

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
Engenharia Elétrica
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Lara Aparecida Pimentel Delfim Lacerda

**Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição Através de Método Híbrido
de Otimização**

Juiz de Fora
2019

Lara Aparecida Pimentel Delfim Lacerda

Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição Através de Método Híbrido de Otimização

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia

Orientador: Dr. Leonardo Willer de Oliveira

**Juiz de Fora
2019**

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Lacerda, Lara Aparecida Pimentel Delfim.

Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição Através de Método Híbrido de Otimização / Lara Aparecida Pimentel Delfim Lacerda. -- 2019.

85 f.

Orientador: Leonardo Willer de Oliveira

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, 2019.

1. Restabelecimento. Sistemas de distribuição. 2. Otimização multiobjetivo. 3. Enxame de Partículas. 4. Fuzzy-Pareto. I. Oliveira, Leonardo Willer de, orient. II. Título.

Lara Aparecida Pimentel Delfim Lacerda

Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição Através de Método Híbrido de Otimização

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora como requisito parcial a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sistemas de Energia.

Aprovada em 25 de fevereiro de 2019

BANCA EXAMINADORA

D.Sc. Leonardo Willer de Oliveira - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

D.Sc. João Alberto Passos Filho
Universidade Federal de Juiz de Fora

D.Sc. Tales Pulinho Ramos
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Sudeste de Minas Gerais

*Dedico esse trabalho aos meus pais Marcelo e Andreia,
aos meus irmãos Müller e Gabriel,
e ao meu namorado Pedro,
com muito amor.*

AGRADECIMENTOS

Antes de tudo agradecer a Deus por sempre ter colocado pessoas maravilhosas na minha vida que me ajudaram nessa caminhada.

Agradecer aos meus pais, Marcelo e Andréia, pela educação, pelo suporte, pelo amor e pelo apoio em minhas decisões.

Aos meus irmãos, Müller e Gabriel, pelo carinho e amizade sempre.

Agradecer ao meu namorado Pedro pelo apoio, incentivo e tolerância, durante todo o mestrado.

Agradecer a toda minha família, meus avós, tios, primos e que sempre estiveram torcendo por mim.

Ao meu orientador Leonardo Willer de Oliveira, pela excelência na orientação e dedicação dispensadas para a realização deste trabalho e por acreditar no meu trabalho. Obrigada pela orientação, pelos ensinamentos, comentários e sugestões.

Aos amigos da DEODE que direta ou indiretamente, contribuíram e me apoiaram no desenvolvimento deste trabalho. Um agradecimento especial a Denise pelo grande apoio e pela liberação para realizar esse trabalho.

A UFJF e ao LABSPOT (Laboratório de Sistemas de Potência da Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Juiz de Fora), pela estrutura disponibilizada para a realização deste trabalho.

Finalmente, agradeço a CAPES, ao CNPQ e ao INERGE pelo apoio financeiro para este trabalho

“A única pessoa que você está destinada a ser é a pessoa que você decide ser”

Ralph Waldo Emerson

RESUMO

A presente dissertação de mestrado tem como proposta desenvolver uma metodologia híbrida de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de sistemas de distribuição de energia elétrica. Para tratar a natureza inteira mista e combinatória do problema, devido à presença de variáveis discretas, associadas à tomada de decisão para restabelecimento, juntamente com variáveis contínuas de estado da rede elétrica, propõe-se a técnica de otimização meta-heurística bioinspirada por enxame de partículas binário. A natureza binária do algoritmo de otimização proposto dispensa a adoção de estratégias de arredondamento das variáveis discretas, que podem comprometer a eficácia do método. É proposto um algoritmo genético para o caso de uma solução candidata violar o limite de tensão em alguma barra da rede elétrica, onde seja possível o corte de carga para o atendimento aos limites de tensão. Múltiplos objetivos são considerados para o problema de restabelecimento, incluindo a minimização da potência não suprida durante este processo, o atendimento a unidades consumidoras prioritárias, a minimização de perdas técnicas e a minimização do número de operações de manobra necessárias. Para tratar estes diferentes objetivos, que podem ser, inclusive, conflitantes entre si, como a minimização de potência não suprida e a minimização do número de manobras, o método de dominância de Pareto é utilizado embutido no algoritmo por enxame de partículas, gerando o algoritmo híbrido. Adicionalmente, princípios de lógica *fuzzy* são incorporados para definição das frentes de Pareto e obtenção de soluções candidatas concorrentes e alternativas ao problema. Destaca-se como vantagem da utilização do método de Pareto com lógica *fuzzy*, a possibilidade de obtenção de soluções candidatas concorrentes ao invés de uma única solução, a fim de dar suporte à tomada de decisões pelo planejador e/ou operador do sistema, de acordo com a realidade e prioridades de cada distribuidora. O modelo de otimização para restabelecimento inclui restrições importantes para o problema, como a radialidade da rede elétrica de distribuição, limites de tensão nodal e de correntes nos trechos da rede. A potência não suprida é determinada para cada solução candidata que apresente violação de tensão, através de um algoritmo genético inteiro. Três sistemas são utilizados para validar a metodologia proposta, incluindo uma rede real da região Sudeste do Brasil.

Palavras-chave: Restabelecimento. Sistemas de distribuição. Otimização multiobjetivo. Enxame de Partículas. *Fuzzy*-Pareto.

ABSTRACT

This dissertation proposes a hybrid multiobjective optimization methodology for the restoration of electric energy distribution systems. To treat the mixed and combinatorial nature of the problem, due to the presence of discrete variables, associated to decision-making for reestablishment, together with continuous variables of the electric network state, optimization technique meta-heuristics bioinspired for binary Particle Swarm is proposed. The binary nature of the optimization algorithm proposed does not require the adoption of rounding strategies for discrete variables, which may compromise the effectiveness of the method. A genetic algorithm is proposed for the case of a candidate solution violate the voltage limit in any electrical network bar, where it is possible to cut the load to meet the voltage limits. Multiple objectives are considered for the restoration problem, including minimizing the energy not supplied during this process, attending to priority consumer, minimizing technical losses and minimizing the number of necessary switching operations. In order to address these different objectives, which may be even conflicting, such as the minimization of energy not supplied and the minimization of the number of maneuvers, the Pareto dominance method is used embedded in the particle swarm algorithm, generating the algorithm hybrid. In addition, principles of fuzzy logic are incorporated to define the Pareto fronts and obtain candidate solutions that are competing and alternative to the problem. The advantage of using the Pareto method with fuzzy logic is the possibility of obtaining competing candidate solutions, instead of a single solution, in order to support decision making by the system planner and / or operator, according to the reality and priorities of each distributor. The optimization model for restoration includes important constraints to the problem, such as the radiality of the electric distribution network and limits of nodal voltage and currents in the stretches of the network. Three systems are used to validate the proposed methodology, including a real network of the Southeast region of Brazil.

Keywords: Restoration. Distribution systems. Multiobjective optimization. Particle Swarm. *Fuzzy-Pareto*.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 3.1: Funções de pertinências dos objetivos do restabelecimento.....	35
Figura 3.2: Valores <i>fuzzyficados</i> dos objetivos do restabelecimento.	37
Figura 3.3: Espaço de soluções e fronteira Pareto-ótima (DEB <i>et al</i> , 2002).....	38
Figura 3.4: Mecanismos de classificação de dominância.....	39
Figura 3.5: Cálculo da distância do aglomerado (MARINHO, 2009).....	40
Figura 3.6: Movimento da partícula	44
Figura 3.7: Operações do EBPM.....	45
Figura 3.8: Operação binária do EPBM	46
Figura 3.9: AG proposto.....	47
Figura 3.10: Indivíduo gerado pelo AG.....	48
Figura 3.11: Fluxograma do algoritmo proposto.....	50
Figura 4.1: Sistema IEEE 14 barras.....	59
Figura 4.2: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 14 barras, Condição-1.	60
Figura 4.3: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 14 barras, Condição-2.	62
Figura 4.4: Sistema 33 barras (LIN e CHIN 1998)	65
Figura 4.5: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 33 barras, Condição-2.	67
Figura 4.6: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 476 barras, Condição-1.	71
Figura 4.7: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 476 barras, Condição-2.	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Função de Danos do Consumidor (JÚNIOR, 2016) Adaptado pelo autor	24
Tabela 4.1: Parâmetros do algoritmo EPBM.....	57
Tabela 4.2: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 14 barras.....	60
Tabela 4.3: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 14 barras.....	61
Tabela 4.4: Comparativo de soluções, sistema 14 barras	63
Tabela 4.5: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 33 barras.....	66
Tabela 4.6: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 33 barras.....	66
Tabela 4.7: Comparativo de soluções, sistema 33 barras	68
Tabela 4.8: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 476 barras.....	70
Tabela 4.9: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 476 barras.....	70
Tabela 4.10: Comparativo de soluções, sistema 476 barras	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	Processo de Hierarquia Analítica
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
CDA	<i>Crowding Distance</i>
CPNA	Consumidores prioritários não atendidos
DEC	Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DFP	Dominância fuzzy-pareto
DIC	Duração de Interrupção por Unidade Consumidora ou por Ponto de Conexão
DMIC	Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora ou Ponto de Conexão
EPBM	Enxame de Partículas Binário Multiobjetivo
FDC	Função de danos ao consumidor
FEC	Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FIC	Frequência de Interrupção individual por unidade consumidora
FOB	Função objetivo do problema
FPO	Fluxo de Potência Ótimo
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
LND	Lista de Não-Dominados
NA	Normalmente Aberta
NDE	<i>Nodedepth</i>
NF	Normalmente Fechada
PAH	Processo Analítico Hierárquico
PNS	Potência não suprida
PRODIST	Procedimentos de Distribuição
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
SDEE	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica
SED	Sistemas Elétricos de Distribuição
SEP	Sistemas Elétricos de Potência
SFLA	Algoritmo de embaralhamento de salto de sapos
SPEA2	<i>Pareto Evolutionary Algorithm 2 Strength</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

i	Índice de interrupções da unidade consumidora
n	Número de interrupções da unidade consumidora
$t(i)$	Duração da interrupção da unidade consumidora
j	Índice de unidades consumidoras do conjunto
Cc	Número total de unidades consumidoras atendidas no conjunto
$DIC(i)$	Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
$DICRI(i)$	Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora ocorrida em dia crítico
$FIC(i)$	Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
PNS	Potência não suprida no sistema;
$CPNA$	Número de consumidores prioritários não atendidos;
P_e	Perda técnica do sistema;
PL_t	Carga total do sistema; e
nch	Número de chaveamentos para restabelecimento do sistema.
g_{km}	Condutância da linha km ;
V_k	Módulo da tensão da barra k ;
V_m	Módulo da tensão da barra m ;
θ_{km}	Defasagem angular entre as barras k e m ;
ch_{km}	Valor de posição da chave do trecho $k-m$, em função da decisão de restabelecimento (0 - chave aberta; 1 - chave fechada).
PG_k	Potência ativa gerada na barra k ;
PL_k	Potência ativa demandada na barra k ;
QG_k	Potência reativa gerada na barra k ;
QL_k	Potência reativa demandada na barra k ;
α_k	Variável que representa corte de carga na barra k , variando de '0' (corte nulo) a '1' (cem por cento de corte);
V_{min}	Limite inferior de tensão do sistema de distribuição; e
V_{max}	Limite superior de tensão do sistema de distribuição.
λ_{max}	Valor máximo dos autovalores da matriz A ; e
λ_{med}	Valor médio dos autovalores da matriz A .
yp_1	Valor de função de pertinência para a potência não suprida PNS_p ;

yp_2	Valor de função de pertinência para o número de consumidores prioritários não atendidos $CPNA_p$;
yp_3	Valor de função de pertinência para as perdas do sistema $Perdas_p$;
yp_4	Valor de função de pertinência para o número de chaveamentos NCH_p ;
yf_1	Valor <i>fuzzyficado</i> para a potência não suprida PNS ;
yf_2	Valor <i>fuzzyficado</i> para o número de consumidores prioritários não atendidos $CPNA$;
yf_3	Valor <i>fuzzyficado</i> para as perdas técnicas $Perdas$; e
yf_4	Valor <i>fuzzyficado</i> para o número de chaveamentos NCH .
I	Momento de inércia;
x_{id}	Posição da partícula antes da atualização;
x_{idu}	Posição da partícula após a atualização;
v_{id}	Velocidade da partícula antes da atualização;
v_{idu}	Velocidade da partícula após a atualização;
c_1	Fator que pondera a influência individual;
c_2	Fator que pondera a influência coletiva;
r_1 e r_2	Números aleatórios;
$pbest_{id}$	Posição ótima local; e
$gbest_{id}$	Posição ótima global.
$d(id^{if-1}, id^{if})$	Distância entre duas partículas nas fronteiras ' $if - 1$ ' e ' if ';
FOB_i^{if}	Valor da i -ésima função objetivo para a partícula da fronteira ' if ';
$\max FOB_i$	Valor máximo da i -ésima função; e
$\min FOB_i$	Valor mínimo da i -ésima função.
$D(i)$	Densidade;
$dist_{ij}(k)$	Distancia entre cada individuo i e todos os indivíduos j do conjunto U ;
k	Raiz quadrada do número de elementos de U ;
$F(i)$	Função <i>fitness</i> ;

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	13
1.1.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
1.1.1.	Restabelecimento Multiobjetivo	16
1.1.2.	Restabelecimento com <i>Fuzzy</i>.....	17
1.1.3.	Restabelecimento com Dominância de Pareto	18
1.1.4.	<i>Fuzzy</i>-Pareto	19
1.2.	OBJETIVOS	20
1.3.	PUBLICAÇÕES E/OU SUBMISSÕES DECORRENTES DA PESQUISA	21
1.4.	ESTRUTURA DO TRABALHO	21
2.	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO	22
2.1.	INTRODUÇÃO.....	22
2.2.	OBJETIVOS	23
2.1.1.	Potência Não Suprida	24
2.2.2.	Consumidores Prioritários Não Atendidos.....	25
2.2.3.	Perdas.....	25
2.2.4.	Número de Chaveamentos	26
2.3.	RESTRICÇÕES	27
2.4.	CONCLUSÕES PARCIAIS	28
3.	METODOLOGIA PROPOSTA	29
3.1.	INTRODUÇÃO.....	29
3.2.	MODELAGEM DO PROBLEMA MULTIOBJETIVO.....	29
3.2.1.	Atribuição de Importância aos Objetivos.....	30
3.2.2.	Modelagem das Funções de Pertinência dos Objetivos.....	31
3.2.3.	<i>Fuzzyficação</i> dos Objetivos	35
3.2.4.	Dominância de Pareto	37
3.2.5.	Algoritmo por Enxame de Partículas Binário.....	42
3.2.6.	Algoritmo genético para determinação de <i>PNS</i>	46
3.2.7.	Algoritmo Proposto.....	49
3.3.	CONCLUSÕES PARCIAIS	53
4.	TESTES E RESULTADOS	55
4.1.	INTRODUÇÃO.....	55
4.2.	CONSIDERAÇÕES PARA AS SIMULAÇÕES.....	55
4.3.	SISTEMA IEEE 14 BARRAS	58

4.3.1. Condição-1	59
4.3.2. Condição-2	61
4.4. SISTEMA IEEE 33 BARRAS	64
4.5. SISTEMA 476 BARRAS	69
4.6. DESEMPENHO COMPUTACIONAL.....	73
4.7. CONCLUSÕES PARCIAIS	74
5. CONCLUSÕES	75
5.1. CONSIDERAÇÕES FINAIS	75
5.2. TRABALHOS FUTUROS	76
REFERÊNCIAS	77

1. INTRODUÇÃO

Os Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) estão em constante expansão e se tornando cada vez mais complexos devido a novas tecnologias e premissas operativas, fazendo da confiabilidade um importante requisito. Redes elétricas de distribuição estão sujeitas a interrupções de fornecimento programadas para manutenção ou interrupções forçadas, sejam por falhas em trechos de alimentadores, defeitos com necessidade de isolamento de áreas para reparo ou por causas naturais (REIS *et al.*, 2016). O restabelecimento (ADIBI *et al.*, 1987) desses sistemas envolve as ações necessárias para otimizar a operação durante o reparo da causa de interrupção e deve considerar diferentes objetivos e restrições, sendo alguns objetivos conflitantes entre si.

De forma a regulamentar a operação de SDEE, foram instituídos aspectos regulatórios a fim de melhorar a qualidade e a confiabilidade dos sistemas elétricos. A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) é o órgão responsável por avaliar as empresas concessionárias quanto à continuidade de fornecimento de energia elétrica com base em indicadores coletivos e individuais (BORGES, 2012). Em 15 de dezembro de 2009 foi publicada a Resolução Normativa nº395, que aprovou a Revisão I do PRODIST (Procedimentos de Distribuição da ANEEL).

Dentro do PRODIST, o módulo 8, dedicado a qualidade da energia elétrica, aborda tanto a qualidade do produto quanto do serviço prestado e a qualidade no tratamento das reclamações. Por meio do controle das interrupções, do cálculo e da divulgação dos indicadores de continuidade de serviço, as distribuidoras, os consumidores, as centrais geradoras e a ANEEL podem avaliar a qualidade do serviço prestado e o desempenho do sistema elétrico. Para isso, são definidos indicadores e limites que permitem mensurar a qualidade do serviço prestado. Os indicadores deverão ser calculados para períodos de apuração mensais, trimestrais e anuais, com exceção do indicador DICRI, que deverá ser apurado por interrupção ocorrida em Dia Crítico.

Os indicadores que a concessionária deve apurar são:

- 1) DIC (Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora):
Duração de interrupção individual por unidade consumidora, em horas, expressa pela equação (1.1).

$$DIC = \sum_{i=1}^n t(i) \quad (1.1)$$

- 2) FIC (Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora): Número de interrupções individuais por Unidade Consumidora, expressa pela equação (1.2).

$$FIC = n \quad (1.2)$$

- 3) DMIC (Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora): Intervalo máximo de duração de uma interrupção por unidade consumidora, expressa pela equação (1.3).

$$DMIC = t(i)max \quad (1.3)$$

- 4) DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora): Duração média da interrupção por unidade consumidora do conjunto considerado, expressa pela equação (1.4).

$$DEC = \frac{\sum_{j=1}^{Cc} DIC(i)}{Cc} \quad (1.4)$$

- 5) FEC (Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora): Número médio de interrupções individuais por Unidade Consumidora do conjunto considerado, expresso pela equação (1.5).

$$FEC = \frac{\sum_{j=1}^{Cc} FIC(i)}{Cc} \quad (1.5)$$

Onde:

i Índice de interrupções da unidade consumidora;

n	Número de interrupções da unidade consumidora;
$t(i)$	Duração da interrupção da unidade consumidora;
j	Índice de unidades consumidoras do conjunto;
Cc	Número total de unidades consumidoras atendidas no conjunto;
$DIC(i)$	Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora;
$FIC(i)$	Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora.

Com o estabelecimento desses indicadores, a ANEEL conseguiu melhorar a qualidade na prestação do serviço de energia elétrica, tendo em vista que quando ocorre a violação de algum desses índices a distribuidora deve compensar financeiramente o consumidor.

O estabelecimento do módulo 8 do PRODIST ressaltou a importância de pesquisas que envolvam o problema de restabelecimento de sistemas de distribuição, para que com isso as concessionárias possam melhorar seus indicadores, evitando o pagamento de cifras de compensação financeira pelo descumprimento desses indicadores.

Quando acontece a interrupção no fornecimento de energia, é necessária a transferência de carga entre alimentadores, estas operações são definidas como restabelecimento de energia. Esta ação requer a reconfiguração da rede elétrica através de operações de chaveamento, ou seja, manobras de abertura e/ou fechamento de chaves estrategicamente acopladas a determinados trechos (OLIVEIRA *et al.*, 2014). Neste contexto, planos de restabelecimento devem determinar a topologia durante o reparo de uma falta e as sequências de manobras (ANANTHAPADMANABHA *et al.*, 1997; WANG e LI, 2007), necessárias para conduzir o sistema até esta topologia a partir da configuração pós-falta.

O plano de restabelecimento deve ser capaz de transferir o máximo possível das cargas afetadas por determinada falha para outros alimentadores (DUQUE e MORINIGO, 2006; BORGES *et al.*, 2011), de modo a minimizar os efeitos de interrupção de fornecimento. Essa transferência é feita por chaves que interligam os alimentadores e permitem a mudança topológica da rede elétrica de distribuição.

1.1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Dada a importância do problema de restabelecimento de SDEE, o estado da arte sobre o tema envolve diversas pesquisas sob a forma de produções bibliográficas encontradas na literatura especializada. O trabalho de BORGES (2016) propõe uma metodologia para resolução do problema após a ocorrência de um defeito no sistema, com a utilização de um método de fluxo de potência ótimo (FPO). A metodologia fornece uma sequência viável de operações de manobra a fim de restabelecer a carga sem violações de corrente nos trechos e com manutenção das tensões nodais dentro dos limites pré-estabelecidos.

Nesta seção, o estado da arte é apresentado de forma organizada por níveis de metodologias, envolvendo abordagens multiobjetivos, aplicação de lógica *fuzzy* e do método de Pareto. Por fim, apresenta-se uma produção envolvendo método híbrido *fuzzy*-Pareto, que consiste na proposta da presente dissertação, mas que trata do problema de reconfiguração de redes de distribuição sem abordar consumidores prioritários e número de chaveamentos como objetivos.

1.1.1. Restabelecimento Multiobjetivo

O problema de restabelecimento de energia em sistemas de distribuição envolve diferentes objetivos de acordo com requisitos operativos diversos. Alguns trabalhos da literatura consideram esta diversidade de requisitos através de métodos apropriados de resolução. O trabalho de Oliveira *et al.* (2014) propõe um método de duas etapas para o restabelecimento de sistemas radiais de distribuição, com a aplicação das técnicas algoritmo genético e enxame de partículas binário. Além da determinação da topologia do sistema para a operação após a ocorrência de uma falta, o método determina a sequência de operações necessárias. Na primeira etapa, é feita a reconfiguração da rede através do método de enxame de partículas binário e na segunda etapa, a determinação da sequência de manobras é indicada pelo algoritmo genético. Os objetivos são a maximização da demanda atendida durante o processo de restabelecimento e a minimização de perdas técnicas e do número de chaveamentos, com restrições de limites de tensão. Porém, a metodologia baseia-se no ajuste de pesos para ponderação destes diferentes requisitos em uma única função objetivo, ou seja,

embora a abordagem seja multiobjetivo, o método é mono-objetivo baseado no ajuste de pesos, o que gera dificuldade para a definição adequada a qualquer SDEE.

No trabalho de Arcanjo (2014), é proposta uma metodologia multi-estágio utilizando algoritmos bio-inspirados para a resolução do processo de restabelecimento de SDEE. No primeiro estágio, a modelagem da função multiobjetivo busca uma configuração adequada de chaves que minimize a carga não suprida, as perdas técnicas e o número de chaveamentos, penalizando violações aos limites operativos do sistema e considerando a presença de consumidores prioritários. Com a configuração final obtida, são identificadas as chaves manobradas, sendo o segundo estágio responsável pela determinação da sequência de chaveamentos, levando em conta a minimização da energia não suprida com a consideração dos tempos de manobra. Caso seja necessário, este estágio determina cortes mínimos discretos de carga para cada manobra executada. Os algoritmos bio-inspirados determinam as soluções dos problemas de otimização não-lineares inteiros mistos dos dois estágios.

Costa e Araújo (2018) propõem um método baseado na busca de alimentadores adjacentes para restauração de sistemas de distribuição após falhas. O algoritmo desenvolvido faz uma busca por trechos pertencentes a alimentadores adjacentes à área afetada, que atendam restrições operativas. Assim que os trechos são selecionados, realiza-se um teste de todas as combinações possíveis de realização buscando identificar a melhor solução. São considerados apenas equipamentos telecontrolados para a restauração, visto que o método tem como objetivo permitir que o processo seja realizado de forma autônoma e em um intervalo de tempo menor do que 3 minutos.

1.1.2. Restabelecimento com *Fuzzy*

Sistemas de inferência *fuzzy* têm sido aplicados para a resolução de problemas multiobjetivos de restabelecimento de SDEE, de forma a quantificar a pertinência de cada objetivo na solução do problema. O trabalho de Kaewmanee e Sirisumrannukul (2011) apresenta um algoritmo de decisão *fuzzy*, onde os objetivos, as restrições e as decisões são modeladas de acordo com a lógica *fuzzy*. O objetivo considerado é a minimização do número de operações de chaveamento, tendo como restrições a capacidade máxima dos alimentadores principal e laterais, a queda máxima de tensão, restauração de fornecimento na área afetada e o

balanceamento de cargas. Outra contribuição é integração de uma codificação de árvore chamada *nodedepth* (NDE) para a reconfiguração eficiente da rede elétrica de distribuição. Este algoritmo é capaz de alterar a topologia de rede sem produzir malhas na rede ou áreas desconectadas.

Jiang *et al.* (2012) apresentam um modelo multiobjetivo *fuzzy* de restabelecimento em que funções objetivo de diferentes dimensões numéricas são normalizadas para um mesmo intervalo, sendo estas funções integradas através de um processo de hierarquia analítica. O modelo multiobjetivo *fuzzy* é integrado por um operador de soma ponderada e um esquema sistemático é formado. O algoritmo genético adaptativo baseado em teoria da nuvem é então usado para resolver o modelo. Objetivos como capacidade de geração, cargas prioritárias e número de chaveamentos são considerados. Como restrições, consideram-se limites de corrente e de tensão nodal, bem como a conectividade e a radialidade da rede.

Os trabalhos anteriores geram uma única solução otimizada, ou seja, não proveem alternativas de procedimentos para o centro de operações. A geração de planos alternativos é possível com a aplicação de métodos de dominância de Pareto, abordados na sequência.

1.1.3. Restabelecimento com Dominância de Pareto

O trabalho proposto por Reis *et al.* (2016) apresenta uma metodologia de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de SDEE, com a aplicação do método de otimização por enxame de partículas binário juntamente com os princípios de dominância de Pareto. Os objetivos são a maximização da carga atendida e a minimização de perdas técnicas e de número de operações de manobras de chaves. Como restrições, consideram-se o atendimento aos níveis de tensão permitidos e a radialidade da rede elétrica.

O trabalho de Carrano *et al.* (2015) propõe um algoritmo evolucionário multiobjetivo para lidar com o problema de restabelecimento de SDEE, incluindo-se a maximização da carga restaurada e a minimização do tempo necessário. O algoritmo visa eficiência computacional para fins de fornecimento de soluções em tempo real para sistemas práticos. Esta eficiência deve-se a duas estratégias de redução de dimensionalidade do espaço de busca. Devido à característica do esquema de codificação, utiliza-se uma adaptação do

algoritmo conhecido como *Pareto Evolutionary Algorithm 2 Strength* (SPEA2), em que a aptidão é modificada para permitir a codificação simultaneamente de soluções diferentes.

Sanches (2013) propõe explorar as melhores características da técnica NDE com propósito de eliminação de restrições usuais do problema de restabelecimento. A abordagem baseia-se na ideia de tabelas de subpopulação. Tabelas denominadas de subpopulação não dominadas são adicionadas. Estas tabelas armazenam as soluções não dominadas obtidas durante gerações do algoritmo. Uma técnica de não-dominância garante a diversidade de soluções na população não dominada.

Garcia *et al.* (2009) propõe uma codificação alternativa para resolver o problema de restabelecimento de redes de distribuição de energia elétrica utilizando um algoritmo evolucionário multiobjetivo, envolvendo a minimização tanto da carga não suprida quanto do número de operações de comutação do plano de restabelecimento. Restrições operativas de capacidade de trechos e subestações, e de tensão nodal são consideradas.

1.1.4. *Fuzzy-Pareto*

No trabalho de Asrari *et al.* (2016), a reconfiguração do sistema de distribuição é realizada para melhorar múltiplos objetivos que incluem redução de perdas técnicas e de dois índices de qualidade de energia: distorção harmônica e queda de tensão. Um modelo de otimização híbrida, que consiste em uma combinação da técnica de dominância *fuzzy-pareto* (DFP) com o algoritmo de embaralhamento de salto de sapos, do inglês SFLA, é proposto para identificar uma fronteira de Pareto como um conjunto de soluções candidatas para a rede. O SFLA é um método eficiente de busca cooperativa meta-heurístico de base populacional. Este método contém uma etapa denominada “pesquisa local” em sua estrutura, aplicada à reconfiguração de redes no trabalho em questão.

O artigo proposto por Shen *et al.* (2014) apresenta uma abordagem de duas etapas para o processo de reconfiguração de SDEE radiais de média tensão. Um algoritmo genético multiobjetivo baseado na dominância de Pareto é usado para otimizar a configuração de rede em relação à carga que pode ser restaurada, incluindo prioridade de cargas e restrições à comutação de chaves. Em seguida, um método de decisão *fuzzy* de múltiplos objetivos seleciona a sequência de manobras. As decisões são tomadas com base em índices de desempenho

definidos por especialistas humanos e harmonizados, bem como linearizados pelo processo analítico hierárquico (PAH). O grau de importância de cada nó (barramento), a prioridade de cargas, a qualidade operativa da rede restaurada e o comprimento de trechos de distribuição são considerados. Ambos os trabalhos abordam o problema de reconfiguração, enquanto o objetivo desta tese é o restabelecimento de energia.

1.2. OBJETIVOS

Tendo em vista a importância do problema caracterizado nas seções anteriores, o presente trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de SDEE. Esta metodologia alia a aplicação da técnica de otimização meta-heurística bioinspirada por enxame de partículas binário, para tratar a natureza inteira mista e combinatória do problema, com princípios de lógica *fuzzy* para manipulação de diferentes objetivos do problema de restabelecimento, juntamente com dominância de Pareto na identificação de soluções atrativas. Para tanto, um processo analítico hierárquico é utilizado para a modelagem *fuzzy* dos objetivos considerados.

Os objetivos citados são:

- Minimização da potência não suprida durante o processo de restabelecimento;
- Atendimento prioritário;
- Minimização de perdas técnicas; e
- Minimização do número de operações de manobra para o restabelecimento.

Restrições importantes são incluídas no modelo de restabelecimento proposto, como a radialidade da rede elétrica de distribuição e limites de tensão nodal e correntes nos trechos. Um algoritmo genético inteiro é executado para cada solução candidata com violação de tensão, a fim de se determinar o corte de carga necessário para manter as tensões nos níveis recomendados.

1.3. PUBLICAÇÕES E/OU SUBMISSÕES DECORRENTES DA PESQUISA

A pesquisa desenvolvida no âmbito da presente dissertação resultou em uma publicação em anais de evento técnico-científico internacional na área de conhecimento, cujos dados são fornecidos a seguir:

“Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição via Enxame de Partículas e Lógica *Fuzzy*”, LACERDA, L. A. P. D., OLIVEIRA, L.W., OLIVEIRA, A. R., BORGES, T. T., OLIVEIRA, E.J. XII *Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission* - CLAGTEE 2017. Mar del Plata, Argentina.

1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO

Além deste capítulo introdutório, a presente dissertação contém outros quatro capítulos e três apêndices. O Capítulo II descreve o problema de restabelecimento de SDEE.

O Capítulo III apresenta a metodologia proposta para o restabelecimento de SDEE, com a descrição da metodologia de enxame de partículas binário, do algoritmo genético aliados ao método *fuzzy*-pareto.

No Capítulo IV, são apresentados e discutidos os resultados obtidos mediante a aplicação da metodologia proposta, os quais são comparados com os resultados de outros métodos da literatura.

No Capítulo V são apresentadas as principais conclusões do trabalho e sugestões para desenvolvimentos futuros.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO

2.1. INTRODUÇÃO

Em um SDEE, dois níveis de tensão podem ser identificados: primário (rede de média tensão entre 13,8 e 34,5 kV) e secundário (rede de baixa tensão entre 220 e 380V). Estes sistemas são geralmente operados de forma radial, ou seja, sem fechamento de malha. Este tipo de configuração facilita a coordenação da proteção das redes elétricas, facilitando a operação. No entanto, uma rede radial oferece menos confiabilidade no que se refere à continuidade do serviço de fornecimento de energia quando comparada com uma rede malhada (BORGES, 2012). Recentemente, com as sanções impostas pelos órgãos reguladores, as concessionárias de energia têm tomado ações para reduzir o número e a duração das interrupções nos SDEE. Logo, algumas distribuidoras estão modificando uma parte do sistema com configuração radial tradicional, adotando uma estrutura malhada mais flexível e confiável (CELLI *et al.*, 2004). Em um futuro próximo, a radialidade do sistema de distribuição pode deixar de ser uma restrição para a operação do mesmo, devido, entre outros motivos a inserção cada vez maior de geração distribuída (CELLI *et al.*, 2004).

Através de operações de abertura/fechamento de chaves manobráveis acopladas a trechos de distribuição com o propósito de melhoria de confiabilidade do sistema, é possível também aumentar a qualidade, a eficiência e a segurança de SDEE, através de sua reconfiguração. No entanto, para alcançar estes objetivos, tais operações devem ser realizadas considerando-se aspectos de ordem técnica e econômica. Estes aspectos são tratados em estudos de reconfiguração, que se propõem a determinar a topologia da rede elétrica atendendo diversos requisitos, tais como (SCHMIDT, 2005):

- Redução de perdas;
- Balanceamento de carga;
- Isolamento de trechos;
- Melhoria na qualidade de fornecimento.

Esta seção apresenta uma descrição do problema de restabelecimento de SDEE através de seus objetivos e restrições mais comuns.

2.2. OBJETIVOS

A metodologia proposta para restabelecimento de SDEE contempla os quatro objetivos a seguir, com base em (COELHO *et al.*, 2004):

$$fob_1 = Min [PNS] \quad (2.1)$$

$$fob_2 = Min [CPNA] \quad (2.2)$$

$$fob_3 = Min [Pe/PLt] \quad (2.3)$$

$$fob_4 = Min [nch] \quad (2.4)$$

Em que:

PNS	Potência não suprida no sistema;
$CPNA$	Número de consumidores prioritários não atendidos;
P_e	Perda técnica do sistema;
PL_t	Carga total do sistema; e
nch	Chaveamentos para restabelecimento do sistema.

Os objetivos das Equações (2.1) e (2.2) estão associados à confiabilidade do SDEE e a minimização implica na maximização do fornecimento durante o restabelecimento. Destaca-se que na equação em (2.1), objetiva-se a minimização da potência não suprida e, na equação (2.2), o foco é em cargas com fornecimento prioritário, como hospitais, a fim de que o plano de restabelecimento possa refletir esta priorização. O objetivo da equação (2.3) refere-se à eficiência e qualidade do fornecimento, pois menor perda implica em maior eficiência e menor queda de tensão em alimentadores de distribuição, resultando em níveis mais adequados de suprimento. A equação (2.4) é focada em custo operativo, pois a minimização do número de chaveamentos para o restabelecimento reduz o desgaste de dispositivos de manobra e, portanto,

resulta em melhor aproveitamento da vida útil com postergação da necessidade de novos investimentos (REIS *et al.*, 2016). Estes objetivos são detalhados nas seções a seguir.

2.1.1. Potência Não Suprida

O processo de planejamento de redes de distribuição tem como objetivo estabelecer um equilíbrio entre custos e confiabilidade. A avaliação dos custos para se obter certo nível de confiabilidade deve incluir não somente os custos de expansão da rede e as perdas de receita durante as interrupções, mas também os custos de interrupção experimentados pelos consumidores durante uma perda no fornecimento de energia (NETO, 2006).

O conceito de custo de interrupção de energia elétrica é utilizado na literatura internacional, genericamente, para definir e agrupar os custos econômicos resultantes de uma interrupção de fornecimento que afetam a sociedade. Este custo pode agregar os valores de interrupção de diversos consumidores de uma área de concessão, de modo a representar o valor médio em \$/kW, através da FDC (Função de Danos ao Consumidor) (JÚNIOR, 2016), pela qual um valor de prejuízo é associado a cada tipo de consumidor afetado por uma interrupção. Assim, o impacto de uma interrupção em uma indústria têxtil é diferente daquele em um grande comércio ou em uma residência, por exemplo.

De modo geral, a perda que um consumidor experimenta em decorrência de falhas no fornecimento varia com a estação do ano, momento do dia, aviso prévio ou não, duração da interrupção e segmento de consumo (clientes residenciais, industriais de pequeno porte, industriais de grande porte, comerciais). A Tabela 2.1 apresenta, de forma simplificada, os valores médios de custos de interrupção, para diferentes segmentos de consumo de acordo com a duração.

Tabela 2.1: Função de Danos do Consumidor

Tipo de Consumidor	Duração da Interrupção					
	1 min	20 min	30 min	60 min	240 min	480 min
Industrial (\$/kW)	1,625	3,868	5,1723	9,085	25,16	55,81
Comercial (\$/kW)	0,381	2,969	4,3648	8,552	31,32	83,01
Residencial(\$/kW)	0,001	0,093	0,1903	0,482	4,914	15,69

Fonte: (JÚNIOR, 2016) Adaptado pelo autor

2.2.2. Consumidores Prioritários Não Atendidos

Para o restabelecimento de energia, são considerados clientes prioritários aqueles que prestam serviços de segurança ou saúde fundamentais à comunidade e para os quais a interrupção do fornecimento de energia elétrica causa graves alterações à atividade. Estes clientes são citados a seguir (CEL, 2018):

- Estabelecimentos hospitalares, centros de saúde ou entidades que prestem serviços equiparados;
- Forças de segurança e instalações de segurança nacional;
- Bombeiros;
- Proteção civil;
- Clientes para os quais a sobrevivência ou a mobilidade dependam de equipamentos cujo funcionamento é assegurado pela rede elétrica;
- Equipamentos dedicados à segurança e gestão de tráfego marítimo ou aéreo; e
- Instalações penitenciárias.

2.2.3. Perdas

É inerente ao processo de transmissão e distribuição de energia elétrica um certo nível de perdas, tanto técnicas, decorrentes da interação da corrente elétrica e de seus campos eletromagnéticos com o meio físico de transporte de energia, como as perdas não-técnicas, referentes à energia entregue, mas não faturada (ARAUJO e SIQUEIRA, 2006).

A dimensão do problema das perdas no Brasil, em função de seu impacto financeiro na receita das distribuidoras de energia elétrica, com óbvios reflexos nas tarifas cobradas dos consumidores finais, vem demandando especial atenção da ANEEL e das distribuidoras de energia para a minimização (ARAUJO e SIQUEIRA, 2006), evidenciando a importância deste objetivo no problema de restabelecimento.

Para o cálculo das perdas de potência ativa em um trecho km (L_{km}), utiliza-se a equação (2.5) (OLIVEIRA, 2009).

$$L_{km} = g_{km} [V_k^2 + V_m^2 - 2 \times V_k \times V_m \times \cos(\theta_{km})] \times ch_{km} \quad (2.5)$$

Em que:

g_{km}	Condutância da linha km ;
V_k	Módulo da tensão da barra k ;
V_m	Módulo da tensão da barra m ;
θ_{km}	Defasagem angular entre as barras k e m ;
ch_{km}	Valor de posição da chave do trecho $k-m$, em função da decisão de restabelecimento (0 - chave aberta; 1 - chave fechada).

Portanto, a decisão do problema de restabelecimento refere-se às variáveis de decisão ch_{km} para os trechos km com chaves manobráveis instaladas. Considerando que uma rede pode dispor de número mais elevado de chaves, a dimensão do problema aumenta, justificando o apoio por ferramentas computacionais.

2.2.4. Número de Chaveamentos

As chaves são dispositivos destinados a fechar ou abrir um circuito elétrico, entre limites estabelecidos de tensão e de corrente, nunca excedentes às condições normais do circuito. A aplicação de chaves no sistema de distribuição tem como principais finalidades: sua proteção; e a possibilidade de divisão e manobra de circuitos.

Como as chaves geralmente operam quando há uma corrente insignificante passando pelos terminais, com exceção das chaves a óleo, este equipamento terá sua vida útil beneficiada pelo fato de não estar operando sob condições de grandes arcos elétricos que contribuem para o maior desgaste do mesmo. Levando isso em consideração, juntamente com o rápido desenvolvimento de equipamentos de medição muito mais precisos e eficientes, pode-se estimar uma vida útil econômica de 15 anos para as chaves aplicadas no sistema de distribuição (ANEEL, 2000).

Feitas essas considerações, o custo de chaveamento adotado no presente trabalho é de 18,00 US\$ por manobra (CHEN e CHO, 1993).

2.3. RESTRIÇÕES

Além das funções objetivo, o problema de restabelecimento apresenta restrições que precisam ser consideradas, formuladas em (2.6) a (2.11).

$$PG_k - \alpha_k \cdot PL_k + \sum_{m \in \Omega_k} x_{km} \cdot P_{km} = 0 \quad (2.6)$$

$$QG_k - \alpha_k \cdot QL_k + \sum_{m \in \Omega_k} x_{km} \cdot Q_{km} = 0 \quad (2.7)$$

$$x_{km} = 0 \text{ ou } 1 \quad (2.8)$$

$$V_{min} \leq V_k \leq V_{max} \quad (2.9)$$

$$I_{km} \leq I_{km}^{max} \quad (2.10)$$

$$S_k \leq S_k^{max} \quad (2.11)$$

Em que:

PG_k	Potência ativa gerada na barra k ;
PL_k	Potência ativa demandada na barra k ;
QG_k	Potência reativa gerada na barra k ;
QL_k	Potência reativa demandada na barra k ;
α_k	Variável que representa corte de carga na barra k , variando de '0' (corte nulo) a '1' (cem por cento de corte);
V_{min}	Limite inferior de tensão do sistema de distribuição;
V_{max}	Limite superior de tensão do sistema de distribuição;
I_{km}	Corrente no trecho km ;
I_{km}^{max}	Limite térmico de corrente no trecho km ;
S_k	Potência aparente provida pela subestação na barra k ; e
S_k^{max}	Limite de potência aparente da subestação da barra k , definido em função da capacidade dos transformadores da subestação

As equações (2.6) e (2.7) representam os balanços de potência ativa e reativa em todas as barras da rede de distribuição durante o processo de restabelecimento, considerando-se a possibilidade de corte de carga através da variável α_k quando estritamente necessário para

viabilizar a operação. As equações (2.8) e (2.9) são atendidas na convergência do cálculo de fluxo de potência monofásico para cada plano de restabelecimento candidato.

A equação (2.8) estabelece a natureza discreta das variáveis de decisão do problema de restabelecimento - x_{km} , assegurada pelos próprios passos do algoritmo de otimização por enxame de partículas binário. Já a equação (2.9) assegura a observância aos limites operacionais para as tensões nodais da rede elétrica, que no algoritmo proposto é tratado pelo método de algoritmo genético que verifica se a solução candidata violou algum limite de tensão e em caso positivo ele busca uma solução com corte de carga para que os limites sejam atendidos. A equação (2.10) apresenta a restrição de carregamento de linha, com os valores máximos de corrente nos trechos e por fim a restrição (2.11) que aborda a restrição de potência aparente das barras de subestação k .

2.4. CONCLUSÕES PARCIAIS

O problema descrito é de natureza inteira mista, pois contempla, além das variáveis contínuas associadas ao problema de fluxo de carga, variáveis discretas referentes aos estados (aberto/fechado) de chaves manobráveis. Devido ao porte das redes reais de distribuição, diversas opções de manobra são possíveis, atribuindo natureza combinatória ao problema. Estas características apontam para a aplicação de técnicas heurísticas e meta-heurísticas como alternativas de resolução (REIS *et al.*, 2016).

3. METODOLOGIA PROPOSTA

3.1. INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta a metodologia proposta nesta dissertação para o restabelecimento multiobjetivo de SDEE, através de algoritmo híbrido de otimização que alia a técnicas meta-heurísticas bioinspirada por enxame de partículas binário e algoritmo genético com lógica *fuzzy* e método de Pareto. Este método é proposto para a abordagem multiobjetivo visando a identificação de soluções candidatas potenciais seguindo diferentes critérios: potência não suprida, atendimento prioritário, perdas técnicas e número de manobras. A combinação de lógica *fuzzy* com os conceitos de dominância de Pareto, *fuzzy*-Pareto, tem como propósito dar suporte ao processo de tomada de decisão com base nas soluções geradas pelo enxame de partículas binário. Para determinação da potência não suprida, aplica-se um algoritmo genético com codificação inteira, para cada solução candidata que apresente violação de tensão. São apresentados os principais aspectos da modelagem do problema de restabelecimento, formulado no Capítulo II, para a aplicação do algoritmo híbrido proposto.

3.2. MODELAGEM DO PROBLEMA MULTIOBJETIVO

O problema multiobjetivo de restabelecimento de sistemas de distribuição envolve os critérios de potência não suprida, atendimento prioritário, perdas técnicas e número de manobras, que apresentam impactos diferentes entre si no processo de tomada de decisão. Para representar esta diferença, uma abordagem convencional é atribuir pesos distintos a cada critério na condução deste processo.

Problemas como este podem ser tratados através da combinação ponderada dos diferentes critérios em uma única função objetivo, o que flexibiliza a solução favorecendo a aplicação de diversas técnicas de otimização e programação matemática. No entanto, a identificação de pesos é uma tarefa nem sempre trivial para aplicações práticas, como o restabelecimento de SDEE. Na presente dissertação, esta identificação é apoiada por lógica *fuzzy*.

3.2.1. Atribuição de Importância aos Objetivos

Para realizar a identificação e modelagem da pertinência de cada objetivo, utilizou-se o método analítico hierárquico desenvolvido por Saaty (1980). Este método foi concebido para ponderar quantitativamente variáveis mediante a interação do pesquisador com o modelo matemático, a fim de permitir considerações qualitativas ou subjetivas (RAFFO e DA, 2012).

O Processo Analítico Hierárquico (PAH) consiste na criação de uma hierarquia de decisão, composta por níveis de importância que permitem uma visão global das relações inerentes ao processo. Para estabelecer a importância relativa de cada fator da hierarquia, são elaboradas matrizes de comparação para cada nível, onde os resultados das matrizes são ponderados entre si (JÚNIOR et al., 2015). O processo baseia-se em lógica de comparação par a par (*Pairwise Comparison*), onde diferentes elementos que interferem na tomada de decisão são dispostos hierarquicamente e confrontados entre si. Daí um valor de importância relativa é atribuído à relação entre os fatores, conforme uma escala pré-definida que expressa a intensidade com que um fator prevalece sobre outro em relação à tomada de decisão.

Para avaliar a subjetividade na ponderação de diferentes critérios do problema de restabelecimento, os objetivos das equações (2.1) a (2.4) foram modelados como números *fuzzy* através do PAH. Na determinação destes números, é necessário, primeiramente, determinar a matriz de pesos A formulada em (3.1). Essa matriz é formada relacionando as relações de importância entre as funções objetivo, a partir da atribuição a cada objetivo de um peso conforme a importância. Deste modo, o valor da posição a_{ij} da matriz A é dado pela relação de importância entre os objetivos i e j , de forma que $a_{ij} = a_i/a_j$. Consequentemente, a matriz A tem todos os elementos da diagonal principal iguais a '1'. A importância entre os objetivos é estabelecida através de critérios que podem ser subjetivos, inclusive.

$$A = [a_{ij}]_{4 \times 4}, i, j = 1, \dots, nobj \quad (3.1)$$

Em que:

$nobj$ Número de objetivos.

De acordo com Saaty (1991), para obter-se a consistência de uma matriz de pesos A seu autovalor máximo deveria ser igual a $nobj$ (dimensão da matriz). No caso de uma matriz consistente, precisamos de $n - 1$ comparações paritárias já que, a partir dessas, as outras podem ser deduzidas logicamente. Dessa forma, após a determinação da matriz A esta é avaliada através de um índice de consistência - IC , formulado na equação (3.2) (JIANG *et al.*, 2012).

$$IC = \left(\frac{\lambda_{max} - nobj}{nobj - 1} \right) \quad (3.2)$$

Em que:

λ_{max} Valor máximo dos autovalores da matriz A ; e

De acordo com JIANG *et al.* (2012), para que a matriz A seja válida ao problema multiobjetivo, o valor de IC deve ser menor que 0,1. Sendo a matriz A válida, calcula-se o autovetor v_A , em seguida o autovetor é normalizado dividindo cada valor do vetor pela soma de todos os valores do vetor, por fim, o autovetor normalizado corresponde as ponderações para os objetivos - w_1 a w_{nobj} . A partir destas ponderações e de funções de pertinência definidas para cada objetivo, estes são *fuzzyficados* conforme descrito adiante.

Sendo assim, concluí-se que o autovetor dá a ordem de prioridade entre os objetivos e o autovalor é a medida de consistência do julgamento que foi estabelecido.

3.2.2. Modelagem das Funções de Pertinência dos Objetivos

Antes de apresentar a *fuzzyficação* dos objetivos do problema de restabelecimento de SDEE considerados no presente trabalho, as funções de pertinência necessárias para tanto são modeladas a seguir.

- Objetivo 1: Potência não suprida

Para modelar a função de pertinência da potência não suprida, primeiramente é necessária a normalização. Esta normalização é feita através de uma reta com coeficiente angular positivo, cujos valores limites são:

- ✓ valor máximo igual a '1', representando máxima carga isolada, ou seja, não suprimento de toda a carga do sistema; e
- ✓ valor mínimo igual a '0', representando, por sua vez, carga isolada mínima, ou seja, potência não suprida nula.

A equação (3.3) apresenta a função de pertinência para a potência não suprida (PNS_p).

$$PNS_p = \frac{(PNS - PNS_{\min})}{(PNS_{\max} - PNS_{\min})} \quad (3.3)$$

Onde:

PNS	Potência não suprida a ser normalizado;
PNS_{\min}	Potência não suprida mínima;
PNS_{\max}	Potência não suprida máxima.

- Objetivo 2: Consumidores prioritários não atendidos

A normalização deste critério é dada por uma reta de coeficiente angular positivo definida por:

- ✓ valor máximo igual a '1', representando número máximo de consumidores prioritários não atendidos, ou seja, nenhum atendimento prioritário; e
- ✓ valor mínimo igual a '0', representando atendimento prioritário total.

A equação (3.4) formula esta normalização, em que $CPNA_p$ representa a função de pertinência para o número de consumidores prioritário não atendidos.

$$CPNA_p = \frac{(CPNA - CPNA_{\min})}{(CPNA_{\max} - CPNA_{\min})} \quad (3.4)$$

Onde:

- $CPNA$ Número de consumidores prioritários sem atendimento a ser normalizado;
 $CPNA_{\min}$ Número mínimo de consumidores prioritários sem atendimento;
 $CPNA_{\max}$ Número máximo de consumidores prioritários sem atendimento.

- Objetivo 3: Perdas técnicas

A reta de coeficiente angular positivo utilizada para modelar o objetivo associado às perdas técnicas tem os limites definidos a seguir:

- ✓ valor máximo igual a '1', representando um valor máximo de perdas técnicas, considerado no presente trabalho como sendo equivalente a 20% da demanda de carga total do sistema; e
- ✓ valor mínimo igual a '0', representando caso teórico de perdas técnicas nulas.

A equação (3.5) formula a normalização do objetivo associado às perdas técnicas.

$$Perdas_p = \frac{(Perdas - Perdas_{\min})}{(Perdas_{\max} - Perdas_{\min})} \quad (3.5)$$

Em que $Perdas_p$ é a função de pertinência associada às perdas técnicas.

Onde:

- $Perdas$ Valor de perdas o a ser normalizado;
 $Perdas_{\min}$ Valor de perdas mínimo;
 $Perdas_{\max}$ Valor de perdas máximo.

Sabendo que o valor de perdas é intrínseco ao processo de distribuição foi considerado 1% da carga total do sistema como perdas mínima do sistema, e para o valor máximo de perdas foi considerado 20% da carga total do sistema.

- Objetivo 4: Número de chaveamentos

Por fim, o número de operações de manobras de chaveamentos visando conduzir o processo de restabelecimento de SDEE é normalizado considerando-se os seguintes limites para a respectiva reta de coeficiente positivo:

- ✓ valor máximo igual a '1', representando número de chaveamentos máximo, neste caso, todas as chaves da rede manobradas; e
- ✓ valor mínimo igual a '0', representando caso teórico de ausência de manobras.

A equação (3.6) formula a função de pertinência do número de chaveamentos (NCH_p).

$$NCH_p = \frac{(NCH - NCH_{\min})}{(NCH_{\max} - NCH_{\min})} \quad (3.6)$$

Onde:

NCH	Número de chaveamentos a ser normalizado;
NCH_{\min}	Número de chaveamentos mínimo;
NCH_{\max}	Número de chaveamentos máximo.

Observa-se, portanto, que os quatro objetivos anteriores são submetidos a uma função de normalização linear, com coeficiente positivo, de modo que o pior caso de todas as equações (carga total não atendida, máximas perdas, totalidade de consumidores prioritários não atendidos e número máximo de chaveamentos) resulta no valor superior de normalização, ou seja, no valor '1'. Por outro lado, o melhor caso de cada função (carga não atendida nula,

mínimas perdas, nenhum consumidor prioritário não atendido e número nulo de chaveamentos) resulta no valor inferior da normalização, valor '0'. As funções de normalização de todos os objetivos do problema de restabelecimento considerados no presente trabalho são ilustradas na Figura 3.1.

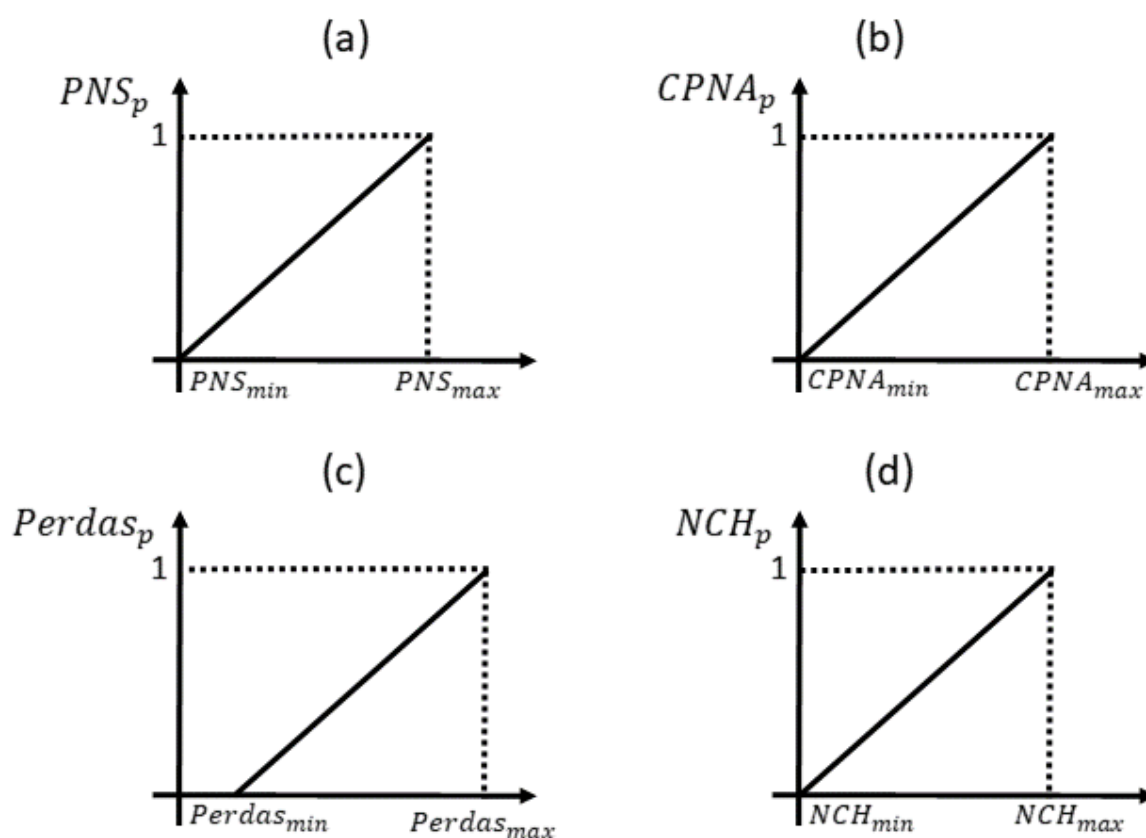


Figura 3.1: Funções de pertinências dos objetivos do restabelecimento.

3.2.3. Fuzzyficação dos Objetivos

Após o processo de obtenção das funções de pertinência, os respectivos valores obtidos são submetidos a uma função exponencial, a fim de se obter os valores *fuzzyficados*, que correspondem aos pesos de cada objetivo para o método de Pareto.

Neste caso, uma boa solução, cuja função de pertinência apresenta um baixo valor (o mais próximo possível do mínimo, conforme Figura 3.1), deve receber um valor baixo de

peso para o processo de otimização, uma vez que, o respectivo parâmetro já se encontra próximo ao ponto ótimo e, portanto, não deve ser priorizado. Em contrapartida, valores elevados de função de pertinência devem resultar em valores de peso *fuzzyficados* elevados, sinalizando prioridade para si ao algoritmo de otimização proposto, uma vez que os respectivos objetivos estão longe de serem otimizados.

Desta forma, a função exponencial que converte o valor da função de pertinência para o respectivo valor de peso *fuzzyficado* deve fazê-lo de forma diretamente proporcional, conforme formulado em (3.7).

$$yf_i = e^{(w_i \times yp_i)} \quad \forall i = 1 \dots nobj \quad (3.7)$$

Em que:

yp_1	Valor de função de pertinência para a potência não suprida PNS_p ;
yp_2	Valor de função de pertinência para o número de consumidores prioritários não atendidos $CPNA_p$;
yp_3	Valor de função de pertinência para as perdas do sistema $Perdas_p$;
yp_4	Valor de função de pertinência para o número de chaveamentos NCH_p ;
yf_1	Valor <i>fuzzyficado</i> para a potência não suprida PNS ;
yf_2	Valor <i>fuzzyficado</i> para o número de consumidores prioritários não atendidos $CPNA$;
yf_3	Valor <i>fuzzyficado</i> para as perdas técnicas $Perdas$;
yf_4	Valor <i>fuzzyficado</i> para o número de chaveamentos NCH ;
w_1	Valor de pertinência da potência não suprida PNS ;
w_2	Valor de pertinência da potência não suprida $CPNA$;
w_3	Valor de pertinência da potência não suprida $Perdas$; e
w_4	Valor de pertinência da potência não suprida NCH .

Adicionalmente, observa-se que em (3.7), o valor *fuzzyficado* de uma função objetivo é diretamente proporcional à respectiva ponderação w , obtida a partir da matriz A da equação (3.1), de modo que uma função que tenha maior peso que outra possa refletir a prioridade no valor *fuzzyficado*. Em outras palavras, uma função com maior w , devido a ter

maior importância relativa na matriz A conforme descrito anteriormente, resulta em maior número *fuzzy* yf_i e, desta forma, recebe maior prioridade para otimização.

A Figura 3.2 apresenta as funções objetivo *fuzzyficadas* conforme equação (3.7). Destaca-se que as ponderações w , resultante da definição da matriz de pesos A , determinam as respectivas inclinações das funções *fuzzyficadas*.

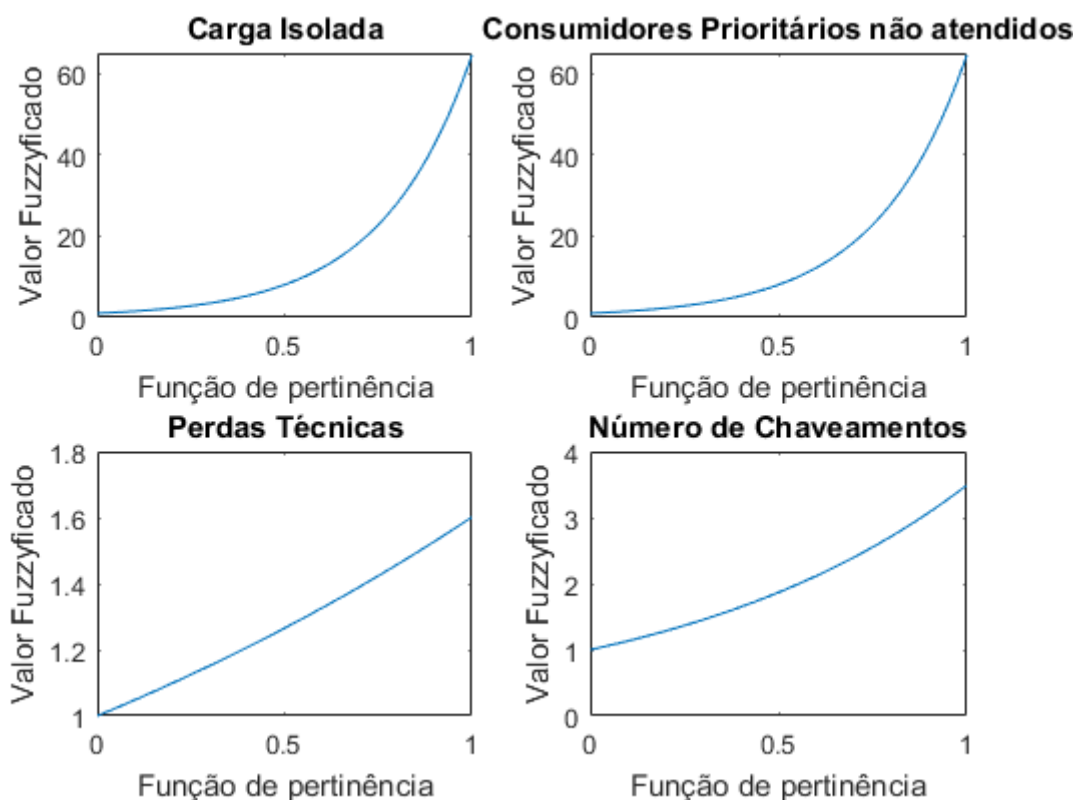


Figura 3.2: Valores *fuzzyficados* dos objetivos do restabelecimento.

Após este processo, as funções objetivo *fuzzyficadas* yf_i são definidas como funções de mérito no algoritmo de otimização proposto para aplicação ao problema.

3.2.4. Dominância de Pareto

A partir da *fuzzyficação* dos objetivos, procede-se a comparação de soluções diferentes com objetivos múltiplos, que podem ser inclusive conflitantes entre si, através do método de dominância de Pareto.

Para explicar os conceitos de dominância de Pareto, sejam x e y duas possíveis soluções para um determinado problema de otimização. Diz-se que x domina y se as seguintes condições forem satisfeitas:

- A solução x é pelo menos igual a y em todas as funções objetivo; e
- A solução x é superior a y em pelo menos uma função objetivo.

Através desta análise, ao final do processo, é possível identificar a lista de soluções não dominadas, que são então selecionadas para compor o conjunto denominado Pareto-ótimo. A Figura 3.3 mostra um exemplo de espaço de objetivos, em que se deseja minimizar as funções f_1 e f_2 . Nesta figura, os seis pontos marcados representam possíveis soluções para um problema de otimização, com as coordenadas nos respectivos valores de f_1 e f_2 .

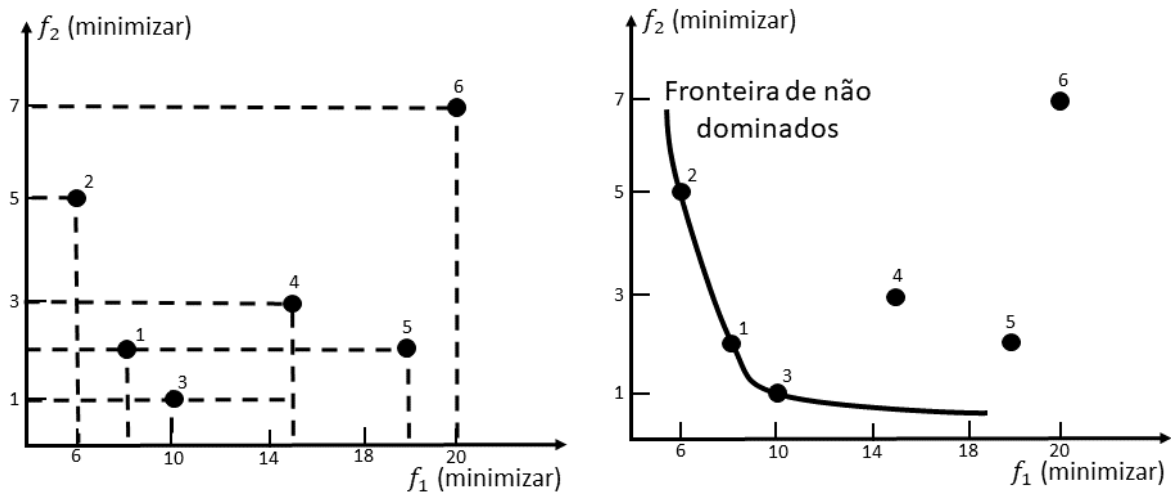


Figura 3.3: Espaço de soluções e fronteira Pareto-ótima (DEB, 2001)

A partir da Figura 3.3 e das condições de dominância anteriormente descritas, pode-se verificar que as soluções '1', '2' e '3' não são dominados por solução alguma, compondo, assim, o conjunto de soluções Pareto-ótimo.

Para a classificação dos indivíduos em vários níveis de acordo com a dominância, dois importantes mecanismos são utilizados: (i) Atribuição das dominâncias e (ii) Cálculo de distância do aglomerado, do inglês *Crowding Distance* (CDA). A Figura 3.4 ilustra a aplicação

destes mecanismos, cujo resultado é a atribuição do grau de dominância de cada indivíduo ou solução candidata em relação às demais.

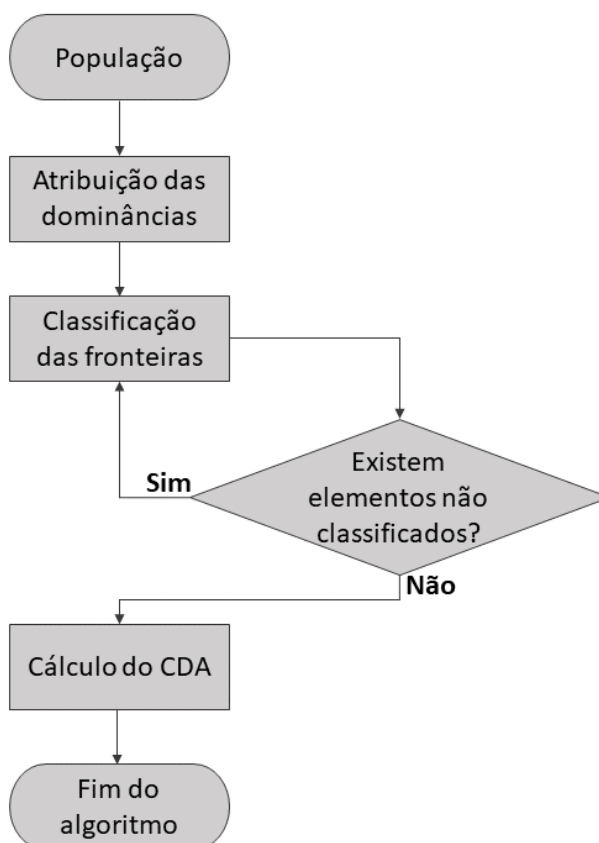


Figura 3.4: Mecanismos de classificação de dominância

De acordo com a Figura 3.4, a população de soluções candidatas ao problema é inicialmente classificada pelo primeiro mecanismo (atribuição das dominâncias), com base nos conceitos descritos anteriormente para as soluções candidatas genéricas x e y . A partir de então, identificam-se as fronteiras de Pareto, em que:

- ✓ as soluções não dominadas são classificadas na primeira fronteira;
- ✓ soluções dominadas apenas por aquelas da primeira fronteira são classificadas na segunda fronteira, e assim sucessivamente, até que,
- ✓ a última fronteira inclui as soluções dominadas por aquelas das fronteiras precedentes.

Portanto, na Figura 3.3, tem-se:

- Fronteira 1: soluções candidatas '1', '2' e '3';
- Fronteira 2: soluções candidatas '4' e '5'; e
- Fronteira 3: solução candidata '6'.

O mecanismo CDA, aplicado após a classificação das soluções candidatas em fronteiras, consiste em um operador de diversidade utilizado de forma a garantir um maior espalhamento dos resultados ao longo da fronteira de Pareto (MARINHO, 2009). Este parâmetro fornece uma estimativa da densidade de soluções em torno de determinado ponto. O valor de CDA de um ponto é dado pela distância média até as soluções vizinhas.

Para exemplificar, considera-se que os pontos destacados na Figura 3.5 estejam na mesma fronteira não dominada. Neste caso, o CDA do ponto ' i ' é dado pela média das distâncias entre ' i ' e ' $i-1$ ' e ' i ' e ' $i+1$ '.

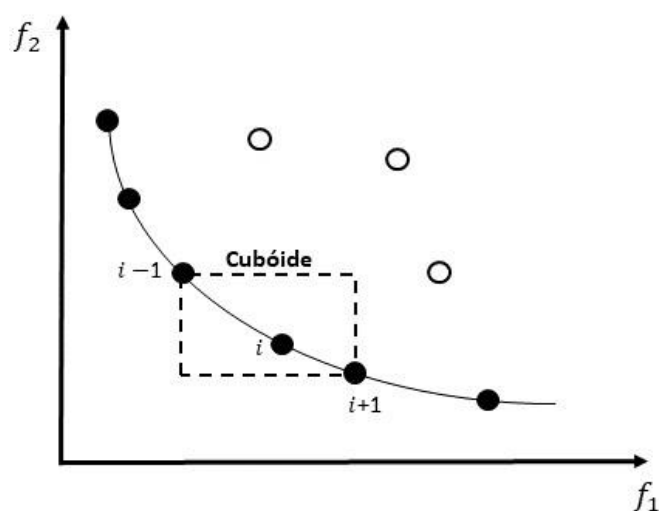


Figura 3.5: Cálculo da distância do aglomerado (MARINHO, 2009)

O processo descrito é efetuado para cada função objetivo e o CDA de uma solução é obtido somando-se os CDAs determinados para esta solução segundo cada objetivo. A priorização por pontos distantes do aglomerado visa introduzir e manter a diversidade de soluções durante o processo evolutivo da meta-heurística aplicada na metodologia proposta para gerar as soluções, ou pontos, candidatas.

Em suma, o esquema da Figura 3.4 é parte do algoritmo proposto, visando encontrar soluções diversificadas e que não se encontrem concentradas em uma região limitada do gráfico. O objetivo é permitir ao tomador de decisão ter uma ampla visão sobre as melhores soluções que poderá aplicar (MARINHO, 2009).

O algoritmo de Zitzlerem (ZITZLER; LAUMANN & THIELE, 2001) realiza a seleção baseada na relação de dominância para avaliar e selecionar as soluções (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm – SPEA*). A aptidão calculada para cada solução é chamada de *strenght fitness*. O algoritmo introduz a ideia de uma memória externa que recebe as soluções não dominadas ou com melhor aptidão a cada iteração.

O cálculo da função de fitness usa conceitos de dominância e de densidade para calcular a aptidão de um conjunto que une a população inicial aleatória à memória externa. Inicialmente é calculada a força de cada indivíduo (solução), ou *strenght_i*, que é o número de soluções que o indivíduo *i* domina. O *fitness* bruto, ou *raw_i*, é a soma das forças de todos os indivíduos que o dominam. Assim, os indivíduos não-dominados têm *strenght* máximo e *raw* igual a zero, enquanto o oposto acontece aos dominados, que vão apresentar *strenght* zero e *raw* máximo (REIS, 2017).

Quando existem muitas soluções não-dominadas, *raw* se aproxima de zero para todas as soluções, neste caso o cálculo se torna insuficiente e se faz necessário um mecanismo para privilegiar soluções dentre as não-dominadas. O SPEA calcula a densidade do indivíduo, que é uma função decrescente em relação ao *k*-ésimo vizinho mais próximo. A densidade calculada na equação (3.8) é inversamente proporcional a distancia *dist* (no espaço de objetivos) entre cada indivíduo *i* e todos os indivíduos *j* do conjunto *U* composto pela população inicial aleatória e a memória externa.

$$D(i) = \frac{1}{dist_{ij}(k) + 2} \quad (3.8)$$

Onde:

$D(i)$	Densidade;
$dist_{ij}(k)$	Distancia entre cada individuo <i>i</i> e todos os indivíduos <i>j</i> do conjunto <i>U</i> ;
k	Raiz quadrada do número de elementos de <i>U</i> ;

Os valores da densidade para cada solução candidata são calculados e armazenados em uma lista, que posteriormente é colocada em ordem crescente. O valor de k sugerido na literatura é a raiz quadrada do número de elementos de U . Finalmente, a função de *fitness* adotada pelo algoritmo SPEA é dada pela soma do fitness bruto e da densidade, equação (3.9).

$$F(i) = raw(i) + D(i) \quad (3.9)$$

No âmbito do presente trabalho, as fronteiras de Pareto envolvem quatro dimensões, dadas pelos quatro objetivos considerados e que não podem ser ilustradas neste documento. Portanto, na aplicação proposta, as funções objetivo *fuzzificadas* yf_i são classificadas em fronteiras de Pareto de quatro dimensões de forma análoga às funções f_1 e f_2 , ilustradas na Figura 3.5 para duas dimensões.

3.2.5. Algoritmo por Enxame de Partículas Binário

O algoritmo por enxame de partículas, também conhecido pela sigla em inglês PSO (*Particle Swarm Optimization*), corresponde a um tipo de inteligência de enxame e se baseia na revoada dos pássaros. Nesta técnica, o conjunto das soluções candidatas seria o enxame (ou bando), formada por partículas (como são chamados os pássaros), e a modelagem usa a experiência individual e coletiva destas partículas para percorrer determinado espaço de busca (área sobrevoada pelo bando), buscando encontrar as melhores soluções. A solução ótima nesta analogia seria o local onde o bando encontrou o ninho ou o alimento.

As equações (3.10) e (3.11) formulam dois parâmetros que são atribuídos a cada solução candidata, respectivamente posição e velocidade.

$$x_{idu} = x_{id} + v_{idu} \quad (3.10)$$

$$v_{idu} = Iv_{id} + c_1r_1(pb_{est_{id}} - x_{id}) + c_2r_2(gb_{est_{id}} - x_{id}) \quad (3.11)$$

Em que:

I	Momento de inércia;
x_{id}	Posição da partícula antes da atualização;
x_{idu}	Posição da partícula após a atualização;
v_{id}	Velocidade da partícula antes da atualização;
v_{idu}	Velocidade da partícula após a atualização;
c_1	Fator que pondera a influência individual;
c_2	Fator que pondera a influência coletiva;
r_1 e r_2	Números aleatórios;
$pbest_{id}$	Posição ótima local; e
$gbest_{id}$	Posição ótima global.

O termo denominado $pbest_{id}$ é responsável por carregar a experiência ou conhecimento individual de cada partícula, ou seja, a melhor posição em que a partícula já esteve. O termo $gbest_{id}$, por sua vez, representa o conhecimento do enxame como um todo, ou seja, a melhor posição que a população já encontrou. Estes termos são encontrados a partir do cálculo da função objetivo para cada partícula.

Considerando que o bando percorre o espaço de busca, a evolução do algoritmo está associada à trajetória deste bando e ao tempo gasto para encontrar uma solução ótima. Conforme formulação apresentada, cada partícula possui uma posição e uma velocidade atualizadas a cada iteração. A velocidade é responsável por guiar as mudanças de posição das partículas. Portanto, o deslocamento das partículas se dá por três termos: (i) termo de inércia, (ii) termo cognitivo e (iii) termo social, como mostra a Figura 3.6. O somatório dos vetores resulta no movimento da partícula para a nova posição.

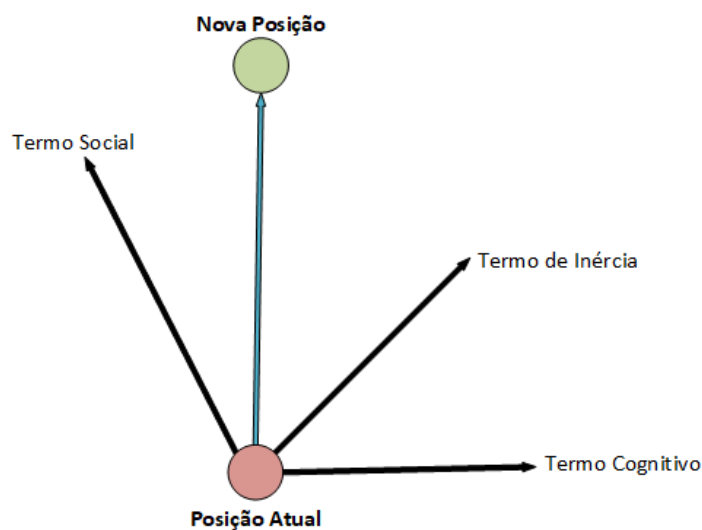


Figura 3.6: Movimento da partícula

A codificação de uma solução candidata para o problema de reconfiguração é dada por uma sequência de posições que recebem '0' (chave aberta) ou '1' (chave fechada). Portanto, o tamanho de uma solução codificada é dado pelo número de chaves manobráveis e o processo de atualização deve gerar apenas valores binários para cada posição, o que não é garantido pelas equações (3.10) e (3.11) (OLIVEIRA *et al*, 2014). Entretanto, o EPB apresenta algumas modificações que tornam este modelo aplicável ao problema de reconfiguração (WU *et al*, 2007), sem estratégias de arredondamento ou similares que podem afetar a eficácia da técnica de otimização, (OLIVEIRA *et al*, 2015) e (OLIVEIRA *et al*, 2016).

No EPBM, os operadores algébricos de (3.10) e (3.11) são substituídos por operadores binários de deslocamento utilizados em linguagens de programação computacional (WU *et al*, 2007). Estes operadores são aplicados ao código de uma solução candidata para gerar outra, através de trocas de posições que emulam as operações em (3.10) e (3.11), porém mantendo-se a estrutura binária. Cada operador de deslocamento tem três elementos, (i) a posição que será trocada, (ii) a direção do deslocamento no vetor codificado (direita ou 1; esquerda ou 0), (iii) e o número de passos de deslocamento (OLIVEIRA *et al*, 2015). A Figura 3.7 ilustra as operações realizadas pelo EBPM.

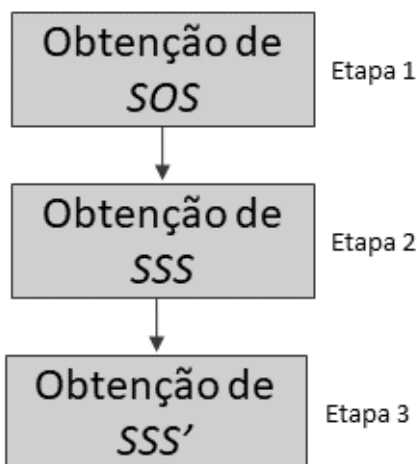


Figura 3.7: Operações do EBPM

Nesse algoritmo a primeira etapa trata-se da obtenção do conjunto de operadores de deslocamento (SOS) do EPBM para cada solução candidata ' ip '. Este conjunto é derivado de processos que emulam os operadores $c_1r_1(pbest_{id} - x_{id}) + c_2r_2(gbest_{id} - x_{id})$ da equação (3.11). Na próxima etapa acontece a obtenção da sequência de estados SSS através da aplicação dos operadores de SOS , para o cálculo da velocidade atualizada (v_{idu}) da equação (3.11) para cada solução candidata. Na última etapa é obtida a sequência de estados SSS' relativa à posição atualizada x_{idu} da equação (3.10) para cada solução candidata, através da aplicação dos operadores que emulam nas equações (3.10) e (3.11) as estruturas binárias de x_{id} e v_{idu} (OLIVEIRA *et al.*, 2014).

Como exemplo, supondo-se que o vetor $S_1 = [1, 0, 1]$ representa uma configuração radial para um sistema de distribuição em que as chaves manobráveis 1 e 3 estão fechadas e a chave 2 encontra-se aberta. Adicionalmente, o vetor $S_0 = [2, 1, 1]$ é um operador de deslocamento, em que o primeiro elemento (2) refere-se à posição da chave onde será aplicado o operador, nesse caso na posição 2, o segundo (1) indica a direção em que a operação será feita, onde o 1 determina que será à direita e o terceiro elemento (1) estabelece que será movimentado um único passo nesta direção. Se o operador S_0 for aplicado à configuração S_1 , a nova configuração resultante $S_2 = [1, 1, 0]$ será obtida. Isto significa que o operador S_0 pode ser considerado, neste caso, como uma parcela que deve ser adicionada a S_1 a fim de obter S_2 , emulando o operador de adição (+). Outros operadores são emulados seguindo mecanismos similares para se obter o modelo EPBM (OLIVEIRA *et al.*, 2016). A Figura 3.8 ilustra o processo de operação binária citado.

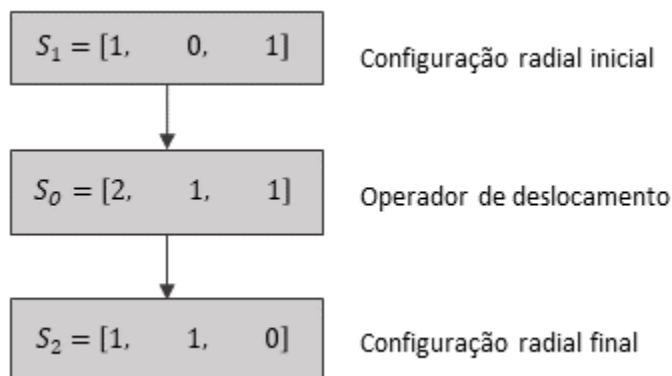


Figura 3.8: Operação binária do EPBM

3.2.6. Algoritmo genético para determinação de *PNS*

O Algoritmo Genéticos (AG), foi desenvolvido entre os anos de 1960 e 1970 por John Holland juntamente com colaboradores na Universidade de Michigan. Trata-se de um método baseado na “Teoria da evolução das espécies” de Charles Darwin apoiando-se no conceito de seleção natural (GOLDBERG e HOLLAND, 1988). O algoritmo genético tem como intuito reproduzir determinados processos observados na evolução natural das espécies. Deste modo, tal técnica fundamenta-se nas explicações da seleção e evolução dos indivíduos na natureza.

Em Sistemas Elétricos de Potência a aplicação tem sido extensiva especialmente quando se trata de problemas de otimização de natureza inteira (ARCANJO, 2014).

O algoritmo genético utilizado na modelagem visa determinar mínimo corte de carga caso os limites de tensão não sejam atendidos. O algoritmo é inteiro e apresenta o número de atributos ou genes, dado pelo número de barras de carga. Cada posição ou atributo pode armazenar o valor '0' (barra respectiva à posição sem cortes) ou o valor '1' (corte de carga na barra relativa à posição). A Figura 3.9 apresenta as etapas do AG aplicado.

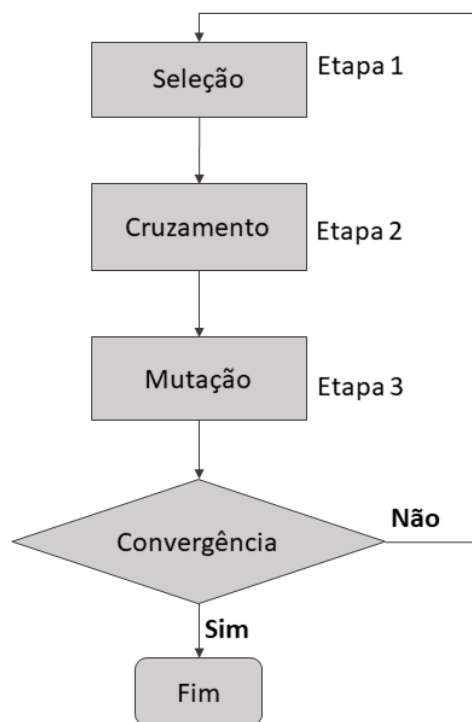


Figura 3.9: AG aplicado

Na Etapa 1 acontece o processo que dentro da teoria do AG é chamado de seleção, onde a implementação é baseada no processo de seleção natural, onde os indivíduos mais capazes possuem maior probabilidade de gerar mais descendentes, enquanto que os menos capazes poderão ainda gerar descendentes, porém em uma escala menor. Logo, é necessário que os cromossomos que possuam um valor de aptidão maior sejam beneficiados, sem que os cromossomos com aptidão menor sejam desconsiderados. Para o processo de seleção é aplicado o método de roleta para selecionar dois cromossomos progenitores da população de acordo com as aptidões.

A etapa de cruzamento (Etapa 2) acontece após a realização da seleção. Nesta fase ocorre a troca de segmentos entre “pares” de cromossomos selecionados para originar os novos indivíduos que virão a formar a população da geração seguinte. Sendo assim, o cruzamento é responsável por propagar as características positivas dos indivíduos mais aptos da população por meio da troca de segmentos de informações entre os mesmos, originando novos indivíduos. No algoritmo proposto, o cruzamento é aplicado aos pontos médios de pares aleatórios entre os cromossomos previamente selecionados para formar um cromossomo descendente, até que o número de novos indivíduos seja igual ao tamanho da população (OLIVEIRA *et al.*, 2015).

Por fim, na Etapa 3, acontece o processo de mutação, que é executado logo após o processo de cruzamento e tem por objetivo realizar modificações em determinadas propriedades genéticas de uma população, de forma aleatória. Tal operação mostra-se importante uma vez que possibilita à população atual obter propriedades genéticas que não existiam ou eram encontradas em baixa porcentagem. No algoritmo proposto o processo de mutação consiste em adicionar ou subtrair o valor '1' de uma posição aleatória de um pequeno conjunto de cromossomos aleatoriamente selecionado.

A Figura 3.10 ilustra um indivíduo para uma rede fictícia de 5 barras de carga, em que há corte na barra de índice '5', onde a representação é dada por 1 nas barras atendidas e por 0 nas barras sem atendimento, sendo assim o vetor do indivíduo dessa solução é [1 1 1 1 0].

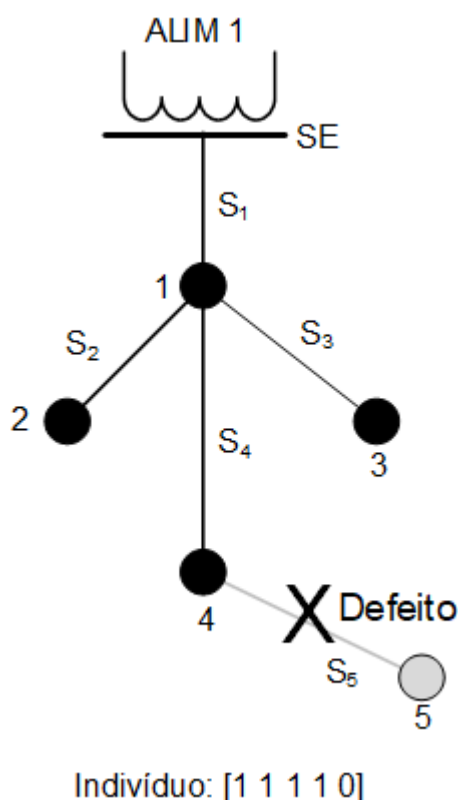


Figura 3.10: Indivíduo gerado pelo AG

Sabendo que o AG atua no algoritmo proposto quando uma solução candidata viola o limite de tensão em alguma barra da rede elétrica, a função objetivo do algoritmo genético para determinação de *PNS* é dada por:

$$fob_{AG} = \text{Min} [PNS] \quad (3.12)$$

3.2.7. Algoritmo Proposto

Para implementar o Enxame de Partículas Multiobjetivo, foi utilizado o algoritmo apresentado por (OLIVEIRA *et al*, 2014). O EPBM utiliza operadores binários de deslocamento para realizar as operações das equações (3.8) e (3.9) sem a necessidade de estratégias de arredondamento ou similares, que poderiam afetar a eficiência do algoritmo de otimização.

O algoritmo proposto alia os mecanismos de busca do enxame de partículas binário, com técnicas do algoritmo genético juntamente com os princípios de classificação de soluções por dominância de Pareto a partir das pertinências de cada objetivo definidos no PAH. A Figura 3.11 apresenta as etapas do algoritmo, definidas com base em (COELLO, 2002). A princípio devem ser predefinidos os parâmetros de entrada do método, como por exemplo o tamanho do bando P (número de soluções candidatas) e o número máximo de iterações (ou número máximo de gerações g_{max}).



Figura 3.11: Fluxograma do algoritmo proposto

- Etapa 1: Definição da matriz de pesos A de acordo com a pertinência atribuída a cada objetivo conforme equação (3.1), para que a matriz A seja válida, a mesma é avaliada através do índice de relação - IR , conforme equação (3.2), em que o valor de IR deve ser menor que 0,1. Sendo a matriz A válida, calcula-se o autovetor v_A , em seguida o

autovetor é normalizado dividindo cada valor do vetor pela soma de todos os valores do vetor, por fim, o autovetor normalizado corresponde as ponderações para os objetivos - w_1 a w_{nobj} .

- Etapa 2: Inicializa-se o “enxame de partículas” P com as soluções. O conjunto é uma matriz [Nº de soluções candidatas x Nº de chaves manobráveis do sistema], que é gerada aleatoriamente através da troca de estados, aberto (0) ou fechado (1), entre chaves manobráveis. A matriz gerada é composta apenas por topologias radiais e conexas. Para tanto, utiliza-se teoria de grafos (OLIVEIRA *et al*, 2014). Nesta etapa também é inicializada a Lista de Não-Dominado LND , uma memória externa a princípio vazia cujo tamanho é um parâmetro do algoritmo (REIS, 2017).
- Etapa 3: Cada partícula é avaliada para cada função objetivo. A matriz das soluções candidatas passa a carregar consigo mais M colunas, que é a quantidade de objetivos do problema, cada uma guardando os valores calculados pela respectiva função objetivo (FOB) de cada partícula.
- Etapa 4: Caso dentre as soluções candidatas tenha alguma onde os limites de tensão não sejam atendidos, o algoritmo genético utilizado na modelagem visa determinar o mínimo corte de carga para o atendimento dos índices de tensão. O algoritmo é inteiro e apresenta o número de atributos ou genes, dado pelo número de barras de carga. Cada posição ou atributo pode armazenar o valor '0' (barra respectiva à posição sem cortes) ou o valor '1' (corte de carga na barra relativa à posição). O algoritmo genético é utilizado para que aconteça o atendimento dos níveis de tensão com o mínimo de carga cortada, caso não tenha violação de tensão o algoritmo segue para a próxima etapa.
- Etapa 5: A partir da definição das soluções candidatas, sem violações de tensão, primeiramente é necessária sua normalização através de uma reta com coeficiente angular positivo (função de pertinência), cujo valor máximo é igual a '1', representando o valor máximo de cada objetivo, e valor mínimo igual a '0', representando, por sua vez, o valor mínimo de cada objetivo. Após a obtenção das funções de pertinência, os respectivos valores obtidos são submetidos a uma função exponencial crescente em que

as ponderações dos objetivos, w_1 a w_{nobj} , contribuem nos expoentes conforme equação (3.7), resultando nas funções *fuzzyficadas*.

- Etapa 6: A partir dos valores das funções objetivo, é criada uma matriz que une P e LND (inicialmente vazia). A este conjunto união U , são aplicados os operadores de atribuição das dominâncias e CDA, anteriormente descritos. Nesta etapa, mais duas colunas são acrescentadas à partícula, a primeira com o número da fronteira à qual pertence e a segunda com a respectiva distância de aglomerado - CDA. As partículas são colocadas em ordem crescente de fronteira e, dentro de cada fronteira, em ordem decrescente de distância, de modo que as primeiras são as de maior aptidão.
- Etapa 7: Com P já toda classificada e ordenada, transfere-se para LND todos os indivíduos da fronteira '1'. Nesta etapa, três hipóteses devem ser consideradas:
 - 1- Número de partículas na primeira fronteira menor que $nLND$. Neste caso, LND é completada com as próximas partículas de P em ordem crescente de fronteira;
 - 2- Número de partículas na primeira fronteira maior que $nLND$. Neste caso, as partículas da primeira fronteira com as menores “distâncias de aglomeração” não são incluídas em LND , de modo que apenas $nLND$ partículas sejam incluídas; ou
 - 3- Número de partículas na primeira fronteira igual a $nLND$. Neste caso, todas as partículas não dominadas da primeira fronteira são incluídas em LND .

Caso o número de indivíduos na primeira fronteira exceda o tamanho pré-definido da lista, são retirados aqueles que apresentarem menor valor de distância. Caso contrário, se o tamanho da fronteira '1' for menor, são acrescentados os indivíduos com maior valor de distância da fronteira '2', e das posteriores, caso necessário, até que LND seja preenchida. Dessa forma, o enxame é dividido em dois: LND , com os melhores candidatos, e P , que será descartado.

- Etapa 8: O vetor P_{best} inicial recebe todo o P . Durante o processo iterativo, é atribuída ao P_{best} a última solução não dominada encontrada pela partícula.
- Etapa 9: Diferentemente do método por enxame de partículas tradicional, o enxame de partículas multiobjetivo atribui um g_{best} para cada partícula. Nesta etapa, uma lista G_b é preenchida com N_{Gb} soluções de LND , que apresentam as maiores distâncias de acordo com o parâmetro CDA. Para as partículas ' id ' da fronteira ' if ', com ' if ' variando da segunda até a última fronteira, g_{best}_{id} é definido como a partícula da fronteira ' $if - 1$ ' mais distante de ' id '. Esta distância (d) é calculada como mostra a Equação (3.17).

$$d(id^{if-1}, id^{if}) = \max_i \left(\left| \frac{FOB_i^{if} - FOB_i^{if-1}}{\max FOB_i - \min FOB_i} \right| \right) \quad (3.17)$$

Em que:

$d(id^{if-1}, id^{if})$	Distância entre duas partículas nas fronteiras ' $if - 1$ ' e ' if ';
FOB_i^{if}	Valor da i -ésima função objetivo para a partícula da fronteira ' if ';
$\max FOB_i$	Valor máximo da i -ésima função; e
$\min FOB_i$	Valor mínimo da i -ésima função.

Para cada partícula ' id ' da primeira fronteira, G_{best}_{id} é definida como uma partícula aleatoriamente escolhida de G_b .

- Etapa 10: O enxame de partículas binário (EPB) é aplicado à população reduzida de LND . O critério de convergência aplicado é pelo número de gerações; se o valor parametrizado de g_{max} for atingido, LND final é o conjunto Pareto-ótimo. Caso contrário, volta-se à Etapa 5.

3.3. CONCLUSÕES PARCIAIS

Neste capítulo, foram apresentadas a formulação e o algoritmo para a resolução do problema de restabelecimento de sistemas de distribuição multiobjetivo. Devido à natureza inteira mista deste problema, propõe-se a aplicação da meta-heurística denominada enxame de partículas binário para o tratamento das variáveis discretas de decisão das chaves. É utilizado o algoritmo genético para a determinação do mínimo corte de carga caso aconteça violação nos níveis de tensão. Para a resolução multiobjetivo, alia-se os conceitos do processo analítico hierárquico com lógica *fuzzy* para representar prioridades entre diferentes objetivos, juntamente com os princípios de dominância de Pareto para classificação de soluções candidatas.

4. TESTES E RESULTADOS

4.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo, são apresentados os resultados da aplicação do algoritmo híbrido de restabelecimento de sistemas de distribuição de energia via enxame de partículas e algoritmo genético e *Fuzzy-Pareto*. Para tanto, três sistemas, de 14 (CIVANLAR *et al.*, 1988), 33 (BARAN e WU, 1989) 476 barras (GOMES *et al.*, 2006), conhecidos na literatura especializada, são utilizados. Os resultados obtidos pela metodologia multi-objetivo proposta são comparados com outros da literatura. Além disto, fomentam discussões utilizando resultados encontrados por métodos mono-objetivo, visando demonstrar os impactos da aplicação de modelos multi-objetivos como, por exemplo, a geração de planos alternativos.

Nas simulações, as tensões das subestações são consideradas controladas nos respectivos valores nominais, ou seja, em 1,0 p.u., possibilitando a discussão em face de resultados obtidos na literatura nas mesmas condições. As simulações foram realizadas utilizando-se um microcomputador Intel Core I7, velocidade 2,1 GHz, e o software MATLAB.

A justificativa para a aplicação da técnica meta-heurística por enxame de partículas é dada pelo número de soluções possíveis a partir do processo de enumeração exaustiva para cada caso, ou seja, este número é dado por:

- 14 Barras: $2^{14} = 1,64 \times 10^5$ combinações;
- 33 Barras: $2^{33} = 8,59 \times 10^9$ combinações; e
- 476 Barras: $2^{476} = 1,95 \times 10^{143}$ combinações.

4.2. CONSIDERAÇÕES PARA AS SIMULAÇÕES

Nos estudos de casos para avaliar a metodologia proposta no presente trabalho, são consideradas as seguintes importâncias para as funções objetivo fob_1 a fob_4 :

- fob_1 - Potência não suprida: 10;
- fob_2 - Consumidores prioritários não atendidos: 10;
- fob_3 - Perdas técnicas: 1; e
- fob_4 - Número de chaveamento: 3.

As importâncias atribuídas a cada objetivo foram definidas com base no conhecimento do problema de restabelecimento. Por exemplo, o atendimento à demanda recebe máxima prioridade para evitar danos à sociedade e multas por violação de índices de confiabilidade às concessionárias de distribuição. Por outro lado, o objetivo de perda mínima recebe baixa prioridade, uma vez a perda de energia passa a ser significativa apenas com o tempo, e que a condição de restabelecimento é temporária até o reparo da causa.

Os valores absolutos das importâncias foram definidos a partir das importâncias relativas entre os objetivos. Por exemplo, haja vista que o objetivo de atendimento à demanda é significativamente mais importante do que o objetivo de perdas técnicas mínimas, considera-se que esta proporção entre as respectivas importâncias seja de '10' para '1'. Daí, atribuiu-se o valor '1' para as perdas técnicas e, conseqüentemente, o valor '10' para a potência não suprida. Desta forma, a matriz A formulada na equação (3.1), neste caso, é dada por:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 10/1 & 10/3 \\ 1 & 1 & 10/1 & 10/3 \\ 1/10 & 1/10 & 1 & 1/3 \\ 3/10 & 3/10 & 3/1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

O autovetor da matriz A e com a normalização no intervalo $[0,1]$ são apresentados nas equações (4.2) e (4.3), respectivamente.

$$v = \begin{bmatrix} 0,6901 \\ 0,6901 \\ 0,0690 \\ 0,2070 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,416666666666667 \\ 0,416666666666667 \\ 0,041666666666667 \\ 0,125000000000000 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

O valor de IC , calculado conforme equação (3.3), é muito próximo de zero para este caso, $1,48.10^{-16}$, portanto, menor que 0,1 e assim validando a matriz A para aplicação ao problema.

Para algoritmo genético implementado foram utilizados os seguintes parâmetros:

- Tamanho da população - 100 indivíduos;
- Critério de convergência - número máximo de 100 iterações ou estagnação da melhor solução por 25 gerações;
- Critério de seleção: roleta;
- Critério de cruzamento: um ponto de corte;
- Taxa de cruzamento: 90%;
- Critério de mutação: binária
- Taxa de mutação: 20%;
- Elitismo: 1%.

A Tabela 4.1 apresenta os parâmetros do EPBM utilizados para o caso em estudo, que foram determinados empiricamente através de análises de sensibilidade envolvendo diversos estudos. Destaca-se que o algoritmo proposto apresenta poucos parâmetros, pois n_{Gb} (número de soluções da lista com os g_{bests} de cada partícula) e n_{LND} (número de soluções não dominadas) são definidos em função de n_P (número de soluções candidatas).

Tabela 4.1: Parâmetros do algoritmo EPBM

Parâmetro	it_{max}	n_P	n_{Gb}	n_{LND}
Valor	100	100	$0,4. n_P$	$0,5. n_P$

O critério de convergência consiste apenas no número máximo de iterações, ou seja, a convergência prematura para um ponto suficientemente ótimo não é utilizada. Isto se deve ao fato de que o objetivo do modelo de otimização é determinar planos alternativos de restabelecimento e, neste caso, mesmo que um ponto suficientemente bom sob a ótica dos objetivos considerados seja obtido, permitir ao método evoluir até a iteração it_{max} viabiliza potencialmente a obtenção de soluções alternativas.

Para cada sistema, duas condições são analisadas para fins de avaliação de impacto da inclusão de lógica *fuzzy* junto ao método de Pareto:

Condição-1: aplicação da técnica de classificação de dominância de Pareto integrada ao algoritmo de otimização por enxame de partículas (EPP), considerando as quatro funções objetivo anteriormente introduzidas: fob_1 a fob_4 ; e

Condição-2: aplicação da técnica de classificação de dominância de Pareto com lógica *fuzzy* (Pareto-*Fuzzy*), conforme metodologia proposta, integrada ao algoritmo de otimização por enxame de partículas (EPPF), considerando as quatro funções objetivo anteriormente introduzidas: fob_1 a fob_4 .

Em suma, a diferença entre as Condições-1 e 2 é que na Condição-1, as funções de mérito do algoritmo por enxame de partículas, utilizadas para definir as fronteiras de Pareto, são as próprias funções objetivo fob_1 a fob_4 . Na Condição-2, por sua vez, as funções objetivo *fuzzificadas* yf_i , conforme metodologia proposta, é que são definidas como as referidas funções de mérito.

4.3. SISTEMA IEEE 14 BARRAS

O sistema IEEE 14 barras (CIVANLAR *et al.*, 1988) representa um sistema elétrico americano da década de 1960 (CAMPONOGARA e BERNARDON, 2017). A Figura 4.1 apresenta a configuração desse sistema. Nessa topologia, as chaves de interconexão normalmente abertas (NA) são S_7 , S_8 e S_{16} , determinadas através de estudos de perdas mínimas (OLIVEIRA *et al.*, 2015). Ou seja, esta topologia é a que apresenta as menores perdas, entre todas as configurações radiais possíveis. As barras circuladas apontam para onde estão ligados os consumidores prioritários no sistema, que foram definidos de forma aleatória no presente trabalho. Considera-se uma falta no trecho S_5 , nas mesmas condições de (LIN E CHIN, 1998), (BORGES, 2012), (REIS, 2016) e (ARCANJO, 2014) que implica em interrupção de fornecimento para as barras em cinza da Figura 4.1, barras '6', '7' e '10'. O limite mínimo de tensão nodal considerado é de 0,90 p.u..

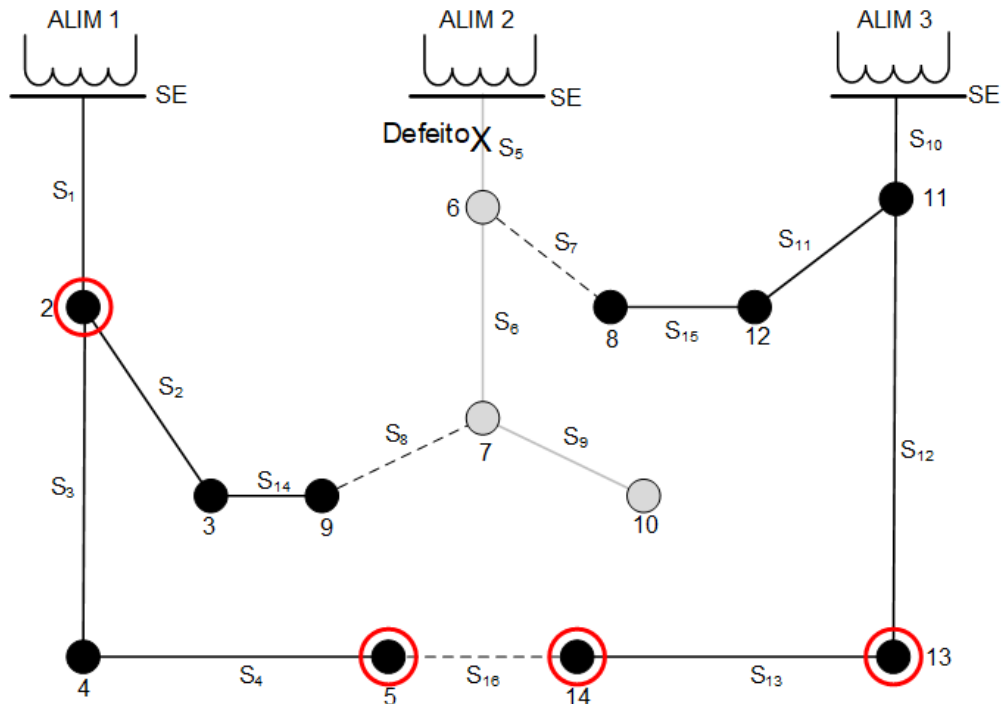


Figura 4.1: Sistema IEEE 14 barras

4.3.1. Condição-1

A Tabela 4.2 apresenta as soluções encontradas pelo algoritmo proposto na Condição-1, ou seja, sem utilizar lógica *fuzzy*. As três soluções encontram-se na primeira fronteira de Pareto, ou seja, são não dominadas. Pode-se notar, a partir deste resultado, que o mesmo oferece um leque de opções ao planejador / operador do sistema, como subsídio ao processo de tomada de decisões.

Portanto, após a execução do algoritmo, o planejador / operador, diante do leque de opções, deve ainda assistir ao processo decisório com base no conhecimento e experiência do mesmo. Neste caso, as Soluções '1' e '2' são atrativas, uma vez que não apresentam corte de carga ou interrupção a consumidores prioritários (*CPNA*).

A Solução '1' apresenta maiores perdas em relação à Solução '2', porém, apresenta também menor número de chaveamentos (*NCH*). Considerando a maior importância do critério "menor número de chaveamentos" em relação ao critério "menores perdas" (relação de 3 para 1), depreende-se desta análise a posteriori que a Solução '1' é a mais atrativa.

A solução '3', por sua vez, também é incluída na primeira fronteira, pois o valor da perda é a menor entre as três e, portanto, esta solução é também não dominada. No entanto, a solução '3' implica em corte de carga de 3,0 MW na barra '3' da Figura 4.1. Portanto, uma análise a posteriori, com base no conhecimento da importância relativa entre os objetivos, permite concluir que esta solução é inferior às duas anteriores, informação que o critério de dominância de Pareto original não dispõe de forma automática.

Tabela 4.2: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 14 barras

Solução	Chaves Abertas		Perdas (kW)	Corte de Carga (MW)	NCH	CPNA	Barras com Corte
Solução '1'	S ₇	S ₁₆	1180,74	0	1	0	--
Solução '2'	S ₆	S ₁₆	849,39	0	3	0	--
Solução '3'	S ₂	S ₁₆	268,35	3,0	3	0	'3'

A Figura 4.2 apresenta os pontos que definem a primeira fronteira da curva de Pareto, em três dimensões, considerando apenas os objetivos de mínimas perdas, corte de carga e mínimo número de manobras, pois não houve consumidores prioritários não atendidos em nenhuma das soluções.

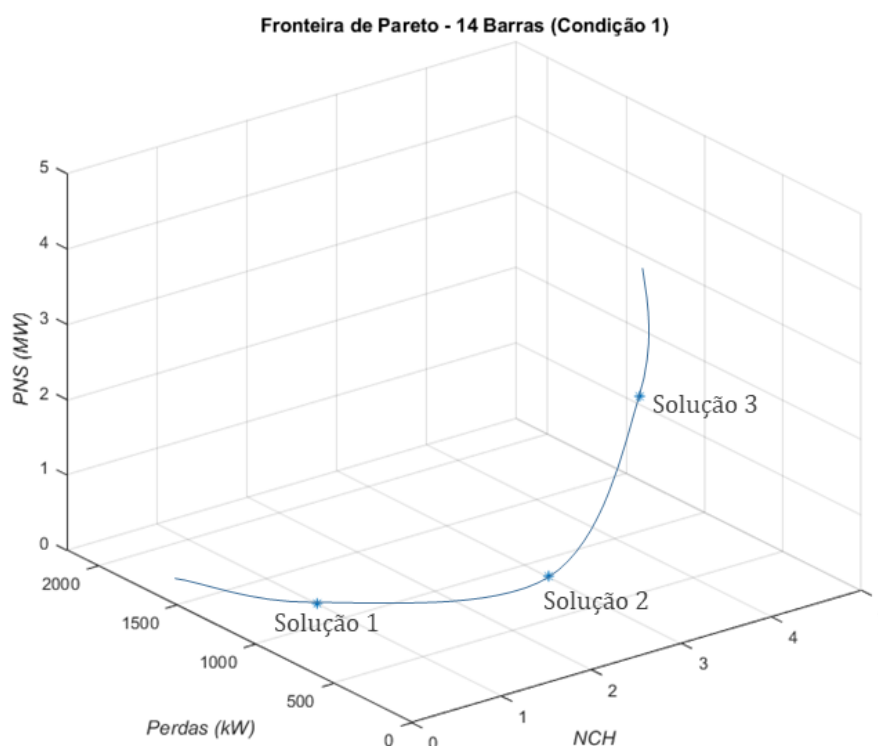


Figura 4.2: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 14 barras, Condição-1.

4.3.2. Condição-2

Na Tabela 4.3, são apresentadas as soluções obtidas com a análise *fuzzy*-Pareto. Estas são as duas primeiras soluções obtidas na Condição-1, que não apresentavam cargas isoladas. Este resultado valida a teoria da metodologia *fuzzy*-Pareto proposta, pois com a inclusão da lógica *fuzzy* na Condição-2, o método passa a identificar, de forma automática, as soluções mais atrativas considerando as importâncias relativas entre os objetivos, poupando tempo do planejador / operador na análise a posteriori das soluções obtidas na primeira fronteira.

Matematicamente, isto se justifica, pois ao se incluir as importâncias relativas entre os objetivos e se utilizar as funções objetivo *fuzzyficadas* no algoritmo de otimização, ao invés dos respectivos valores originais, conforme teoria do Capítulo III, a Solução '3' passa a ser penalizada durante o processo iterativo, por apresentar corte de carga, cuja importância para minimização é elevada. Daí esta solução passa a não figurar entre as soluções candidatas obtidas após a convergência do algoritmo.

Tabela 4.3: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 14 barras

Solução	Chaves Abertas		Perdas (kW)	Corte de Carga (kW)	NCH	CPNA
Solução '1'	S ₇	S ₁₆	1180,74	0	1	0
Solução '2'	S ₆	S ₁₆	849,39	0	3	0

A Figura 4.3 apresenta a primeira fronteira da curva de Pareto, considerando apenas os objetivos de mínimas perdas e mínimo número de manobras para a Condição-2, pois não houve corte de carga ou consumidores prioritários não atendidos nesta condição.

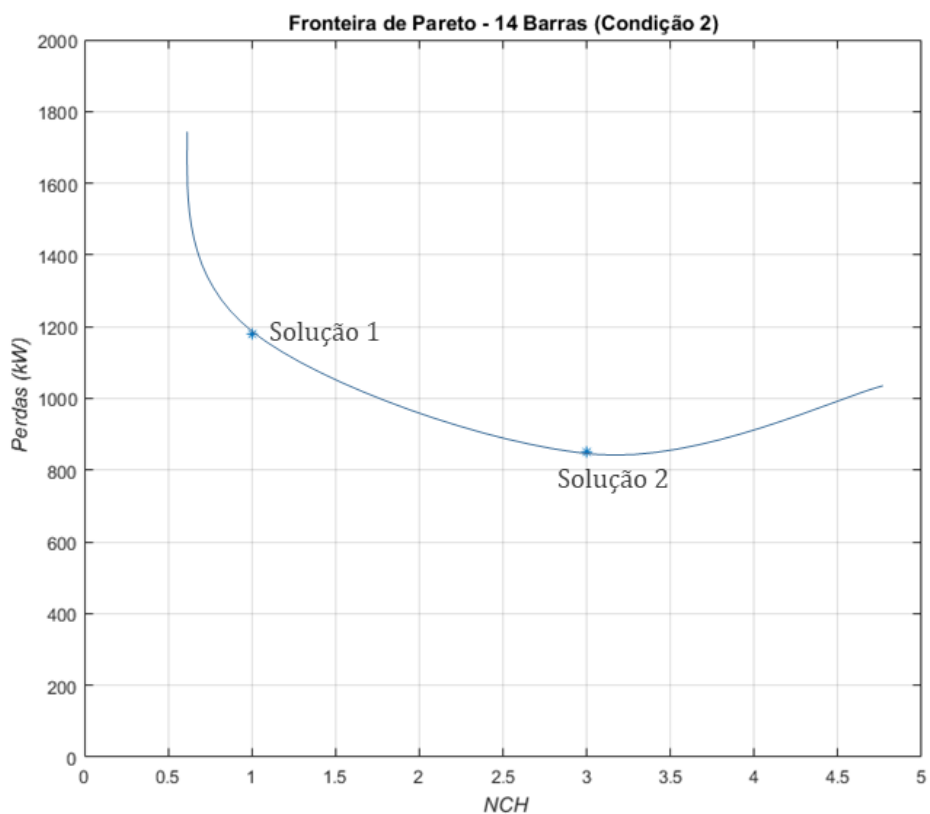


Figura 4.3: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 14 barras, Condição-2.

A Tabela 4.4 apresenta um comparativo entre as soluções encontradas na literatura e as obtidas pela metodologia proposta para as Condições-1 e 2, envolvendo as decisões de restabelecimento, os cortes de carga e perdas percentuais (em relação à carga total do sistema), o número de manobras e as barras com consumidores prioritários interrompidos durante o restabelecimento (*Cons. Prior.*).

Tabela 4.4: Comparativo de soluções, sistema 14 barras

Método	Decisões	Corte de Carga (%)	Perdas (%)	NCH	Cons. Prior.
(LIN; CHIN, 1998)	Fechar S ₇	33,00	3,56	1	
(BORGES, 2012; ARCANJO, 2014; OLIVEIRA <i>et al.</i> , 2015)	Fechar S ₈ , fechar S ₇ e abrir S ₆	0	2,96	3	--
Proposto, Condição-1	<u>Solução '1'</u> Fechar S ₈	0	4,11	1	--
	<u>Solução '2'</u> Fechar S ₈ , fechar S ₇ e abrir S ₆	0	2,96	3	--
	<u>Solução '3'</u> Fechar S ₈ , fechar S ₇ e abrir S ₂	10,45	2,29	3	
Proposto, Condição-2	<u>Solução '1'</u> Fechar S ₈	0	4,11	1	--
	<u>Solução '2'</u> Fechar S ₈ , fechar S ₇ e abrir S ₆	0	2,96	3	--

Através da análise da Tabela 4.4, observa-se que a metodologia proposta, tanto para a Condição-1 quanto para a Condição-2, também determina a solução obtida pelas técnicas mono-objetivo de (BORGES, 2012), (ARCANJO, 2014) e (OLIVEIRA *et al.*, 2015), que consiste na Solução '2'.

No entanto, a metodologia proposta também permite determinar a Solução '1', que conforme anteriormente descrito, é superior à Solução '2', se as importâncias relativas entre os objetivos forem consideradas. Portanto, esta é uma importante vantagem da aplicação proposta

do método de Pareto, uma vez que permite identificar planos alternativos, ao invés de um plano único, conforme métodos mono-objetivo.

Conforme descrito, a Condição-1, ao oferecer a Solução '3' como opção, não considera a baixa importância relativa deste objetivo em relação aos demais, enquanto que a Condição-2 contempla esta importância.

4.4. SISTEMA IEEE 33 BARRAS

O sistema de 33 barras de (BARAN e WU, 1989) tem a topologia ilustrada na Figura 4.2, em que as chaves de interconexão normalmente abertas são S_7 , S_9 , S_{14} , S_{32} e S_{37} , definidas para operação com base no critério de perdas mínimas em (OLIVEIRA *et al.*, 2015). O limite mínimo de tensão é de 0,85 p.u., valor baixo em comparação com o estudo anterior devido ao fato do alimentador deste sistema apresentar elevado valor de queda de tensão (BARAN e WU, 1989).

Em (LIN e CHIN, 1998), são aplicados dois defeitos permanentes e simultâneos nos trechos S_5 e S_{35} , conforme Figura 4.4. Dessa forma, as barras de número '5', '6', '9', '10', '11', '12', '13', '25', '26', '27', '28', '29', '30' e '31' ficam desenergizadas, totalizando 1.465 kW de carga não suprida. A localização de consumidores prioritários foi definida de forma aleatória, cujas barras estão destacadas por círculos em vermelho, barras '13', '17', '19' e '29'.

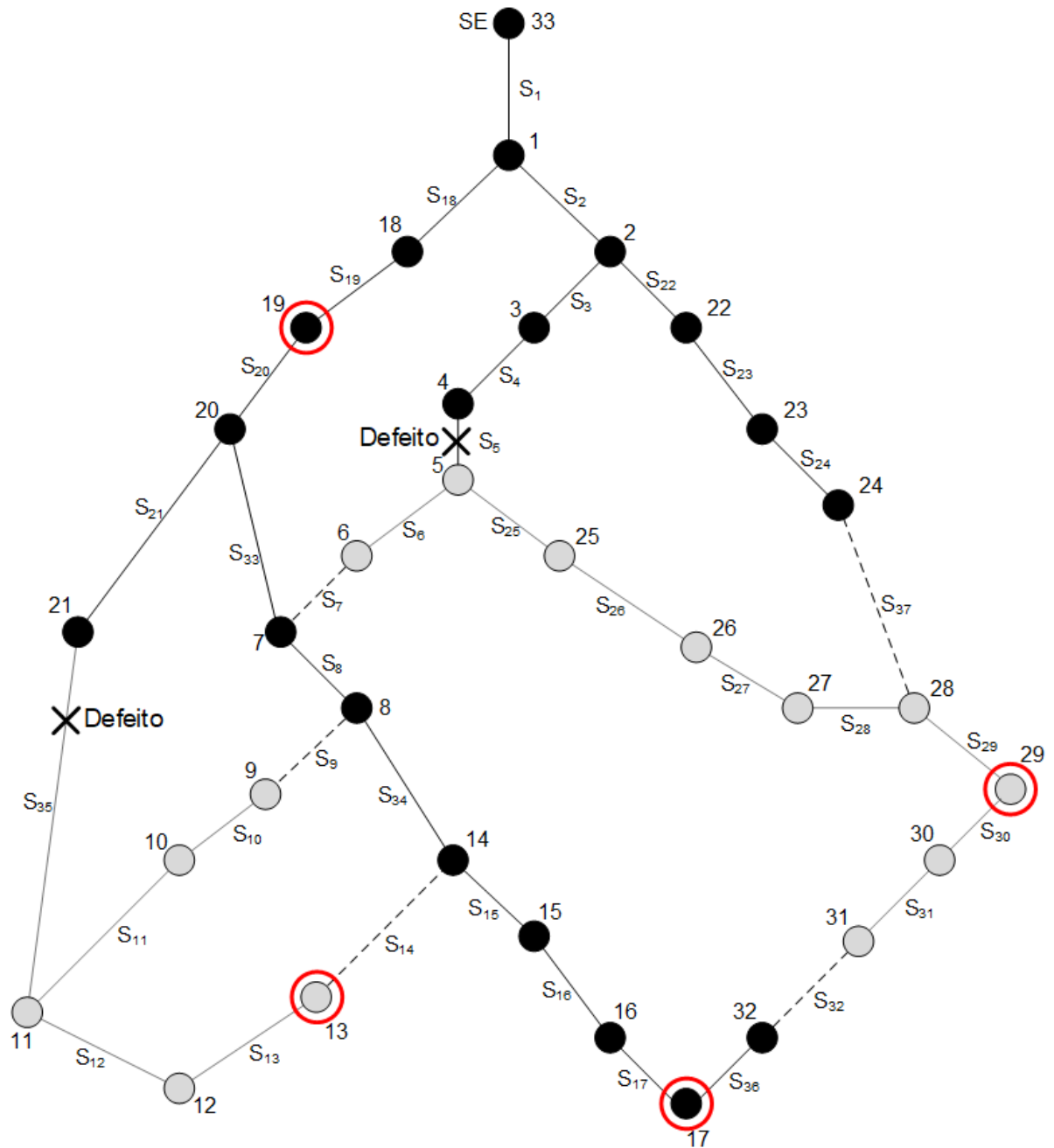


Figura 4.4: Sistema 33 barras (LIN e CHIN 1998)

As mesmas Condições-1 e 2, sem lógica *fuzzy* e com *fuzzy*, respectivamente, definidas para o sistema de 14 barras, são consideradas para o sistema de 33 barras. Os resultados são apresentados nas Tabelas 4.5 e 4.6, respectivamente.

Tabela 4.5: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 33 barras

Solução	Chaves Abertas			Perdas (kW)	Corte de Carga (kW)	NCH	CPNA
	S ₁₄	S ₂₅	S ₃₂				
Solução '1'	S ₁₄	S ₂₅	S ₃₂	180,62	0	4	0
Solução '2'	S ₇	S ₁₄	S ₃₂	188,67	0	2	0
Solução '3'	S ₇	S ₁₄	S ₂₉	25,64	580	4	0
Solução '4'	S ₇	S ₁₄	S ₃₇	49,22	710	2	1
Solução '5'	S ₁₃	S ₁₇	S ₂₇	179,17	0	8	0
Solução '6'	S ₁₄	S ₁₇	S ₂₇	179,57	0	6	0
Solução '7'	S ₁₄	S ₂₀	S ₃₄	46,93	160	6	0
Solução '8'	S ₇	S ₉	S ₃₃	45,54	220	4	0

Tabela 4.6: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 33 barras

Solução	Chaves Abertas			Perdas (kW)	Corte de Carga (kW)	NCH	CPNA
	S ₁₄	S ₂₅	S ₃₂				
Solução '1'	S ₁₄	S ₂₅	S ₃₂	180,62	0	4	0
Solução '2'	S ₇	S ₁₄	S ₃₂	188,67	0	2	0
Solução '3'	S ₁₄	S ₂₆	S ₃₆	179,72	0	6	0
Solução '4'	S ₁₄	S ₃₂	S ₃₇	42,59	580	2	0

Neste caso, a Condição-1 identifica oito soluções não dominadas através do algoritmo de otimização proposto aliado ao método de classificação de Pareto. Destas oito soluções, quatro apresentam corte de carga - Soluções '3', '4', '7' e '8' da Tabela 4.5.

Ao se incluir a representação da importância relativa entre os objetivos na Condição-2, o número de soluções não dominadas identificadas passa a ser quatro, conforme Tabela 4.6. Neste caso, embora as funções objetivo associadas ao corte de carga e ao número de consumidores prioritários não atendidos sejam de maior importância, a Condição-2 inclui uma solução candidata com corte de carga, Solução '4' da Tabela 4.6, pois a perda associada a esta solução é muito baixa e o número de manobras é relativamente baixo.

A Figura 4.5 apresenta a primeira fronteira de Pareto obtida na Condição-2, em três dimensões, considerando apenas os objetivos de mínimas perdas, corte de carga e mínimo número de manobras.

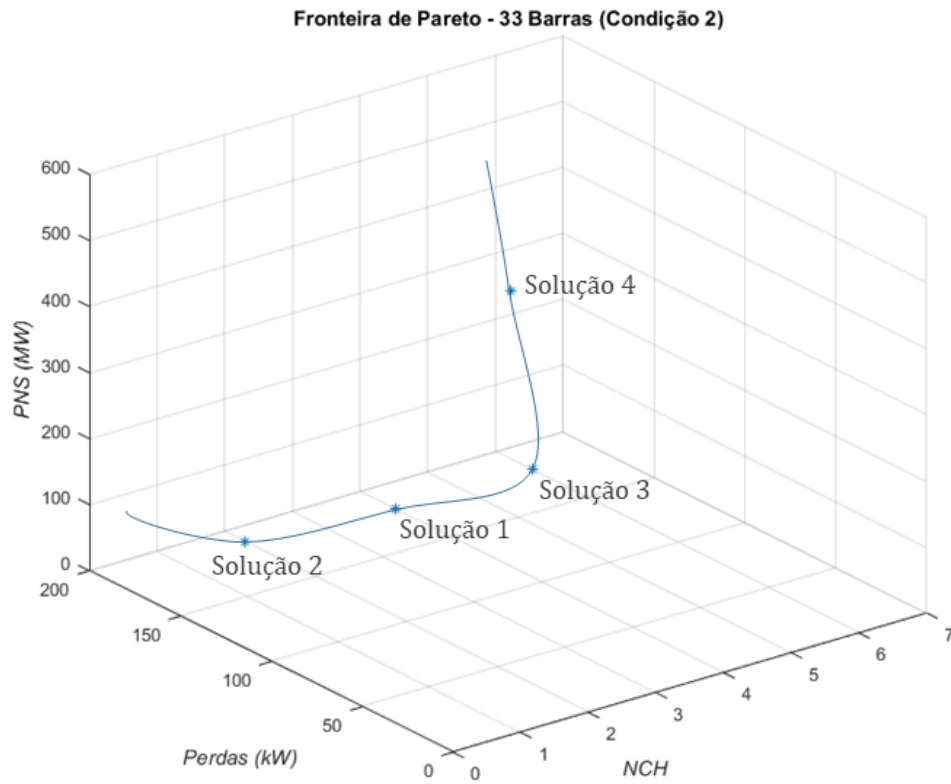


Figura 4.5: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 33 barras, Condição-2.

A Tabela 4.7 apresenta um comparativo entre as soluções encontradas na literatura e as obtidas pela metodologia proposta para as Condições-1 e 2.

Tabela 4.7: Comparativo de soluções, sistema 33 barras

Método	Decisões	Corte de Carga (%)	Perdas (%)	NCH	Cons. Prior.
(LIN; CHIN, 1998)	Fechar S ₇ e fechar S ₉	4,04	5,10	2	0
(ZIDAN; ELSAADANY, 2011)	Fechar S ₃₇ e fechar S ₁₄	0	5,25	2	0
(BORGES, 2012; ARCANJO, 2014; OLIVEIRA <i>et al.</i> , 2015)	Fechar S ₃₇ e fechar S ₉	0	5,08	2	0
Proposto, Condição-1	Solução '1' Fechar S ₇ , S ₉ , S ₃₇ Abrir S ₂₅	0	4,86	4	0
	Solução '2' Fechar S ₉ , S ₃₇	0	5,08	2	0
	Solução '3' Fechar S ₉ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₂₉		0,69	4	0
	Solução '4' Fechar S ₉ , S ₃₂		1,32	2	1
	Solução '5' Fechar S ₇ , S ₉ , S ₁₄ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₁₃ , S ₁₇ , S ₂₇	0	4,82	8	0
	Solução '6' Fechar S ₇ , S ₉ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₁₇ , S ₂₇	0	4,83	6	0
	Solução '7'		1,26	6	0

	Fechar S ₇ , S ₉ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₂₀ , S ₃₄				
	Solução '8' Fechar S ₁₄ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₃₃		1,23	4	0
Proposto, Condição-2	Solução '1' Fechar S ₇ , S ₉ , S ₃₇ Abrir S ₂₅	0	4,86	4	0
	Solução '2' Fechar S ₉ , S ₃₇	0	5,08	2	0
	Solução '3' Fechar S ₇ , S ₉ , S ₃₂ , S ₃₇ Abrir S ₂₆ , S ₃₆	0	4,84	6	0
	Solução '4' Fechar S ₇ , S ₉	4,04	5,10	2	0

A partir da Tabela 4.7, observa-se que a metodologia *fuzzy*-Pareto proposta, Condição-2, também identifica a solução encontrada em (LIN; CHIN, 1998), Solução '4'. A solução de (BORGES, 2012; ARCANJO, 2014; OLIVEIRA *et al.*, 2015) também é identificada nesta condição, Solução '2'. A solução de (ZIDAN; ELSAADANY, 2011), por sua vez, não é identificada pela metodologia proposta, tanto na Condição-1, quanto na Condição-2.

4.5. SISTEMA 476 BARRAS

O sistema de 476 barras consiste em uma rede real de distribuição da região Sudeste do Brasil (GOMES *et al.*, 2006). Este estudo de caso tem o objetivo validar a metodologia proposta para um sistema de médio porte. Este sistema tem 476 barras, 479 trechos, 22 chaves manobráveis, sendo quatro de interconexão. O limite inferior de tensão é 0,90 p.u.. Este sistema contém dois alimentadores aéreos urbanos de 13,8 kV, sendo:

- Alimentador-1: 257 barras, carga ativa de 7.723 kW e carga reativa de 3.015 kVAr;

- Alimentador-2: 218 barras, carga ativa de 1.287 kW e carga reativa de 485 kVAr (BORGES, 2012).

Para a análise, é considerado um defeito permanente na saída de um dos alimentadores do sistema, conforme (BORGES, 2012), deixando todo o circuito sem alimentação. Com isto, cargas localizadas em 27 barras têm o fornecimento interrompido. Consumidores prioritários são aleatoriamente definidos nas barras '3' e '8'. A topologia original corresponde ao ponto de perdas mínimas de (OLIVEIRA *et al.*, 2015), em que as chaves normalmente abertas são S₁₅, S₉₅, S₉₆ e S₉₈.

As Tabelas 4.8 a 4.10 apresentam as soluções identificadas pelo algoritmo proposto para este sistema, juntamente com outras obtidas na literatura.

Tabela 4.8: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-1), sistema 476 barras

Solução	Chaves Abertas			Perdas (kW)	Corte de Carga (MW)	NCH	CPNA
Solução '1'	S ₄₄	S ₉₄	S ₉₈	255,39	0	5	0
Solução '2'	S ₄₃	S ₉₅	S ₉₈	257,72	0	3	0

Tabela 4.9: Soluções da primeira fronteira de Pareto (Condição-2), sistema 476 barras

Solução	Chaves Abertas			Perdas (kW)	Corte de Carga (MW)	NCH	CPNA
Solução '3'	S ₁₅	S ₉₅	S ₉₈	270,80	0	1	0

A Figura 4.6 e 4.7 apresentam as primeiras fronteiras de Pareto obtidas nas Condições-1 e 2, respectivamente, considerando as funções objetivos não nulas para todos os pontos.

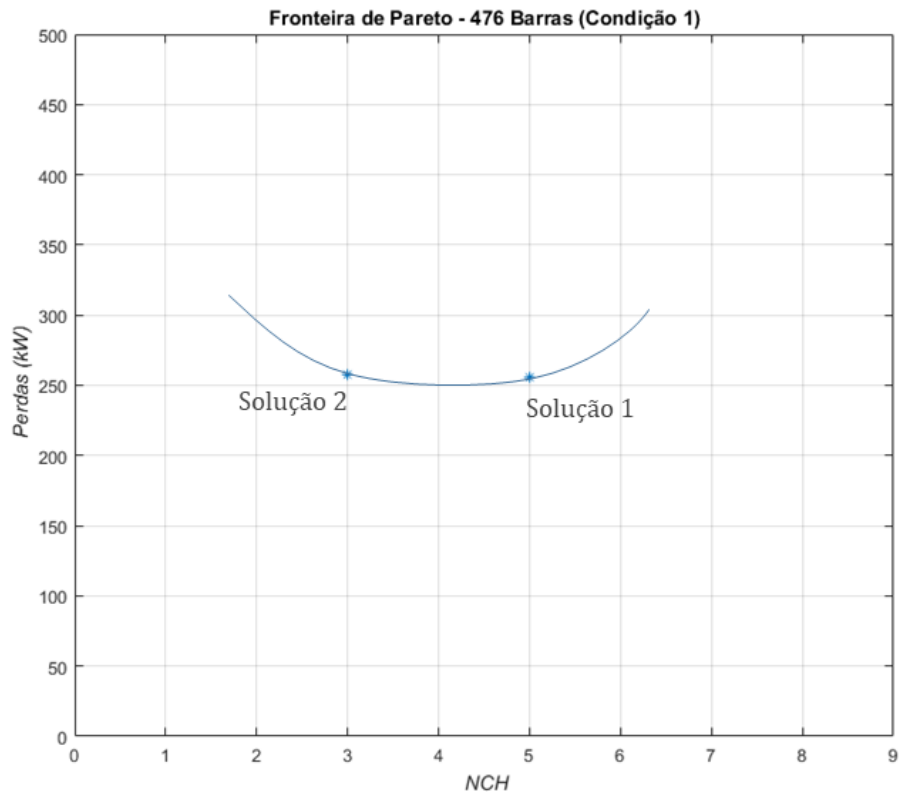


Figura 4.6: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 476 barras, Condição-1.

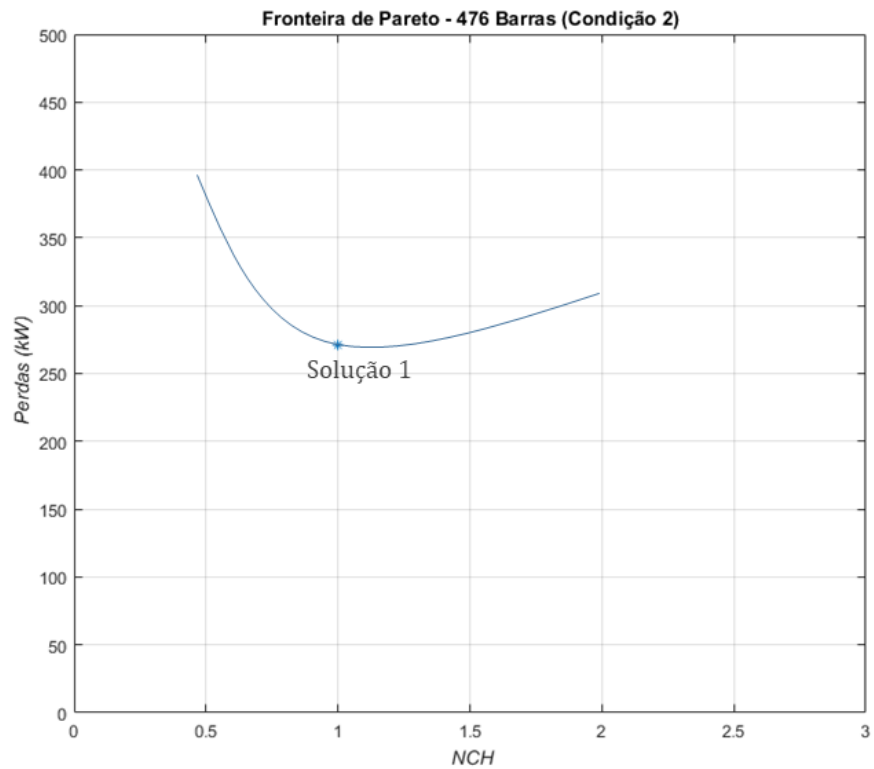


Figura 4.7: Fronteira de Pareto, Sistema IEEE 476 barras, Condição-2.

Tabela 4.10: Comparativo de soluções, sistema 476 barras

Método	Decisões	Corte de Carga (%)	Perdas (%)	NCH	Cons. Prior.
(BORGES, 2012; ARCANJO, 2014)	Fechar S ₉₆	0	3,01	1	0
Proposto, Condição-1	Fechar S ₁₅ , S ₉₅ , S ₉₆ Abrir S ₄₄ , S ₉₄	0	2,83	5	0
	Fechar S ₁₅ , S ₉₆ Abrir S ₄₃	0	2,86	3	0
Proposto, Condição-2	Fechar S ₉₆	0	3,01	1	0

Das tabelas anteriores, verifica-se que a Condição-1 identifica duas soluções não dominadas, ambas sem corte de carga ou desabastecimento de consumidores prioritários. A Condição-2, por sua vez, identifica uma única solução, diferente das oriundas da Condição-1.

A solução da Condição-2, que considera os objetivos *fuzzyficados* conforme as importâncias relativas, apresenta número de chaveamentos significativamente inferior aos números de manobras dados como opções na Condição-1, o que demonstra a aplicabilidade da metodologia proposta, uma vez que o critério de número de manobras é mais importante do que o critério de perdas (conforme descrito anteriormente, relação de importâncias de 3 para 1).

A solução identificada pela metodologia proposta na Condição-2 (*fuzzy*) também foi encontrada na literatura (BORGES, 2012; ARCANJO, 2014), novamente demonstrando a aplicabilidade do algoritmo proposto. Destaca-se que as soluções da Condição-1 são inferiores à solução da literatura (BORGES, 2012; ARCANJO, 2014), pois a Condição-1 perde no critério de número de manobras, mais importante do que o critério de perdas. Isto ocorre porque a Condição-1 não considera a importância relativa entre objetivos, conforme descrito e, neste caso, o algoritmo aliado ao método de Pareto sem *fuzzy* não consegue alcançar o bom resultado da literatura.

No entanto, ao se incluir a representação *fuzzy* dos objetivos, Condição-2, a solução da literatura é encontrada. Destaca-se que, neste caso, o número de chaves é 98, número significativamente inferior ao número de trechos de distribuição, que é 479. Portanto, neste caso, o universo de combinações de soluções é relativamente limitado em comparação com o porte do sistema e o algoritmo *fuzzy*-Pareto proposto não consegue identificar soluções alternativas à solução da Condição-2, ou seja, outras soluções não dominadas.

Desta forma, a aplicação neste caso tem como resultado apenas demonstrar que o algoritmo proposto é capaz de encontrar soluções compatíveis com outros métodos da literatura, comprovando sua aplicabilidade.

4.6. DESEMPENHO COMPUTACIONAL

O restabelecimento em Sistemas Elétricos de Distribuição é um problema em tempo real, tendo a necessidade de, computacionalmente, ser resolvido na escala de até alguns minutos para que o plano de restabelecimento, contendo as manobras a serem realizadas, possa ser enviado ao setor operacional que irá realizar, efetivamente, as manobras de forma remota ou manual dependendo dos tipos de chaves/religadores presentes no sistema (ARCANJO, 2014).

Dessa forma, uma análise do desempenho geral, para os sistemas analisados, da metodologia proposta é mostrada na Tabela 4.14.

Tabela 4.11: Desempenho computacional do problema

Sistema	Condição	Tempo médio (segundos)
14 Barras	Condição 1	80,20
	Condição 2	80,63
33 Barras	Condição 1	612,76
	Condição 2	683,75
476 Barras	Condição 1	497,16
	Condição 2	634,27

Os tempos computacionais obtidos, mesmo sendo considerados relativamente altos, são justificados pela quantidade de soluções propostas, podendo o operador já ter as

possibilidades de defeito com as respectivas soluções já simulados para a tomada de decisão mais rápida.

4.7. CONCLUSÕES PARCIAIS

Neste capítulo, foram utilizados três sistemas da literatura para avaliar a aplicação da metodologia *fuzzy*-Pareto proposta no presente trabalho. Os resultados obtidos foram comparados com outros da literatura, a fim de se avaliar quais soluções já encontradas também foram identificadas pelo algoritmo híbrido proposto. A partir destes resultados, pode-se concluir que a principal contribuição do tratamento multi-objetivo com a integração do método de Pareto ao algoritmo por enxame de partículas é a possibilidade de oferta ao planejador / operador de planos alternativos, a fim de que o mesmo possa tomar a decisão com base em prioridades e realidade da distribuidora. A integração com a lógica *fuzzy* permite que esta oferta seja mais apurada, considerando prioridades entre os objetivos considerados. Dentre os sistemas simulados, o único que não apresentou mais de uma possibilidade ao operador foi o Sistema 476 barras, tal fato é justificado pelo sistema ser mais restrito por ser um sistema real, que faz com que o número de soluções possíveis seja menor.

5. CONCLUSÕES

5.1. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente dissertação de mestrado apresentou uma proposta de metodologia híbrida de otimização, para a resolução do problema de restabelecimento multi-objetivo de sistemas de distribuição de energia elétrica. Para tanto, propõe-se a integração dos conceitos de classificação de dominância de Pareto aos mecanismos evolutivos da técnica de otimização por enxame de partículas binário. Adicionalmente, a classificação de Pareto é aplicada aos objetivos convertidos para valores ponderados pelas respectivas importâncias, através dos conceitos de inferência de lógica *fuzzy*. Os objetivos foram a minimização de corte de carga, maximização de atendimento a consumidores prioritários, minimização do número de manobras e de perdas técnicas na rede elétrica.

Portanto, o algoritmo por enxame de partículas binário multiobjetivo foi implementado combinando técnicas de lógica *fuzzy* com dominância de Pareto. A lógica *fuzzy* foi aplicada através do método analítico hierárquico, com a determinação de pesos aos objetivos. Os conceitos de dominância de Pareto permitem definir um conjunto de soluções não dominada, que podem subsidiar a decisão do planejador / operador da distribuição, a posteriori, com base em outros critérios, inclusive subjetivos. Esta capacidade de prover um conjunto de soluções alternativas pode ser apontada como a maior contribuição da metodologia proposta. Outra contribuição relevante é um maior refinamento deste conjunto, visando poupar tempo nas análises a posteriori, através de decisão automática e mais direcionada pelo algoritmo com base nas importâncias relativas entre os objetivos considerados.

A avaliação do método aplicado aos problemas de restabelecimento apresentou resultados satisfatórios, identificando soluções alternativas, algumas delas também encontradas por outros trabalhos da literatura, porém, com a vantagem de prover soluções diversas, atrativas para decisão a posteriori. Portanto, o algoritmo proposto demonstrou eficácia na identificação de planos alternativos. Destaca-se que a principal contribuição foi aliar mecanismos meta-heurísticos a técnicas que permitem ponderar objetivos através de lógica *fuzzy*, com o intuito de prover alternativas que sejam realmente atrativas sob a importância de cada critério considerado.

Finalmente, pode-se listar como principais contribuições do trabalho:

- A determinação das pertinências aos objetivos para a determinação de soluções alternativas utilizando lógica *fuzzy*;
- Integração do modelo *fuzzy* com os princípios de dominância de Pareto para definir o conjunto de soluções não dominadas;
- Utilização de método por enxame de partículas binário, a fim de tratar de forma adequada as variáveis de decisão intrínsecas ao problema.

5.2. TRABALHOS FUTUROS

Seguindo a linha de pesquisa desenvolvida nesta dissertação, e tendo em vista os resultados obtidos, algumas sugestões são promissoras para trabalhos futuros:

- Incluir a determinação da sequência de operações de manobra e do tempo necessário para o restabelecimento no modelo proposto;
- Inserir objetivos associados à confiabilidade como, por exemplo, de otimização de outros indicadores deste critério;
- Incluir dados de tempo para deslocamento de equipes a fim de se estimar a energia não suprida durante o restabelecimento;
- Estender a aplicação de otimização meta-heurística multi-objetivo com a técnica *fuzzy*-Pareto para outros problemas de planejamento e operação de sistemas elétricos de potência;
- Estudo da utilização de outras técnicas metaheurísticas;
- Representação de geração distribuída no sistema, prevendo, inclusive, com operação em modo de ilha e impacto no restabelecimento.

REFERÊNCIAS

ADIBI, M.; CLELLAND, P.; FINK, L.; HAPP, H.; KAFKA, R.; RAINE, J.; SCHEURER, D. e TREFNY, F. **Power System Restoration - A task force report**, vol. 2, IEEE Trans. Power Systems, May 1987, pp. 271-277.

ANANTHAPADMANABHA, T.; KULAKARNI, A. D.; RAO, A. S. G.; CHAR, J. G.; RAO, K. R.; e PARTHASARATHY, K. **Knowledge-based methodology for intelligent sequence switching, fault identification and service restoration of distribution system**. Int. J. Electr. Power Energy Systems, vol. 19, no. 2, pp. 119-124, Feb. 1997.

ANEEL, 2000. **Estudo de Vida Útil Econômica e Taxa de Depreciação**. Escola Federal de Engenharia de Itajubá - CERNE - Centro de Estudos em Recursos Naturais e Energia.

ARAÚJO, A. C. M., SIQUEIRA, C. A. **Considerações sobre as Perdas na Distribuição de Energia Elétrica no Brasil**. XVII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica - SENDI, 2006.

ARCANJO, N. D. **Metodologia Multi-Estágio para Restabelecimento de Sistemas Elétricos de Distribuição Utilizando Algoritmos Bio-Inspirados**. Juiz de Fora: Tese de Mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, 2014

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

BILLINTON, R., WANG, P. 1998. **Distribution system reliability cost/worth analysis using analytical and sequential simulation techniques**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 13, n. 4, pp. 1245-1250.

BORGES, T. T.; CARNEIRO JR., S.; GARCIA, P. A. N.; PEREIRA, J. L. R.; OLIVEIRA, L. W. e SILVA JR., I. C. **Distribution systems restoration using interior point method and sensibility analysis**, in: Proc.2011 IEEE/PES General Meeting, pp. 1-4.

BORGES, T. T. **Restabelecimento de Sistemas de Distribuição Utilizando Fluxo de Potência Ótimo**. Rio de Janeiro: Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2012.

CAMPONOGARA, M. e BERNARDON, D. P. 2017. **Estudo do impacto de sistemas de geração distribuída na estabilidade angular de sistemas elétricos de potência com o software ANATEM**. XXVIII Congresso Regional de Iniciação Científica e Tecnologia em Engenharia – CRICTE.

CEL, 2018. Nota Informativa N° 3/2018. Disponível em: https://www.celoureiro.com/pdf/clientes_prioritarios/Nota-Informativa-no.-3-2018.pdf. Acessado em 28 de novembro de 2018.

CELLI, G., PILO, F., PISANO, G., ALLEGRANZA et al., 2004, Meshed vs. radial MV distribution network in presence of large amount of DG. In: IEEE PES Power Systems Conference and Exposition, v.2, pp. 709 – 714, New York, NY, USA, Oct

CHEN, S., CHO, M. Y., 1993, “**Energy Loss Reduction by Critical Switches**”, IEEE Trans. Power Delivery, v. 8, n. 3 (Jul), pp. 1246-1253.

COELHO, C. A. C., PULIDO, G.T., LECHUGA, M. S. 2004. **Handling multiple objective switch particle swarm optimization**, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 8, n. 3, p. 256– 279, June 2004.

DEB, K. 2001. **Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms**. Wiley-Interscience Series in Systems and Optimization, Chichester, UK: John Wiley& Sons.

DUQUE, O. e MORINIGO, D. **Load restoration in electric distribution networks using a metaheuristic technique.** In: Proc.2006 IEEE Mediterranean Electrotechnical Conf., pp. 1040-1043.

GOLDBERG, D. E e HOLLAND, J. H. **Genetic algorithms and machine learning: Introduction to the special issue on genetic algorithms.** *Machine Learning*, 3, 1988.

JIANG, Y., JIANG, J., ZHANG, Y. 2012. **A Novel Fuzzy Multiobjective Model Using Adaptive Genetic Algorithm Based on Cloud Theory for Service Restoration of Shipboard Power Systems,** *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 27, no. 2, May 2012, pp. 612-620.

KAEWMANEE, J., e SIRISUMRANNUKUL, S. **Multiobjective Service Restoration in Distribution System Using Fuzzy Decision Algorithm and Node-depth Encoding.** *Electrical Power Systems. The 8th Electrical Engineering! Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI), Association of Thailand*, 2011

KENNEDY, J.; EBERHART, R., 1995. **Particle Swarm Optimization.** *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, pp 1942– 1948.

LACERDA, L. A. P. D.; OLIVEIRA, L. W.; OLIVEIRA, A. R.; BORGES, T. T.; OLIVEIRA, E.J. **Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição via Enxame de Partículas e Lógica Fuzzy.** *The 12th Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission - CLAGTEE 2017.*

LIN, W.-M., CHIN, H.-C., 1998, **A New Approach for Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction and Service Restoration,** *IEEE Transactions on Power Delivery*, v. 13, n. 3 (Jul), pp. 870-875.

MARINHO, D. 2009. **Uma Aplicação do Algoritmo Genético Multiobjetivo NSGA II para Seleção de Imagens de Satélite de Trechos de Mata Atlântica.** *Trabalho de Graduação do curso de Engenharia da Computação. Universidade de Pernambuco.*

NETO, A. C. **Análise da confiabilidade em redes de distribuição radiais: Reconfiguração e alocação de geração distribuída.** Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Maranhão. Coordenação de Pós Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA, 2006.

OLIVEIRA, L. W. **Reconfiguração e alocação ótima de capacitores em sistemas de distribuição.** Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, 2009.

OLIVEIRA, L. W.; GOMES, F. V.; SILVA JR., I. C.; OLIVEIRA, E. J. e OLIVEIRA, A. R., **Metodologia de Otimização para o Restabelecimento de Sistemas de Distribuição,** The XI Latin-American Congress Electricity Generation and Transmission– CLAGTEE, 2014.

OLIVEIRA, L., W., OLIVEIRA, E. J., SILVA JR., I. C.; GOMES, F. V, BORGES, T. T., MARCATO, A. L. M. e OLIVEIRA, A. R. 2015. **Optimal restoration of power distribution system through particle swarm optimization,** in Proc. 2015 IEEE Powertech, pp. 1-6.

OLIVEIRA, L., W., OLIVEIRA, A. R., SILVA JR., I. C.; GOMES, F. V, e OLIVEIRA, E. J. 2015. **Restabelecimento de sistemas de distribuição de energia através da técnica enxame de partículas,** Revista Científica Interdisciplinar. ISSN: 2358-8411 N° 1, volume 3, artigo n° 7, Janeiro/Março 2016, p. 98-113.

RAFFO, G. J., DA, G. O. 2012. **O Processo Analítico Hierárquico e seu uso na modelagem do espaço geográfico.** Revista do Departamento de Geografia – USP, v. Volume Esp, p. 26–37.

REIS, Polyana M. P. 2017. **Otimização multiobjetivo associada a técnicas metaheurísticas para planejamento e operação de sistemas de distribuição.** Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Engenharia. Departamento de Energia Elétrica, 2017.

REIS, P. M. P.; OLIVEIRA, L. W.; PEREIRA, J. L. R.; OLIVEIRA, E. J. **Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição via Enxame de Partículas**. In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos – SBSE 2016.

SCHMIDT, H. P., 2005, **Reconfiguração de Redes de Distribuição Através de Programação Não linear Inteira Mista**. Tese de Livre-Docência, Escola Politécnica da Universidade Federal de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.

SILVA JUNIOR, C. H. L., FREIRE, A. T. G., MENDES, J. J., 2015. **Lógica Fuzzy e Processo Analítico Hierárquico – AHP na avaliação da qualidade ambiental de nascentes**. Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental Santa Maria, v. 19, n. 2, mai-ago. 2015, p. 292–303.

WANG, P. e LI, W. **Reliability evaluation of distribution systems considering optimal restoration sequence and variable restoration times**. IET Generation, Transmission & Distribution, vol. 1, no. 4, pp.688-695, Jul. 2007.

ZIDAN, A.; EL-SAADANY, E. F. **Service restoration in balanced and unbalanced distribution systems with high DG penetration**. Power and Energy Society General Meeting, 2011 IEEE. Anais 2011.

WU, W. C., TSAI, M. S. e HSU, F. Y. **A new binary coding particle swarm optimization for feeder reconfiguration**. Proc. 2007 Intelligent System Applications to Power Systems Int. Conf., pp. 1-6

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. **Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm**. 2001.