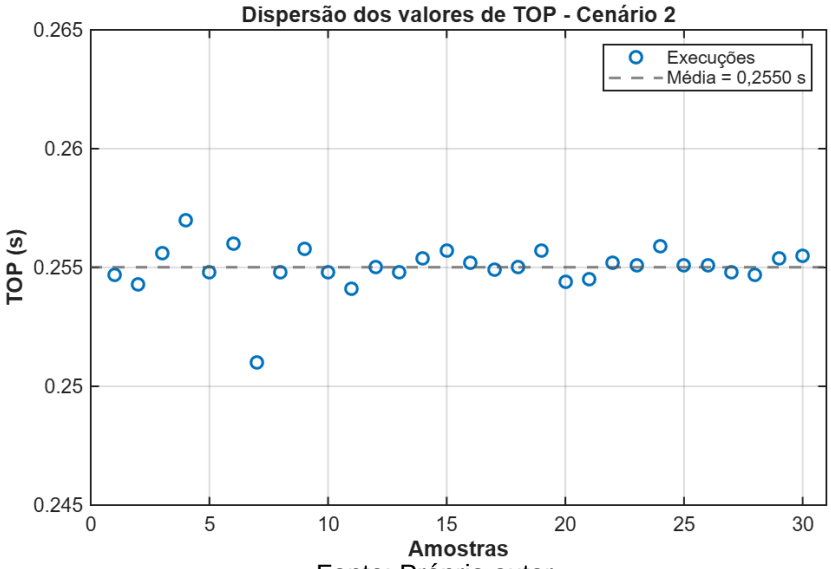
Figura 41- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 2 Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

De maneira análoga, a Figura 42 apresenta a dispersão do Tempo Total de Operação da Proteção (TOP) associado às mesmas 30 rodadas do Cenário 2. Em consonância com a elevada estabilidade econômica, o indicador temporal fixou-se em uma média de 0,2550 s, apresentando um desvio padrão irrisório de apenas 0,0010 s, com variação estrita entre 0,2510 s e 0,2570 s. Esse comportamento linear contrasta frontalmente com a natureza bimodal observada no Cenário 1, indicando que a expansão do orçamento avaliativo eliminou a flutuação entre diferentes arranjos de dispositivos, assegurando um padrão de seletividade fixo e altamente previsível para a rede de distribuição sob análise.

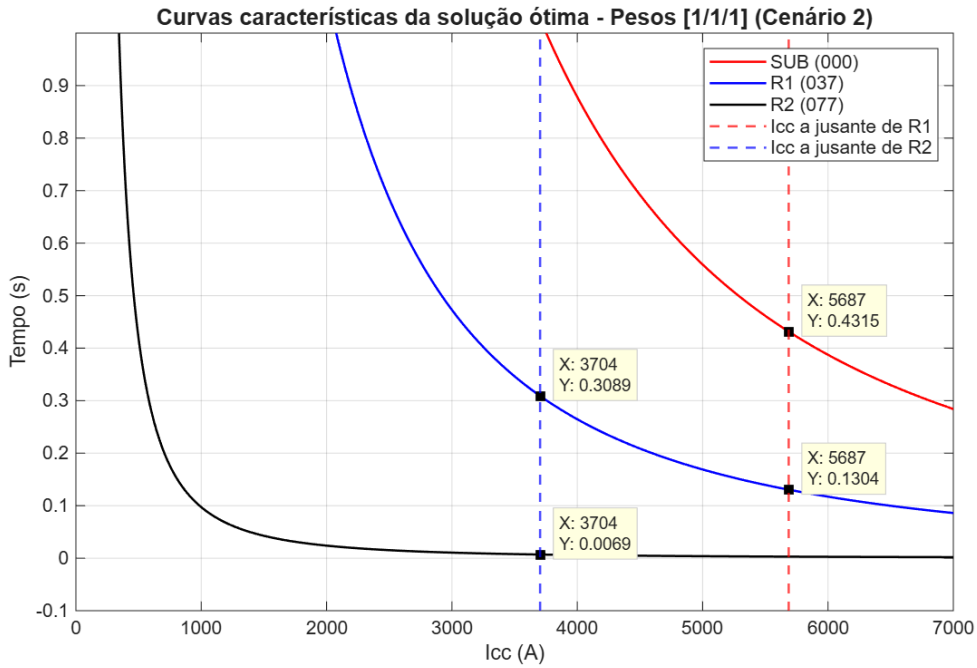
Figura 42- Distribuição dos TOPs do Cenário 2 Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

A Figura 43 apresenta o coordenograma com as curvas operacionais de atuação temporizada (função 51) dos dispositivos de proteção para a solução ótima do Cenário 2. Uma vez que as abordagens de compromisso [1/1/1] e ponderada [80/5/15] convergiram para a mesma topologia física, este gráfico representa o ajuste universal para o cenário, englobando o relé da subestação (SUB) e dois religadores em série (R1 alocado no ramo 037 e R2 no ramo 077).

Figura 43- Curvas características de tempo inverso do Cenário 2



Fonte: Próprio autor.

4.6.3 Cenario 3 para para estudo do método Bi nível

Dando continuidade à avaliação da abordagem de otimização bi-nível, nesta seção é analisado o Cenário 3, considerando as condições de operação e os parâmetros definidos na Tabela 32. A análise deste cenário tem como objetivo verificar o comportamento do método diante de uma configuração distinta daquelas avaliadas anteriormente, permitindo observar sua capacidade de identificar soluções factíveis e de boa qualidade para o problema de alocação e coordenação dos dispositivos de proteção. Para isso, foram realizadas 30 execuções independentes, cujos resultados são utilizados para avaliar a consistência das soluções obtidas, a influência dos critérios de ponderação e o desempenho computacional do método.

A Tabela 39 apresenta os resultados estatísticos das 30 execuções realizadas para o Cenário 3 utilizando a abordagem de otimização bi-nível, considerando as soluções de compromisso obtidas com pesos iguais [1/1/1] e pesos ponderados [80/5/15]. Observa-se que, para os pesos iguais, os valores de CIC, investimento e, consequentemente, do *Score* apresentam maior dispersão entre as execuções.

Tabela 39-Resultados estatísticos das execuções do Cenário 3 Bi nivel

Critério	Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Pesos	CIC (US$)	42.832,72	42.128,57	3.773,64	42.128,57	62.808,20
	TOP (s)	0,2497	0,2567	0,0374	0,0516	0,2585
[1/1/1]	Invest. (US$)	9.833,33	10.000,00	912,87	5.000,00	10.000,00
	Score	0,2142	0,2164	0,0151	0,1361	0,2245
Pesos	CIC (US$)	42.143,17	42.128,57	79,99	42.128,57	42.566,68
	TOP (s)	0,2567	0,2568	0,0009	0,2551	0,2585
[80/5/15]	Invest. (US$)	10.000,00	10.000,00	0,00	10.000,00	10.000,00
	Score	0,1376	0,1396	0,0095	0,1135	0,1701

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 40 apresenta os ajustes e as condições de coordenação dos OCRs correspondentes à solução representativa do Cenário 3, obtida pela abordagem de otimização bi-nível. Observa-se que, para os dois critérios de seleção considerados, pesos iguais [1/1/1] e pesos ponderados [80/5/15], foi obtida a mesma configuração topológica, com os dispositivos posicionados nos ramos 000, 037 e 077. Consequentemente, os dois critérios de seleção da solução de compromisso convergiram para a mesma solução e, portanto, para os mesmos ajustes e condições de coordenação dos dispositivos de proteção.

Tabela 40-Ajustes e coordenação dos OCRs para as soluções representativas do Cenário 3 (Abordagem Bi-Nível)

OCR	Ramo	$I_{cc,\text{médio}}$ (A)	I_{pickup}^{51} (A)	TMS	TCC	$t_{R_i}^{51}$ (s)	t_{BKP} (s)	ΔT (s)
SUB	000	10.857,08	434,85	0,923	EI	0,1186	0,4341	0,0027
R1	037	5.686,88	287,00	0,643	EI	0,1314	0,3108	0,0040
R2	077	3.703,77	152,77	0,050	EI	0,0068	0,0000	0,0000

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 41 apresenta o desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 3 pela abordagem bi-nível. Observa-se que o tempo de execução apresenta maior variabilidade, enquanto o número de soluções de Pareto

permanece relativamente estável entre as execuções. Esses resultados permitem avaliar a consistência do método tanto em relação ao esforço computacional quanto à capacidade de geração da frente de Pareto.

Tabela 41- Desempenho computacional das 30 execuções do Cenário 3 Bi nivel

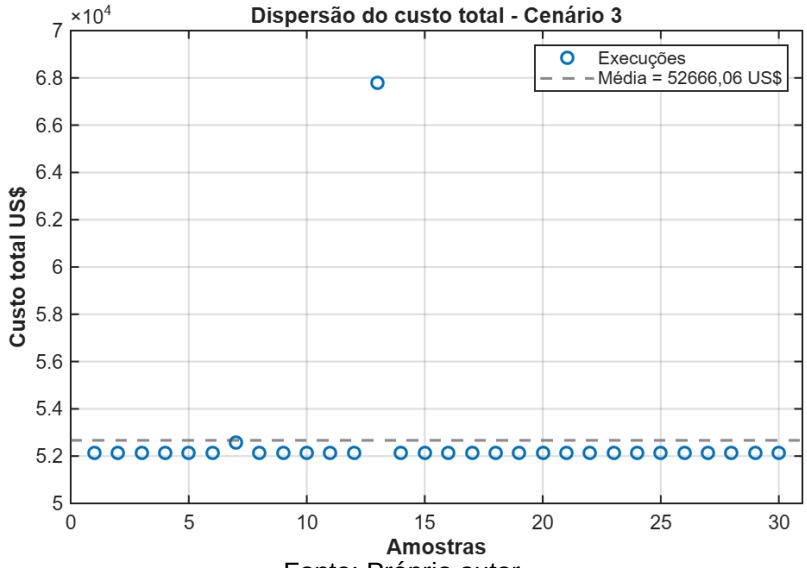
Indicador	Média	Mediana	Desvio padrão	Mínimo	Máximo
Tempo comp. (min)	3,1593	2,8850	0,9191	2,69	5,94
Soluções de Pareto	61,33	61,00	3,62	54	72

Fonte: Próprio autor.

A Figura 44 apresenta a distribuição do custo total nas 30 execuções do Cenário 3 pela abordagem bi-nível. Observa-se uma elevada concentração dos resultados em torno de US$ 52.000, com pouca dispersão na maioria das execuções. Destaca-se uma execução com custo significativamente superior às demais, próxima de US$ 69.000, o que eleva a média para aproximadamente US$ 52.666,06.

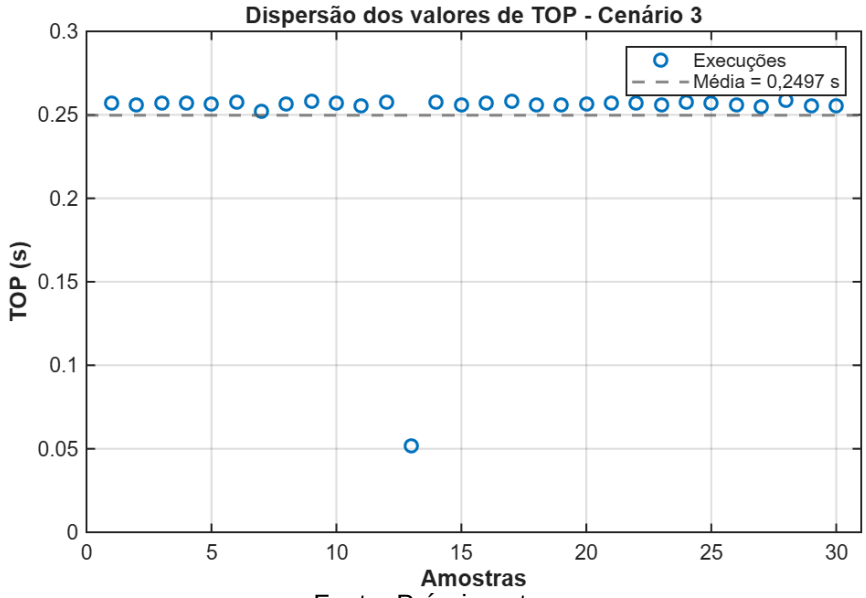
A Figura 45 apresenta a distribuição dos valores de TOP nas 30 execuções do Cenário 3 pela abordagem bi-nível. Observa-se uma elevada concentração dos resultados em torno de 0,25 s, indicando baixa dispersão na maioria das execuções. Destaca-se uma execução com TOP significativamente inferior, próxima de 0,05 s, que reduz pontualmente o valor médio para 0,2497 s.

Figura 44- Distribuição dos valores dos custos totais do Cenário 3 Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

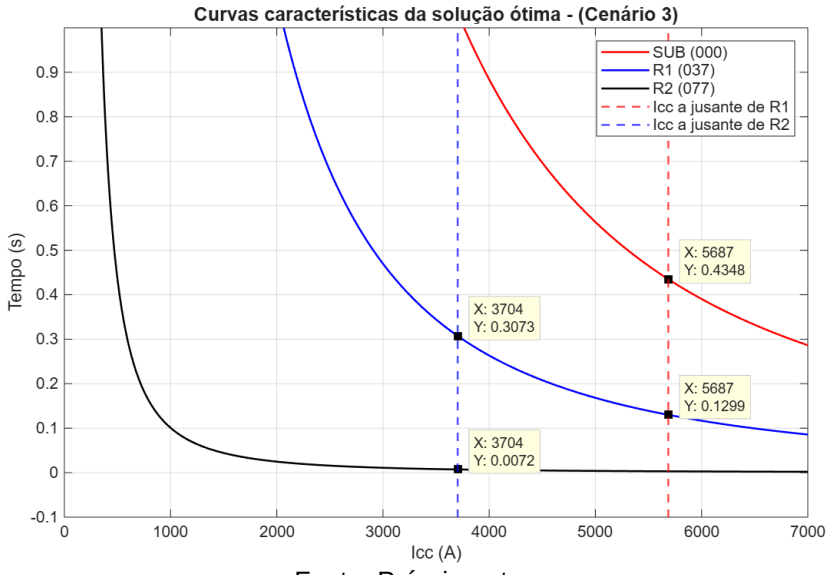
Figura 45- Distribuição dos valores dos TOPs do Cenário 3 Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

A Figura 46 apresenta as curvas características de tempo inverso das proteções associadas à solução ótima do Cenário 3. Observa-se a atuação das curvas do SUB, R1 e R2 em função da corrente de curto-circuito, bem como as correntes de ajuste dos dispositivos R1 e R2. A figura evidencia a relação tempo–corrente utilizada na coordenação, mostrando que, para as correntes analisadas, os dispositivos primários apresentam tempos de atuação inferiores aos respectivos dispositivos de retaguarda, preservando a seletividade da proteção.

Figura 46- Curvas características de tempo inverso do Cenário 3



Fonte: Próprio autor.

4.6.4 Análise comparativa dos resultados obtidos pelo Método Bi nível

Após a caracterização individual dos Cenários 1, 2 e 3, esta seção consolida uma análise comparativa transversal com o objetivo de avaliar a sensibilidade, a robustez e a escalabilidade da metodologia de otimização bi-nível proposta. A investigação fundamenta-se no confronto sistemático dos três eixos centrais do problema: a qualidade e diversidade da fronteira de Pareto, a repetibilidade estocástica na tomada de decisão multicritério (contrastando a solução de compromisso sob pesos equitativos [1/1/1] com a formulação ponderada [80/5/15]) e o esforço computacional demandado em cada parametrização algorítmica.

As Tabelas 42, 43 e 44 consolidam o comportamento estatístico comparativo dos objetivos econômicos e operativos entre os três cenários avaliados para o método bi-nível, enquanto a Figura 45 sintetiza o tempo computacional despendido pelas 30 simulações independentes de cada formulação.

A confrontação dos dados evidencia com clareza o efeito da maturidade da frente de Pareto sobre o processo de tomada de decisão.

Tabela 42- Estatísticas do CIC para os cenários e pesos no Bi nivel

Cenário	Sistema de Pesos	Média	Desvio Padrão	Máximo	Dif. Máx (%)	Mínimo	Dif. Mín (%)
	Iguais	54.643,00	9.870,45	67.808,20	24,09	42.128,57	22,90
C1	Pond.	42.610,02	1.108,35	45.412,42	6,58	42.128,57	1,13
	Iguais	42.139,98	62,52	42.471,01	0,79	42.128,57	0,03
C2	Pond.	42.139,98	62,52	42.471,01	0,79	42.128,57	0,03
	Iguais	42.832,46	3.774,90	62.808,20	46,64	42.128,57	1,64
C3	Pond.	42.143,17	79,98	42.566,68	1,00	42.128,57	0,03

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 43 apresenta uma comparação estatística dos valores de TOP obtidos nos três cenários analisados pela abordagem bi-nível, considerando pesos iguais e pesos ponderados. Observa-se que os Cenários 1 e 3 apresentam maior variabilidade quando utilizados pesos iguais, enquanto os pesos ponderados resultam em valores mais concentrados, com menor desvio padrão. Já o Cenário 2 apresenta comportamento mais estável para ambos os critérios de ponderação, com reduzida dispersão dos valores de TOP.

Tabela 43- Estatísticas do TOP para os diferentes cenários e pesos no Bi nivel

Cenário	Sistema de Pesos	Média (s)	Desvio Padrão	Máximo (s)	Dif. Máx (%)	Mínimo (s)	Dif. Mín (%)
C1	Iguais	0,1601	0,0985	0,2568	60,40	0,0508	68,27
	Pond.	0,2524	0,0058	0,2568	1,74	0,2362	6,42
C2	Iguais	0,2550	0,0010	0,2570	0,78	0,2510	1,57
	Pond.	0,2550	0,0010	0,2570	0,78	0,2510	1,57
C3	Iguais	0,2498	0,0375	0,2585	3,48	0,0516	79,34
	Pond.	0,2566	0,0010	0,2585	0,74	0,2537	1,13

Fonte: Próprio autor.

A Tabela 42 apresenta o comportamento estatístico da função objetivo referente ao Custo de Investimento. Cabe destacar que, diferentemente do CIC e do TOP, esta função possui uma característica discreta, estando atrelada ao número inteiro de chaves alocadas no sistema, com um custo unitário estipulado em US$ 5.000,00.

A Tabela 44 apresenta as estatísticas dos investimentos obtidos nos três cenários analisados pela abordagem bi-nível, considerando pesos iguais e ponderados. Observa-se que os Cenários 2 apresentam investimento constante de US$ 10.000,00, sem variação entre as execuções. Já os Cenários 1 e 3, com pesos iguais, apresentam maior dispersão, associada à ocorrência de soluções com diferentes níveis de investimento. Com pesos ponderados, entretanto, os três cenários convergem para um investimento de US$ 10.000,00, evidenciando maior estabilidade desse indicador.

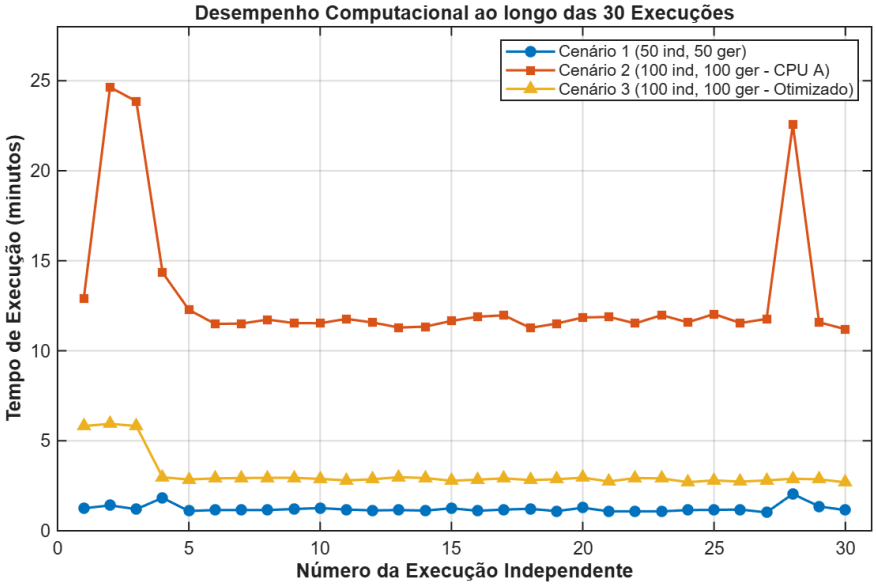
Tabela 44 - Estatísticas do Investimento para Bi nível

Cenário	Sistema de Pesos	Média (US$)	Desvio Padrão	Máximo (US$)	Dif. Máx (%)	Mínimo (US$)	Dif. Mín (%)
C1	Iguais	7.000,00	2.491,36	10.000,00	42,86	5.000,00	28,57
	Pond.	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00
C2	Iguais	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00
	Pond.	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00
C3	Iguais	9.833,33	912,87	10.000,00	1,70	5.000,00	49,15
	Pond.	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00	10.000,00	0,00

Fonte: Próprio autor.

A Figura 47 apresenta o comportamento do tempo de execução ao longo das 30 execuções independentes para as diferentes configurações analisadas. Observa-se que o Cenário 2 apresenta os maiores tempos computacionais e maior variabilidade, enquanto os Cenários 1 e 3 permanecem em níveis inferiores e mais estáveis.

Figura 47 - Esforço computacional para todas as simulações no Bi nivel



Fonte: Próprio autor.

4.7 ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE BI-NÍVEL E O NSGA-II PURO

A validação de uma nova proposta metodológica no âmbito da otimização de sistemas de distribuição exige não apenas a demonstração de sua viabilidade técnica, mas também um confronto direto com as abordagens tradicionais consagradas na literatura. Nesta seção, realiza-se uma análise comparativa abrangente entre a arquitetura hierárquica Bi-Nível proposta e o modelo clássico Mono-Nível (NSGA-II Puro). O objetivo central é confrontar o ganho qualitativo na convergência das fronteiras de Pareto e na coordenação da proteção com o respectivo custo de processamento computacional imposto por cada formulação

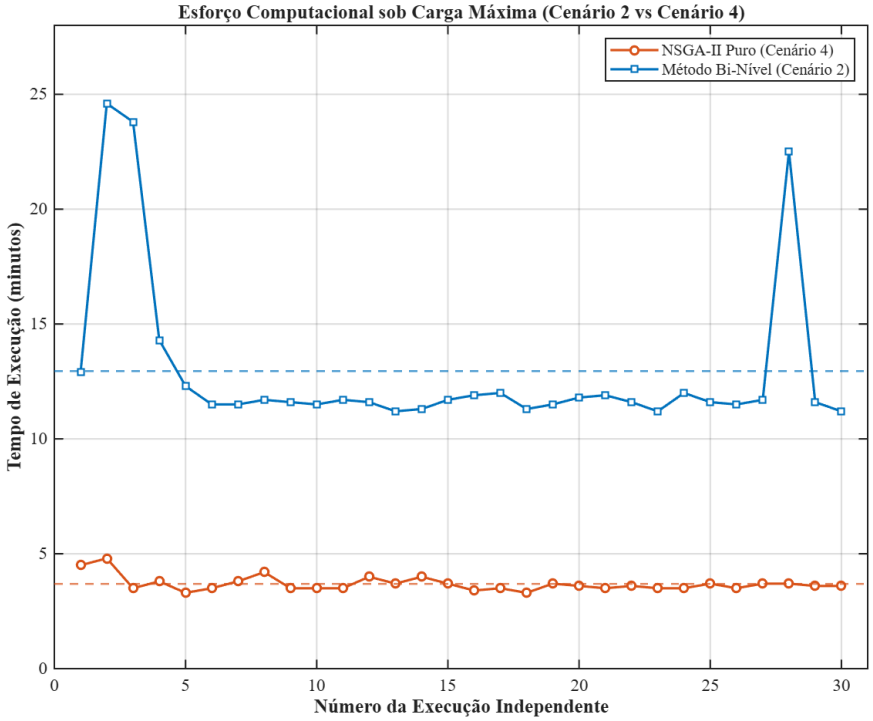
Na Figura 48, apresenta-se a comparação do esforço computacional entre as metodologias avaliadas. Cabe ressaltar que submeter ambos o algoritmo exatamente aos mesmos parâmetros nominais torna-se uma abordagem metodologicamente restritiva, visto que as formulações respondem a espaços de busca fundamentalmente distintos devido às suas arquiteturas. Enquanto o NSGA-II Puro explora um espaço unificado e direto por força bruta estocástica, o método Bi-Nível opera mediante uma estrutura hierárquica aninhada.

Por conseguinte, a estratégia mais conveniente adotada consistiu em confrontar o desempenho sob as condições de esforço computacional mais demandantes de cada abordagem especificamente o Cenário 2 para o Bi-Nível e o Cenário 4 para o

NSGA-II Puro, permitindo analisar o comportamento operacional de ambos sob os seus respectivos limites de máxima exigência paramétrica. Adicionalmente, assim como a Figura 47 mostra uma box *plot* para exemplificar o intervalo de tempo que demoravam mais facilmente, a dispersão e a estabilidade estatística das execuções ficam evidenciadas.

Embora a análise do esforço computacional demonstre que o NSGA-II Puro apresenta vantagens temporais em cenários de força bruta, a avaliação da qualidade e da distribuição das soluções nas Fronteiras de Pareto revela a verdadeira limitação da abordagem Mono-Nível frente à estrutura proposta.

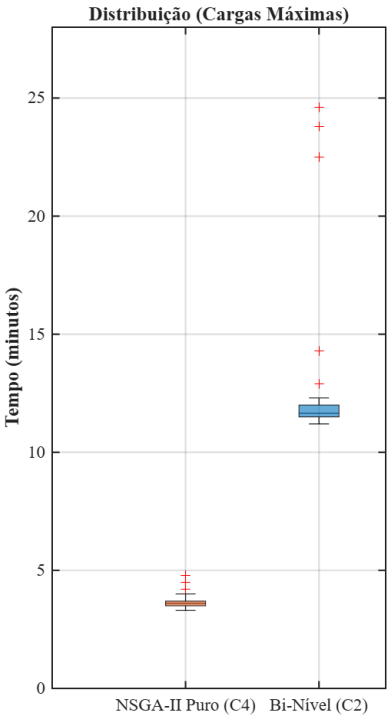
Figura 48- Esforço computacional para todas nas simulações fortes



Fonte: Próprio autor.

Na Figura 49, apresenta-se a Fronteira de Pareto Não Dominada resultante da comparação entre os métodos de estudo. O gráfico tridimensional ilustra a superfície de Pareto gerada pela abordagem Bi-Nível (representada pela malha alámbrica contínua e pelos marcadores circulares cinzas aderidos a ela), confrontada com as soluções obtidas pelo NSGA-II Puro (círculos brancos).

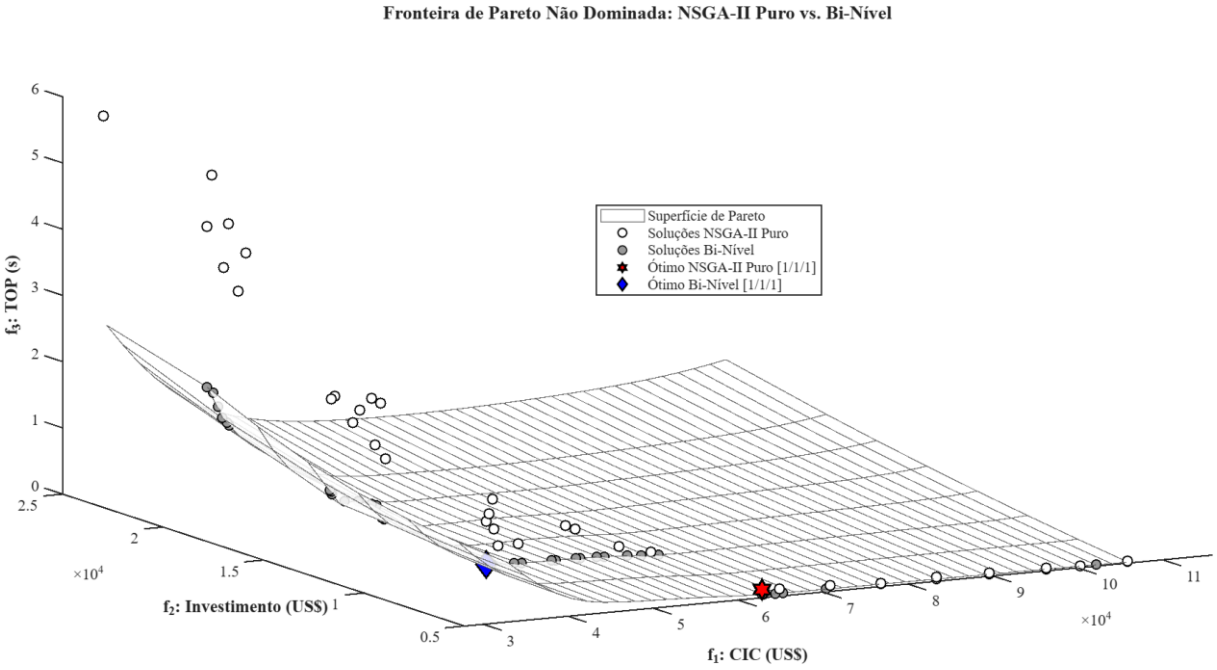
Figura 49- Distribuição do tempo computacional



Fonte: Próprio autor.

Observa-se claramente que os pontos do NSGA-II Puro se encontram dispersos e flutuando acima da superfície ótima, exibindo tempos de operação (TOP) severamente elevados — chegando a superar os 5 segundos em regiões de menor investimento. Em contrapartida, as soluções do método Bi-Nível formam uma fronteira densa e estritamente aderida à curvatura da malha. Destacam-se também as soluções de compromisso para os pesos 1/1/1: o ótimo do NSGA-II Puro (marcado pela estrela vermelha) e o ótimo do Bi-Nível (marcado pelo diamante azul), evidenciando a superioridade da arquitetura hierárquica na escolha de um ponto de operação de mínimo custo de interrupção (CIC) e tempo de proteção otimizado.

Figura 50- Fronteira para métodos de estudo



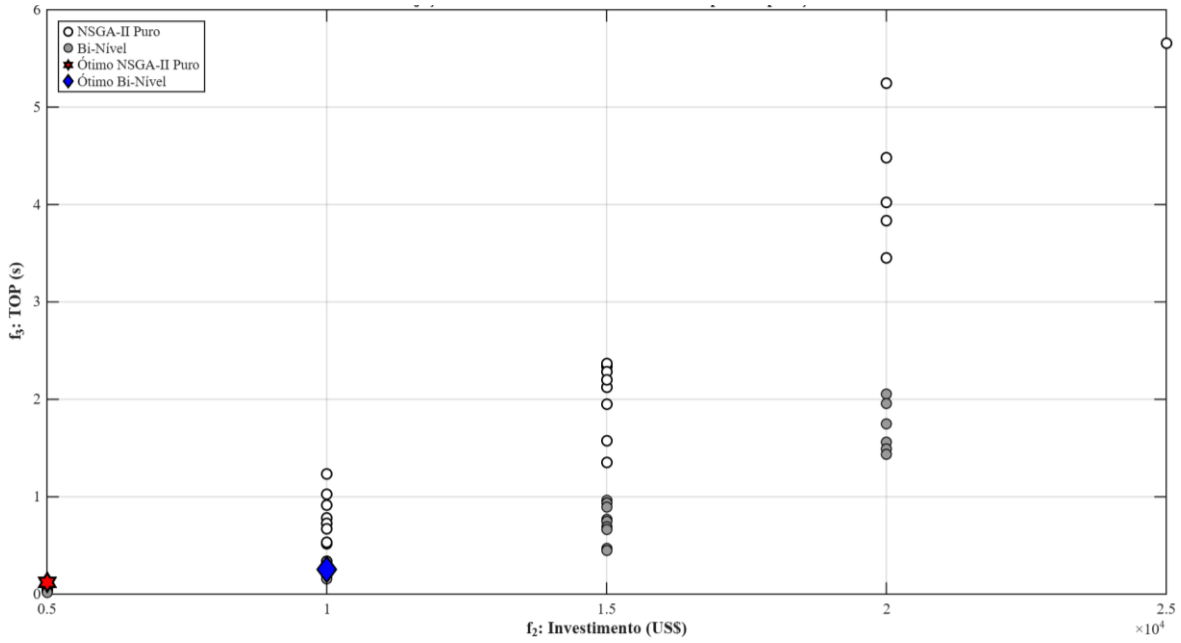
Fonte: Próprio autor.

Na Figura 50, apresenta-se a projeção bidimensional (trade-off) entre o Custo de Investimento e o Tempo de Operação da Proteção. O gráfico evidencia o comportamento dos dois métodos ao longo dos diferentes patamares discretos de investimento da rede (US$ 5.000, US$ 10.000, US$ 15.000, US$ 20.000 e US$ 25.000).

Observa-se que, para um mesmo nível de investimento, a abordagem Bi-Nível (representada pelos círculos preenchidos em tons de cinza localizados nas posições inferiores de cada coluna) concentra-se sistematicamente em menores tempos de operação, garantindo uma coordenação cronométrica mais eficiente.

A Figura 51, exibe-se a projeção bidimensional (trade-off) entre o Custo de Interrupção de Clientes e o Tempo de Operação da Proteção. O gráfico demonstra a relação de conflito direto entre essas duas funções objetivo, evidenciando o desempenho de convergência de ambos os métodos.

Figura 51- Projeção 2D: Custo de Investimento vs. Tempo de Operação

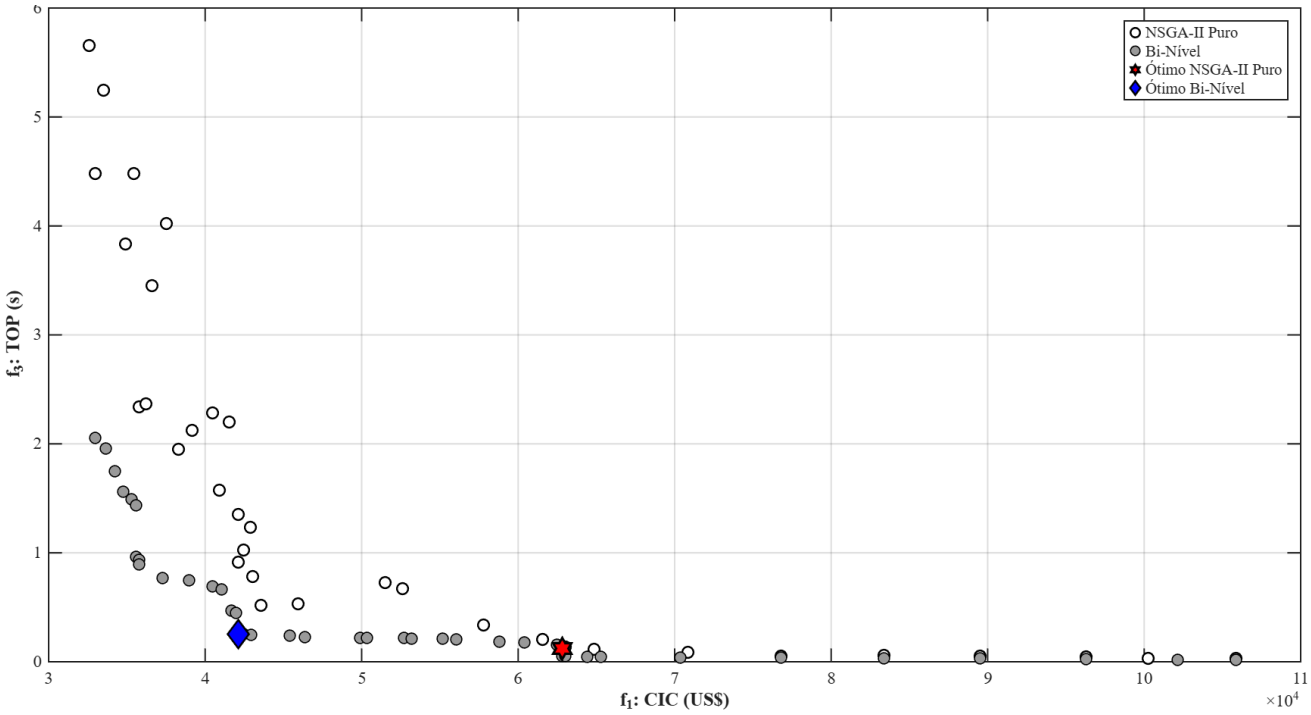


Fonte: Próprio autor.

A análise da dispersão revela que o Método Bi-Nível (círculos cinzas) forma uma fronteira estritamente não dominada localizada na porção inferior e esquerda do gráfico, o que representa soluções de altíssima qualidade com menores tempos de proteção para um dado custo de interrupção. Em contrapartida, as soluções do NSGA-II Puro (círculos brancos) deslocam-se consistentemente para cima e para a direita, configurando um conjunto de soluções dominadas ou subótimas.

Na Figura 52, ilustra-se a projeção bidimensional (trade-off) entre o Custo de Interrupção de Clientes e o Custo de Investimento. O gráfico evidencia o comportamento dos algoritmos em relação aos patamares discretos de investimento da rede (US$ 5.000, US$ 10.000, US$ 15.000 e US$ 20.000), demonstrando como a alocação de recursos financeiros impacta diretamente a redução das interrupções.

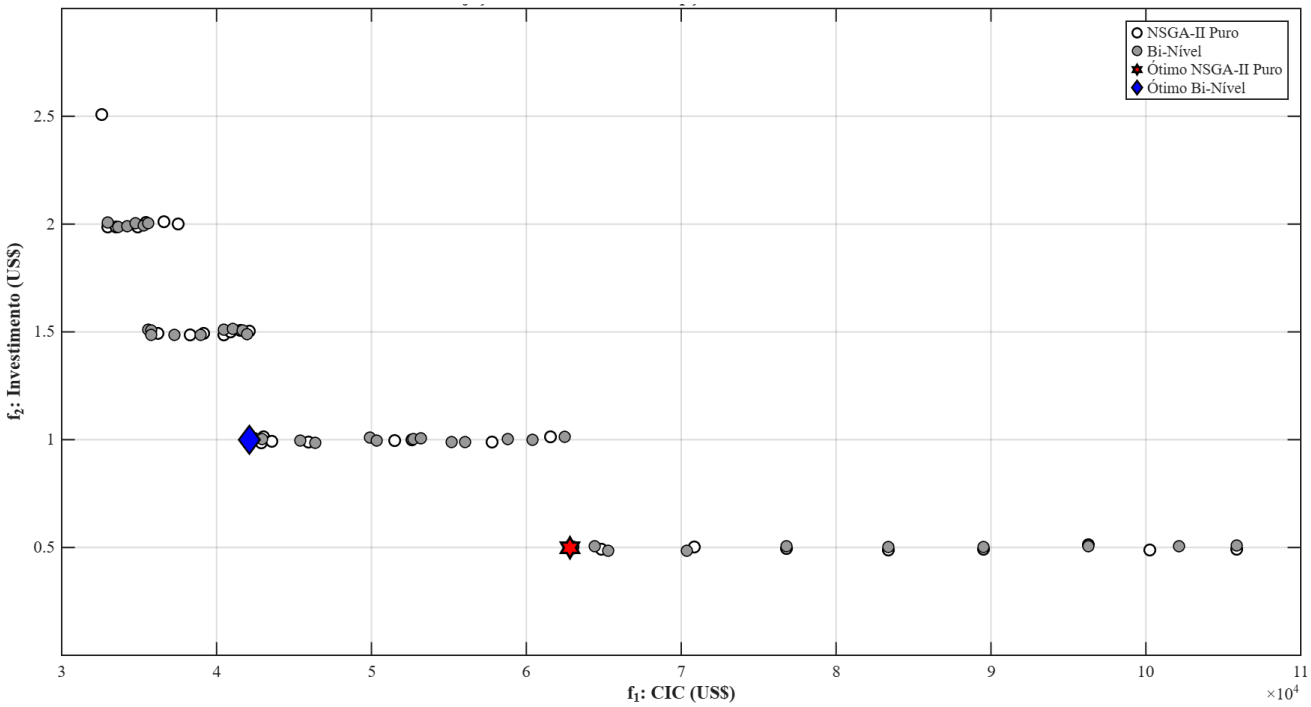
Figura 52- Projeção 2D: CIC vs. TOP



Fonte: Próprio autor.

A distribuição dos pontos revela que, para os patamares de investimento mais elevados o Método Bi-Nível (círculos cinzas) e o NSGA-II Puro (círculos brancos) conseguem convergir para regiões de menor CIC. No entanto, nota-se que a arquitetura Bi-Nível preenche o espaço de busca com maior densidade e continuidade. A solução de compromisso do Bi-Nível (diamante azul) posiciona-se de forma equilibrada no patamar de US$ 10.000 de investimento, enquanto o ótimo do NSGA-II Puro (estrela vermelha) situa-se no nível de menor investimento (US$ 5.000), onde o CIC é consideravelmente mais alto. Essa projeção demonstra que, embora ambos os métodos respeitem os limites orçamentários impostos, o modelo hierárquico mapeia com superioridade as opções de alocação de chaves que minimizam as perdas por interrupção.

Figura 53 - Custo de Interrupção vs. Custo de Investimento



Fonte: Próprio autor.

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A operação segura, contínua e eficiente das redes de distribuição de energia elétrica depende intrinsecamente da robustez dos seus sistemas de proteção. Os dispositivos de segurança atuam como a principal linha de defesa do alimentador, sendo fundamentais para detectar contingências, isolar trechos em falta e proteger tanto a integridade física da infraestrutura quanto a segurança dos consumidores. Atualmente, o setor elétrico dispõe de uma ampla e avançada gama tecnológica de equipamentos desde relés de sobrecorrente direcionais microprocessados até religadores automáticos de última geração, os quais oferecem lógicas programáveis e alta precisão para atuarem da melhor e mais seletiva maneira possível frente a qualquer distúrbio.

Contudo, a mera disponibilidade dessa alta tecnologia não garante a imunidade e a eficiência da rede. O grande desafio da engenharia de proteção moderna reside na alocação espacial estratégica e na coordenação paramétrica exata desses dispositivos. Torna-se imperativo encontrar um balanço ótimo e sustentável entre a viabilidade econômica (representada pela minimização dos custos de investimento em novos equipamentos por parte das concessionárias) e a confiabilidade técnica (traduzida na mitigação das perdas financeiras por descontinuidade, como o Custo de Interrupção de Clientes -CIC, e na otimização da rapidez de resposta através do Tempo de Operação da Proteção - TOP). Foi exatamente para solucionar esse complexo e conflitante *trade-off* que este trabalho propôs e desenvolveu uma metodologia baseada em um Algoritmo Genético de Ordenação Não Dominada (NSGA-II) com arquitetura Bi-Nível, projetada para resolver a alocação simultânea de chaves e a coordenação cronométrica de relés.

A análise comparativa revelou que o método clássico Mono-Nível (NSGA-II Puro), devido ao acoplamento direto das variáveis, sofre de convergência prematura. Destaca-se que a natureza direta deste método tradicional, ao tentar tratar simultaneamente múltiplas funções objetivo conflitantes em um único espaço de busca, acaba diluindo seu esforço analítico. Como consequência direta dessa sobrecarga estrutural, o algoritmo clássico não consegue realizar o ajuste fino das curvas tempo-corrente, falhando em entregar uma resposta de coordenação e seletividade tão eficiente e segura quanto a obtida pela abordagem Bi-Nível. Mesmo submetido a uma carga paramétrica massiva baseada em força bruta (600 indivíduos e 600 gerações), o NSGA-II

Puro não foi capaz de mapear adequadamente o espaço de busca, resultando em fronteiras de Pareto esparsas, com tempos de operação severamente elevados e índices de confiabilidade subótimos. Em contrapartida, a formulação Bi-Nível proposta demonstrou altíssima robustez e assertividade matemática. Operando com uma carga computacional e populacional consideravelmente menor (100 indivíduos e 100 gerações), a abordagem hierárquica gerou superfícies de Pareto contínuas, densas e estritamente não dominadas, provando aproveitar o máximo potencial da tecnologia dos relés alocados.

No que tange ao esforço computacional, confirmou-se que o aninhamento estrutural exige um tempo de processamento superior (estabilizando-se em torno de 3 minutos na versão otimizada do código, contra ~1,8 minutos do método Mono-Nível no mesmo cenário). Conclui-se, no entanto, que esse leve acréscimo temporal é um sacrifício amplamente justificado e plenamente aceitável. Uma vez que o planejamento e a expansão da infraestrutura de proteção são tarefas executadas de forma estática e *offline*, a precisão analítica entregue pelo modelo Bi-Nível traduz-se em ganhos incomparáveis em seletividade e segurança operativa.

Portanto, a ferramenta computacional desenvolvida atende aos rigorosos critérios técnicos exigidos pela operação de sistemas elétricos, consolidando-se como um instrumento de apoio à tomada de decisão capaz de extrair o máximo rendimento tecnológico dos dispositivos de proteção e, simultaneamente, garantir a modicidade tarifária e a qualidade do fornecimento de energia.

Considerando a abrangência do tema e as constantes evoluções nas redes elétricas inteligentes (Smart Grids), o modelo desenvolvido abre caminho para diversas investigações. Também como propostas para trabalhos futuros estão:

- A integração de Geração Distribuída (GD): Expandir a formulação Bi-Nível para avaliar o impacto da inserção de fontes de Geração Distribuída (como usinas solares fotovoltaicas e eólicas) no sistema de distribuição. A presença de GD altera os níveis e a direcionalidade das correntes de curto-circuito, tornando o problema de alocação e coordenação de relés ainda mais complexo e essencial.
- A exploração de novos algoritmos evolutivos multiobjetivo: Substituir ou hibridizar o mecanismo de busca incorporando outras meta-heurísticas de alto desempenho, como a Otimização por Nuvem de Partículas (PSO - Particle Swarm

Optimization) ou o algoritmo GA-SQP, com o intuito de avaliar potenciais ganhos em velocidade de convergência, especialmente na resolução do subproblema no nível inferior.

- A incorporação direta de indicadores de continuidade: Modelar e avaliar de forma explícita, na formulação das funções objetivo, as metas regulatórias de continuidade do fornecimento exigidas pelas agências do setor, como a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora.

REFERÊNCIAS

ALAEE, P.; AMRAEE, T. Optimal coordination of directional overcurrent relays in meshed active distribution network using imperialistic competition algorithm. **Journal of Modern Power Systems and Clean Energy**, v. 9, n. 2, p. 416-422, 2021.

ALAM, M. N.; PANT, V.; DAS, B. Protection coordination scheme for directional overcurrent relays considering change in network topology and OLTC tap position. **Electric Power Systems Research**, v. 185, 2020.

AL-JUMAILI, A. M.; ASLAN, Y.; YAŞAR, C. Optimal allocation and sizing of distributed generation in radial distribution systems using geolocation-aware heuristic optimization. **International Journal of Computer Applications**, [S. l.], v. 183, n. 16, p. 26-34, jul. 2021.

AMIN, I. K.; YADAV, R.; ATIK, M. A. R.; UDDIN, M. N. Integration of Genetic and Dijkstra's Algorithm for Optimal Over-current Relay Coordination in Power Distribution System. In: 2024 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS). [S.l.]: IEEE, 2024. p. 1-8. DOI: 10.1109/IAS55788.2024.11023761.

ASSIS, L. G. W. et al. Allocation of protective devices in distribution circuits using nonlinear programming models and genetic algorithms. **Electric Power Systems Research**, v. 69, n. 1, p. 77-84, 2015.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 6023**: Informação e documentação - Referências - Elaboração. Rio de Janeiro, 2018.

BAHMANYAR, A. et al. A comprehensive review of protection coordination methods in power distribution systems in the presence of DG. **Electric Power Systems Research**, [S. l.], v. 151, p. 100-112, 2017.

COSTA, M. M.; BESSANI, M.; BATISTA, L. S. A multiobjective and multicriteria approach for optimal placement of protective devices and switches in distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S. l.], v. 37, n. 4, p. 2978-2985, ago. 2022.

DA CRUZ, V. A. M.; LEITE, J. B. Análise Estatística do Algoritmo Genético na Solução do Problema de Coordenação Ótima dos Relés de Sobrecorrente. In: VIII ERMAC Regional 9. **Anais [...]**. Ilha Solteira: Even3, 2024. v. 1, p. 1-7.

DAS, S.; GUPTA, S. Adaptive Protection Scheme Using Optimal Coordination of Directional Overcurrent Relays in Grid-Connected Mode by Applying Micro-Genetic Algorithm. In: 2025 Fourth International Conference on Power, Control and Computing Technologies (ICPC2T). Raipur, India: IEEE, 2025. p. 303-308. DOI: 10.1109/ICPC2T63847.2025.10958655.

DE LA BARRA, J.; SALO, A.; POURAKBARI-KASMAEI, M. Choosing portfolios of reinforcement actions for distribution grids based on partial information. **Reliability Engineering and System Safety**, [S. l.], v. 266, art. 111729, 2026. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ress.2025.111729.

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, abr. 2002.

FENG, Y. et al. Multi-objective Optimization of Power System Capacity Configuration Using NSGA-II Algorithm. In: 2025 IEEE International Symposium on the Application of Artificial Intelligence in Electrical Engineering (AAIEE). **Proceedings [...]**. [S.l.]: IEEE, 2025. p. 46-50. DOI: 10.1109/AAIEE64965.2025.11100408.

FERRAZ, R. S. F. et al. Genetic optimization-based overcurrent relay coordination in a feeder with high distributed generation integration. In: IEEE PES INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES CONFERENCE - LATIN AMERICA (ISGT LATIN AMERICA), 2019, Gramado. **Proceedings [...]**. [S. l.]: IEEE, 2019. p. 1-6.

GASTELBONDO, G. A. et al. Optimization of Reclosers Placement in Distribution Networks to Improve Service Quality Indices. **IEEE Latin America Transactions**, v. 20, n. 2, p. 241-249, fev. 2022.

GERS, J. M.; HOLMES, E. J. **Protection of electricity distribution networks**. 4. ed. Stevenage: IET, 2021. v. 47, p. 70-73.

GHOLIZADEH, N.; HOSSEINIAN, S. H.; ABEDI, M.; NAFISI, H.; SIANO, P. Optimal placement of fuses and switches in active distribution networks using value-based MINLP. **Reliability Engineering and System Safety**, [S. l.], v. 217, art. 108075, 2022. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108075.

HABIB, K. et al. An Improved Technique of Hybridization of PSO for the Optimal Coordination of Directional Overcurrent Protection Relays of IEEE Bus System. **Energies**, [S. l.], v. 15, n. 9, art. 3076, 2022. DOI: https://doi.org/10.3390/en15093076.

HEIDARI, A. et al. Mixed-integer nonlinear programming formulation for distribution networks reliability optimization. **IEEE Transactions on Smart Grid**, Nova York, v. 9, n. 5, p. 4207-4217, 2018. DOI: https://doi.org/10.1109/TSG.2017.2652197.

INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS (IEEE). **IEEE C37.112**: IEEE Standard Inverse-Time Characteristic Equations for Overcurrent Relays. Nova York: IEEE, 2014.

INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION (IEC). **IEC 60255-151**: Measuring relays and protection equipment - Part 151: Functional requirements for over/under current protection. Genebra: IEC, 2009.

IZADI, M. et al. Optimal placement of protective and controlling devices in electric power distribution systems: A MIP model. **IEEE Access**, [S. l.], v. 7, p. 122827-122837, 2019.

KARIMI, M. et al. Optimal coordination of directional overcurrent relays using hybrid firefly–genetic algorithm. **Energies**, v. 16, n. 14, art. 5328, 2023.
KHURSHAID, T. et al. An Improved Optimal Solution for the Directional Overcurrent Relays Coordination Using Hybridized Whale Optimization Algorithm in Complex

Power Systems. **IEEE Access**, v. 7, p. 90418-90435, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2925822.

LEITE, J. B.; MANTOVANI, J. R. S. Optimal selection and relocation of sectionalizing switches in distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S. l.], v. 27, n. 4, p. 1823-1830, out. 2012.

LI, H.; WANG, H. Multi-objective Optimization of Relay Protection Setting Based on MOAHA Algorithm. **Journal of Physics: Conference Series**, [S. l.], v. 2427, n. 1, art. 012043, 2023. DOI: https://doi.org/10.1088/1742-6596/2427/1/012043.

MAMEDE FILHO, J.; MAMEDE, D. R. **Proteção de sistemas elétricos de potência**. ed. Barueri: Grupo Gen-LTC, 2020. v. 2.

MCBEE, K. D.; FAREZZ, I.; PARDINGTON, C. Multiobjective approach for customer interruption costs estimation. **IEEE Transactions on Power Delivery**, [S. l.], v. 36, n. 1, p. 150-158, 2021.

MELGAR DOMINGUEZ, O. D.; POURAKBARI-KASMAEI, M.; MANTOVANI, J. R. S. Adaptive Robust Short-Term Planning of Electrical Distribution Systems Considering Siting and Sizing of Renewable Energy-based DG Units. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. 158-169, 2019. DOI: https://doi.org/10.1109/TSTE.2018.2828778.

NGUYEN, T.; NGUYEN, A.; VŨ, P. Multi-Objective Dynamic Self-Healing of Unbalanced and Harmonic-Rich Smart Distribution Networks Using Improved Whale Optimization Algorithm. **International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications**, [S. l.], v. 14, p. 365-372, 2025. DOI: https://doi.org/10.18178/ijeetc.14.6.365-372.

PEREIRA, K. et al. A multiobjective optimization technique to develop protection systems of distribution networks with distributed generation. **IEEE Transactions on Power Systems**, [S. l.], v. 33, n. 6, p. 7064-7075, nov. 2018.

POPOVIĆ, D. H.; BRBAKLIĆ, M.; KNEŽEVIĆ, S. A mixed integer linear programming based approach for optimal placement of different types of automation devices in distribution networks. **Electric Power Systems Research**, v. 148, p. 136-146, 2017.

REIMER, B.; KHALILI, T.; BIDRAM, A.; RENO, M. J.; MATTHEWS, R. C. Optimal protection relay placement in microgrids. In: IEEE KANSAS POWER AND ENERGY CONFERENCE (KPEC), 2020, Manhattan. Manhattan: IEEE, 2020. p. 1-6.

REIZ, C. **Análise de faltas e cálculo de curto-circuito em sistemas de distribuição de energia elétrica com fontes renováveis de geração de energia**. 2019. Dissertação (Mestrado) – UNESP, Ilha Solteira, 2019.

REIZ, C.; LEITE, J. B. Optimal Coordination of Protection Devices in Distribution Networks With Distributed Energy Resources and Microgrids. **IEEE Access**, v. 10, p. 99584-99594, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3203713.

REZAEI, N. et al. Genetic Algorithm-Based Optimization of Overcurrent Relay Coordination for Improved Protection of DFIG Operated Wind Farms. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 55, n. 6, p. 5727-5736, nov./dez. 2019. DOI: 10.1109/TIA.2019.2939244.

ROJNIĆ, M. et al. Assessment of an overcurrent protection strategy based on thermal stress curves in distribution networks under reconfiguration scenarios. **IEEE Access**, [S. l.], v. 12, p. 91617-91632, 2024. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3427354.

SAAD, S. M.; EL-NAILY, N.; MOHAMED, F. A. A new constraint considering maximum PSM of industrial over-current relays to enhance the performance of the optimization techniques for microgrid protection schemes. **Sustainable Cities and Society**, [S. l.], v. 44, p. 445-457, 2019.

SALDARRIAGA-ZULUAGA, S. D. et al. An approach for optimal coordination of overcurrent relays in microgrids with distributed generation. **Electronics**, [S. l.], v. 9, n. 10, art. 1740, out. 2020.

SRINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. **Evolutionary Computation**, v. 2, n. 3, p. 221-248, 1994.
TENG, J. H.; LIU, Y. H. A novel ACS-based optimum switch relocation method. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 18, p. 113-120, 2003.

UNESP-FEIS-DEE-LAPSEE. **Sistema prático de 135 barras**. LaPSEE, 2023. Disponível em: https://www.feis.unesp.br/#!/departamentos/engenharia-eletrica/pesquisas-e-projetos/lapsee/downloads/materiais-de-cursos1193/.

WANG, Z.; CAO, Z.; ZHANG, D. A Bi-Level Optimization Model for Bidding Strategies in Inter-Provincial Electricity Spot Markets Based on an Improved Quantum Genetic Algorithm. In: 2025 4th International Conference on New Energy System and Power Engineering (NESP). **Proceedings [...]**. [S.l.]: IEEE, 2025. p. 611-615. DOI: 10.1109/NESP65198.2025.11041652.

XU, B. et al. An Adaptive Overcurrent Protection Method for Distribution Networks Based on Dynamic Multi-Objective Optimization Algorithm. **Algorithms**, v. 18, p. 472, 2025. DOI: 10.3390/a18080472.

ZHANG, H. et al. Program Scheduling With Multi-Skill and External Resource Coordination Consideration Using Improved NSGA-II: Case Study. **IEEE Access**, v. 12, p. 177491-177503, 2024. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3506632.

ZHANG, L. et al. Bi-level programming multi-agent distributed manufacturing task allocation method based on NSGA-II algorithm. In: 2026 IEEE International Conference on Power, Electronics and Green Energy (ICPEGE).
ZHANG, W. et al. Bi-Level Operation Optimization and Performance Analysis for a Distributed Energy System with Energy Network. **Processes**, v. 12, n. 10, p. 2194, 2024. DOI: 10.3390/pr12102194.

ZHANG, Bo; ZHAO, Meng; HU, Xiangpei. Location planning of electric vehicle charging station with users' preferences and waiting time: multi-objective bi-level

programming model and HNSGA-II algorithm. **International Journal of Production Research**, v. 61, p. 1-30, 2022. DOI: 10.1080/00207543.2021.2023832.

ZHI, Q. et al. Optimal Configuration and Operation Strategy of Hybrid Energy Storage for Multi-Market Coordination Based on Deep Learning and Bi-Level MILP. In: 2026 3rd International Symposium on New Energy Technologies and Power Systems (NETPS). [S.l.]: IEEE, 2026. p. 176-182. DOI:10.1109/NETPS70564.2026.11650146.