

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP
ESCOLA POLITÉCNICA

Cassio Gerez

**Reconfiguração de sistemas de
distribuição de energia elétrica por meio
de um algoritmo híbrido bio-inspirado**

São Paulo
2022

Cassio Gerez

**Reconfiguração de sistemas de
distribuição de energia elétrica por meio
de um algoritmo híbrido bio-inspirado**

Versão Corrigida

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo para a obtenção do título de Doutor em Ciências

Área de concentração: Sistemas de potência

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Coelho Marques da Costa

Coorientador: Prof. Dr. Alfeu Joãozinho Sguarezi Filho

São Paulo

2022

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Gerez, Cassio

Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica por meio de um algoritmo híbrido bio-inspirado / C. Gerez -- versão corr. -- São Paulo, 2022. 170 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1.Reconfiguração 2.Meta-heurísticas Bio-inspiradas 3.Algoritmo Híbrido 4.Sistemas Equilibrados e Desequilibrados 5.Veículos Elétricos I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

À minha família

Agradecimentos

Agradeço à Deus, pela força para suportar todos os momentos de dificuldade ao longo da vida.

Aos meus pais, Ligia e Paulo, por todo o amor e carinho, por sempre me incentivarem a trilhar o melhor caminho através do estudo, respeito ao próximo, humildade e honestidade.

Aos meus orientadores, Prof. Dr. Eduardo Coelho Marques da Costa e Prof. Dr. Alfeu Joãozinho Sguarezi Filho, pela orientação, incentivo, parceria e por acreditarem em meu potencial.

Aos membros da banca examinadora de defesa, Prof. Dr. Antônio Padilha Feltrin, Prof^a Dr^a Ahda Pionkoski Grilo Pavani, Prof. Dr. Rogério Andrade Flauzino e Prof. Dr. Luis Felipe Normandia Lourenço, pelas fundamentais contribuições, questionamentos e sugestões para aprimoramento do trabalho.

Aos colegas da Universidade de São Paulo, pelas contribuições nos trabalhos desenvolvidos.

À Universidade de São Paulo, em especial à Escola Politécnica, pela contribuição ao desenvolvimento da ciência e educação em nosso país.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq, pela bolsa de estudos concedida, à Universidade de São Paulo - USP, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo - FAPESP, pelos demais auxílios concedidos.

“I don’t believe in this ‘gifted few’ concept, just in people doing things they are really interested in doing. They have a way of getting good at whatever it is.” Charles Eames

Resumo

Gerez, Cassio **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica por meio de um algoritmo híbrido bio-inspirado**. 170 p. Tese – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2022.

Problemas de otimização são amplamente discutidos nos campos de estudo das engenharias, com especial ênfase para a área de engenharia elétrica. Dos principais problemas estudados em sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE), um apresenta destaque devido à sua grande dificuldade de resolução: reconfiguração de sistemas de distribuição (RSD). Esses estudos envolvem diversos tipos de condições, indo desde o sistema trifásico equilibrado (STE), passando pelo sistema trifásico desequilibrado (STD) até a integração com equipamentos dispostos ao longo desses sistemas, sendo solucionados por meio de diversas técnicas, normalmente heurísticas e meta-heurísticas. Nesse contexto, o presente trabalho propõe uma técnica híbrida bio-inspirada para a solução do problema e sua comparação com outras técnicas bio-inspiradas. Diversas modelagens ao problema de RSD que contemplam simulações estáticas e dinâmicas, com demanda fixa e variável aplicadas a STEs e STDs e na presença de geração distribuída (GD), compensadores e veículos elétricos (VE) são estudadas. Adicionalmente, um novo método para determinação da radialidade de um sistema de distribuição é proposto. Análises das particularidades de cada caso, como por exemplo vantagens e desvantagens de simulações estáticas e dinâmicas, diferenças de resultados entre sistemas equilibrados e desequilibrados e a influência da presença de equipamentos, são apresentadas. Todas as situações foram aplicadas à diversos sistemas teste conhecidos da literatura, sendo todos os algoritmos implementados em linguagem Python e a análise dos sistemas executada através do software OpenDSS.

Palavras-chave: Reconfiguração; Meta-heurísticas Bio-inspiradas; Algoritmo Híbrido; Sistemas Equilibrados e Desequilibrados; Veículos Elétricos.

Abstract

Gerez, Cassio **Electrical energy distribution systems reconfiguration through a bio-inspired hybrid algorithm.** 170 p. Ph.D. Thesis – Polytechnic School, University of São Paulo, 2022.

Optimization problems are broadly discussed in the field of engineering studies, with a special emphasis to the electrical engineering area. Of the main electrical energy distribution systems (EEDS) studied problems, one stands out due to its difficulty to be solved: *distribution system reconfiguration* (DSR). These studies involves various conditions, ranging from the balanced three-phase network (BTN), going through yhr unbalanced three-phase network (UTN) up to the integration with equipments present on these systems, being solved by various techniques, normally heuristics and metaheuristics. In this context, this research proposes a hybrid bio-inspired technique to solve the problem and its comparison with other bio-inspired techniques. Various models of the DSR problem which consists of static and dynamic simulation, with fixed and variable demand applied to BTNs and UTNs and considering the presence of distributed generator (DG), compensators and electric vehicle (EV) are studied. Additionally, a new method to assure the radiality of a distribution system is proposed. Analysis of each case particularities, such as advantages and disadvantages of static and dynamic simulations, differences between results of balanced and unbalanced systems and the influence of equipments presence, are presented. All situations were applied to various known test systems from the literature, with all algorithms implemented on Python and the systems analysis carried out through OpenDSS software.

Keywords: Reconfiguration; Bio-inspired Metaheuristics; Hybrid Algorithm; Balanced and Unbalanced Systems; Electric Vehicles.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Lógica de busca do algoritmo VND (POSSAGNOLO, 2015)	68
Figura 2 – Variações Sigmoidais	69
Figura 3 – Fluxograma genérico algoritmos bio-inspirados e técnica híbrida - RSD	76
Figura 4 – Perfis de Carga (Tipo 1 / Tipo 2 / Tipo 3)	77
Figura 5 – Fluxograma carregamento de VE para VF utilizando GA	81
Figura 6 – Fluxograma AGD e ADC via técnicas bio-inspiradas	83
Figura 7 – Fluxograma RSD Combinada com AGD/ADC e carregamento de VE .	84
Figura 8 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-33 barras	88
Figura 9 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-69 barras	89
Figura 10 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-84 barras	91
Figura 11 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STE-33 barras	96
Figura 12 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STE-33 barras	97
Figura 13 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-19 barras	98
Figura 14 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-19 barras	100
Figura 15 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-19 barras	100
Figura 16 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-25 barras	101
Figura 17 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-25 barras	102
Figura 18 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-25 barras	102
Figura 19 – STD-123 barras modificado	103
Figura 20 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-123 barras modificado	104
Figura 21 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-123 barras modificado .	106
Figura 22 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-123 barras modificado .	106
Figura 23 – Perfil de Carga do GD considerado	110
Figura 24 – Perfil de Carga do STE-33 barras antes e após o planejamento da re- carga de VE.	111
Figura 25 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STE-33 barras / demanda variável)	112

Figura 26 – Perfil de Carga do STD-19 barras antes e após o planejamento da recarga de VE.	113
Figura 27 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-19 barras / demanda variável)	114
Figura 28 – Perfil de Carga do STD-25 barras antes e após o planejamento da recarga de VE.	115
Figura 29 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-25 barras / demanda variável)	117
Figura 30 – Perfil de Carga do STD-123 barras modificado antes e após o planejamento da recarga de VE.	118
Figura 31 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-123 barras modificado / demanda variável)	119
Figura B.1 – Algoritmo formação admitâncias primitivas	169

Lista de tabelas

Tabela 1 – Resumo de trabalhos de RSD (1970-2020)	40
Tabela 2 – Laços Fundamentais (STE-33 barras)	72
Tabela 3 – Conjunto de Chaves Proibidas (STE-33 barras)	73
Tabela 4 – Laços Fundamentais das Vizinhanças (STE-33 barras)	75
Tabela 5 – Custos e Perfis de Carga para 24 horas	78
Tabela 6 – Características dos VE considerados	79
Tabela 7 – Espaço de busca do problema de dimensionamento de COMP - ADC .	82
Tabela 8 – Parâmetros dos algoritmos utilizados	86
Tabela 9 – Resultados STE-33 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)	87
Tabela 10 – Análise de Convergência STE-33 barras (Determinante/CP)	87
Tabela 11 – Resultados STE-69 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)	89
Tabela 12 – Análise de Convergência STE-69 barras (Determinante/CPs)	89
Tabela 13 – Resultados STE-84 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)	90
Tabela 14 – Análise de Convergência STE-84 barras (Determinante/CPs)	90
Tabela 15 – Resultados Algoritmo Híbrido STE-33 barras	92
Tabela 16 – Resultados Algoritmo Híbrido STE-84 barras	93
Tabela 17 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Prim vs Segundo melhor da técnica Bio-inspirada / STE-33 barras)	93
Tabela 18 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Prim vs Segundo melhor da técnica Bio-inspirada / STE-84 barras)	93
Tabela 19 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Melhores e Piores do Primeiro Estágio / STE-119 barras)	94

Tabela 20 – Resultados detalhados STE-33 barras (RD v RE)	97
Tabela 21 – Resultados detalhados STD-19 barras (RD v RE)	99
Tabela 22 – Resultados detalhados STD-25 barras (RD v RE)	101
Tabela 23 – Resultados detalhados STD-123 barras modificado (RD v RE)	105
Tabela 24 – Resumo dos resultados encontrados para os STDs e STEs (RD e RE) .	105
Tabela 25 – IDT e IDC para STDs - 19 barras e 25 barras	108
Tabela 26 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STE-33 barras	110
Tabela 27 – Resultados para a AGD e ADC STE-33 barras	111
Tabela 28 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STE-33 barras / demanda variável)	111
Tabela 29 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD-19 barras	113
Tabela 30 – Resultados para a AGD e ADC STD-19 barras	113
Tabela 31 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-19 barras / demanda variável)	114
Tabela 32 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD-25 barras	115
Tabela 33 – Resultados para a AGD e ADC STD-25 barras	116
Tabela 34 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-25 barras / demanda variável)	116
Tabela 35 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD- 123 barras modificado	117
Tabela 36 – Resultados para a AGD e ADC STD-123 barras modificado	118
Tabela 37 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-123 barras modificado / demanda variável)	118
Tabela A.1–Dados de Linhas STE-33 Barras	135
Tabela A.2–Dados de Barras STE-33 Barras	136
Tabela A.3–Dados de Linhas STE-69 Barras	137
Tabela A.4–Dados de Barras STE-69 Barras	139
Tabela A.5–Dados de Linhas STE-84 Barras	141
Tabela A.6–Dados de Barras STE-84 Barras	144
Tabela A.7–Dados de Linhas STE-119 Barras	146
Tabela A.8–Dados de Barras STE-119 Barras	150
Tabela A.9–Dados de Linhas STD-19 Barras	153

Tabela A.10–Dados de Tipos de Linhas STD-19 Barras	154
Tabela A.11–Dados de Barras STD-19 Barras	154
Tabela A.12–Dados de Linhas STD-25 Barras	154
Tabela A.13–Dados de Tipos de Linhas STD-25 Barras	155
Tabela A.14–Dados de Barras STD-25 Barras	156
Tabela A.15–Dados de Linhas STD-123 Barras modificado	156
Tabela A.16–Dados de Linhas/Chaves STD-123 Barras modificado	160
Tabela A.17–Dados de Tipos de Linhas STD-123 Barras modificado	160
Tabela A.18–Dados de Barras STD-123 Barras modificado	164

Lista de siglas

ACO *ant colony optimization*

ADC alocação e dimensionamento de bancos de capacitores/compensadores

AE alocação de equipamentos

AER *all-electric range*

AGD alocação de geração distribuída

AH algoritmo híbrido

AIA *artificial immune algorithm*

BAS *chaos disturbed beetle antennae search*

BATA *bat algorithm*

BBCA *big-bang crunch algorithm*

BC bancos de capacitores

BFOA *bacterial foraging optimization algorithm*

BFS *back and forward sweep*

BTN *balanced three-phase network*

BVNS *basic variable neighborhood search*

CLSA *clonal selection algorithm*

COMP *compensadores*

CP *chaves proibidas*

CSA *cuckoo search algorithm*

DET *determinante*

DG *distributed generator*

DSR *distribution system reconfiguration*

D-STATCOM *distribution static compensators*

EEDS *electrical energy distribution systems*

EMA *exchange market algorithm*

EPRI *Electric Power Research Institute*

EV *electric vehicle*

FA *firefly algorithm*

FAD *fish aggregating devices* ou dispositivos agregadores de peixes

FSM *feasible strategy matrix* ou matriz de estratégias factíveis

FPA *flower pollination algorithm*

G2V *grid to vehicle* ou rede para o veículo

GA *genetic algorithms*

GD geração distribuída

GRASP *greedy adaptative search procedure*

GTD geração, transmissão e distribuição

GVNS *general variable neighborhood search*

GWO *grey wolf optimizer*

HS *harmony search*

HSS *Harper search sphere*

IDC índice de desequilíbrio de corrente

IDT índice de desequilíbrio de tensão

LF laços fundamentais

LFV laços fundamentais das vizinhanças

MHBMO *modified honey bee mating optimization*

MBO *monarch butterfly optimization*

MLP *multilayer perceptron*

MPA *marine predators algorithm*

MPSO *modified particle swarm optimization*

PA *pathfinder algorithm*

PC *power conversion elements*

PD *power delivery elements*

PCIM programação cônica inteira mista

PHVE *plug-in hybrid electric vehicles* ou veículos elétricos híbridos do tipo plug-in

PLIM programação linear inteira mista

PNLIM programação não-linear inteira mista

PSO *particle swarm optimization*

RD reconfiguração dinâmica

RE reconfiguração estática

RSD reconfiguração de sistemas de distribuição

RRA *runner root algorithm*

RVNS *reduced variable neighborhood search*

SDEE sistemas de distribuição de energia elétrica

SEP sistemas elétricos de potência

SFLA *shuffled frog leaping algorithm*

SOC *state-of-charge* ou estado de carga

SSA *symbiotic search algorithm*

STD sistema trifásico desequilibrado

STE sistema trifásico equilibrado

TS *tabu search*

TSA *tree seed algorithm*

USD *United States dollar* ou dólar americano

UTN unbalanced three-phase network

V2G *vehicle to grid* ou veículo para a rede

VE veículos elétricos

VF *valley filling* ou preenchimento de vales

VND *variable neighborhood descent*

VNS *variable neighborhood search*

WGA *wild goats algorithm*

WOA *whale optimization algorithm*

Sumário

1	INTRODUÇÃO	27
1.1	Justificativa	29
1.2	Objetivo	30
1.3	Publicações	30
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	33
2.1	Reconfiguração de sistemas de distribuição - STE	33
2.2	Reconfiguração de sistemas de distribuição - STD	37
2.3	Reconfiguração de sistemas de distribuição - demanda variável à presença de equipamentos	38
3	MODELOS MATEMÁTICOS UTILIZADOS NO PROBLEMA DE RSD	45
3.1	Modelo Matemático de RSD-STE com demanda fixa e variável	45
3.2	Modelo Matemático de RSD-STD com demanda fixa e variável	48
3.3	Modelo Matemático de RSD-STD e STE com demanda fixa e variável na presença de equipamentos	50
3.3.1	Modelo Matemático do Problema do Planejamento da Recarga de VE .	52
3.3.2	Modelo Matemático do Problema de AE	53
4	META-HEURÍSTICAS EMPREGADAS	57
4.1	Bat Algorithm - BATA	57
4.2	Grey Wolf Optimizer - GWO	59
4.3	Marine Predators Algorithm - MPA	61
4.4	Monarch Butterfly Optimization - MBO	64
4.5	Algoritmo Híbrido	66
4.5.1	Busca em Vizinhança Variável de Descida - VND	67
4.6	Aproximações Sigmoidais/Otimização Bio-inspirada	68

5	ALGORITMOS PROPOSTOS - PROBLEMAS PRINCIPAL E SECUNDÁRIOS	71
5.1	Problema principal - RSD	71
5.2	Problemas secundários - Planejamento da Recarga de VE e AE	77
6	SIMULAÇÕES E RESULTADOS PARA OS DIVERSOS MO- DELOS	85
6.1	Análise Métodos Bio-inspirados/Radialidade	86
6.2	Análise Algoritmo Híbrido	91
6.3	Análise STE com Demanda Variável e STD Com Demanda Fixa e Variável - RE e RD	95
6.4	Análise STD Fixa e Variável - IDT e IDC	107
6.5	Análise STE e STD em conjunto com planejamento da recarga de VE e AE	109
7	CONCLUSÕES	121
7.1	Trabalhos Futuros	122
	REFERÊNCIAS	123

APÊNDICES 133

APÊNDICE A	– DADOS DOS SISTEMAS ESTUDADOS	135
APÊNDICE B	– FLUXO DE POTÊNCIA - OPENDSS	167
B.1	Métodos utilizados pelo OpenDSS	167
B.1.1	Método de fluxo de carga “Normal”	168

Introdução

A constante busca e implementação de novas tecnologias nos campos de estudo das engenharias é um aspecto inerente ao passar dos anos, caminhando sempre em conjunto com o desenvolvimento e evolução dos seres humanos. Com o advento desses avanços, situações antes inexistentes surgem e novas variáveis influenciam problemas pré-estabelecidos, de forma que sua estruturação passa a ser diretamente afetada positivamente ou negativamente.

Uma das vertentes da engenharia mais afetadas por tais avanços é a grande área da engenharia elétrica, visto seu grau de importância e influência sobre diversos aspectos, não só do ponto de vista técnico, mas também social. Dentro desse grupo, uma das disciplinas mais afetadas é a dos sistemas elétricos de potência (SEP), pois a evolução dos equipamentos e técnicas influenciam diretamente sua operação e análise. Assim, formas de manter e aprimorar índices de qualidade, desempenho e, conseqüentemente, o fornecimento de energia, são de pleno interesse da comunidade científica e do setor privado. Para tanto, estudos, em especial, nas áreas de geração, transmissão e distribuição (GTD) de energia, necessitam de constante atualização para acompanhar os desenvolvimentos e novas tecnologias disponíveis, possibilitando assim, a correta análise de seus impactos nas mais variadas situações.

Considerando os setores de GTD, o terço final apresenta uma importância relevante pois é responsável pela entrega de energia ao consumidor, sendo diretamente impactado pelas constantes mudanças que ocorrem em sua estrutura, seja pela mudança frequente do perfil dos consumidores em função das características de pequenas cargas (e.g. aumento de equipamentos eletrônicos e automação em edificações residenciais/comerciais) conectadas em alto volume na rede, ou pela inserção de novas tecnologias diretamente nas redes operadas pelas concessionárias, como por exemplo a alta penetração de GD.

Além disso, o setor de distribuição é afetado diretamente por novas políticas de incentivo a utilização de energia limpa no mundo, cuja tendência é verificada através do aumento da produção de VE (ZHOU et al., 2015). Em alguns casos, datas marco já se encontram estabelecidas para a extinção da produção de veículos à combustível, como

visto na Europa, em que existe a proposta para a produção apenas de VE a partir de 2035 (SILVA; KAZMIERKOWSKI, 2021).

Nesse contexto, muitas pesquisas buscam otimizar índices, seja ao minimizar os impactos ou maximizar os benefícios que podem advir do aumento dessas tecnologias nas redes de distribuição. Dentre esses estudos de otimização, têm destaque algumas alternativas como: planejamento da expansão, reestabelecimento de redes, planejamento da recarga de VE, alocação de equipamentos, RSD, etc. Todos são de suma importância e relevância, sendo que alguns dispensam grandes investimentos para serem executados e apresentam resultados excelentes na busca por uma melhor solução, com um destaque para a RSD, devido à seus diversos benefícios além dos citados (e.g. redução de perdas) (SILVA et al., 2020; POSSAGNOLO, 2015).

A RSD é caracterizada como um problema de otimização com vistas a determinação da melhor topologia de um sistema através da abertura e fechamento de chaves de manobra. Caracteriza-se como um problema de alta complexidade devido ao número de possibilidades envolvidas em sua resolução (SILVA et al., 2020), dado pela relação 2^m , em que m é o número de chaves candidatas a abertura no sistema estudado e o valor 2 indica a quantidade de estados que uma chave pode assumir (i.e. aberto ou fechado).

Além da complexidade relacionada ao número de possibilidades de chaveamento, existem diversas variações em função do tipo de sistema estudado, do tipo de simulação considerada (estática ou dinâmica), dos tipos de cargas consideradas, da demanda estudada e da função objetivo desejada. Essas alternativas incluem desde o tradicional modelo de STEs, passando pelo modelo de STDs, modelos na presença de equipamentos como bancos de capacitores (BC) e unidades de GD, chegando aos modernos equipamentos de eletrônica de potência e nos conceitos mais atuais, como por exemplo a presença de VE.

Normalmente, para a resolução da maior parte dos problemas de otimização relacionados à área de distribuição de energia, principalmente no caso da RSD, técnicas heurísticas e meta-heurísticas são empregadas devido à sua fácil implementação e bons resultados, frente ao elevado número de possibilidades de solução e alto custo computacional demandado para aplicação de técnicas clássicas ou determinísticas (SILVA et al., 2020) e à dificuldade da modelagem existente quando da aplicação de métodos numéricos ou matemáticos (NGUYEN et al., 2020). Nas últimas décadas, com a constante busca por novas técnicas que venham a aprimorar os resultados já estabelecidos, um tipo específico de técnica meta-heurística, baseado majoritariamente em fenômenos da natureza (bio-inspiradas), vem sendo utilizado com mais ênfase. Também é importante destacar a importância da representação da restrição de radialidade do problema, existindo algumas formas já estabelecidas para tal e que podem apresentar influência no desempenho da técnica utilizada na resolução do problema, principalmente no caso de meta-heurísticas bio-inspiradas.

No contexto apresentado, é proposto no presente trabalho uma nova técnica híbrida

baseada em uma meta-heurística clássica e na meta-heurística bio-inspirada que apresenta melhor resultado dentre um conjunto de técnicas bio-inspiradas propostas. Além disso, a influência de uma forma de representação da restrição de radialidade tradicionalmente usada na resolução do problema de RSD é comparada com uma nova representação proposta no presente trabalho. Para análise, são estudadas diferentes abordagens ao problema de RSD, indo desde simulações estáticas e dinâmicas para os STEs com demanda fixa e variável, passando pelos STDs, e chegando até a alocação e interface com unidades de GD (mais especificamente unidades eólicas) e compensadores (COMP) ou BC em conjunto com o planejamento da recarga de VE. Os sistemas estudados são sistemas teste conhecidos da literatura, alguns deles apresentando novos resultados devido às novas condições impostas, sendo descritos à medida que são discutidos ao longo do presente trabalho. Todos os algoritmos apresentados foram implementados na linguagem Python, com a análise dos sistemas realizada através da interface com o software OpenDSS.

O presente trabalho é dividido em sete capítulos conforme a sequência: o atual Capítulo 1, que apresenta a introdução ao trabalho, as justificativas, objetivos e publicações efetuadas; o Capítulo 2, que traz uma extensa revisão bibliográfica sobre os trabalhos relacionados à RSD desenvolvidos ao longo dos anos; o Capítulo 3, que apresenta as variações e diversos modelos matemáticos propostos ao problema de RSD; o Capítulo 4, que trata das diversas técnicas utilizadas ao longo do trabalho para a solução da RSD, incluindo a técnica híbrida bio-inspirada proposta; o Capítulo 5, que apresenta a estrutura dos algoritmos propostos para solucionar os modelos de RSD aqui estudados; o Capítulo 6, que demonstra todos os resultados e apresenta as discussões para as diversas abordagens propostas ao longo do trabalho; o Capítulo 7, que finaliza o trabalho ao trazer as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

1.1 Justificativa

Devido ao atual contexto dos SEP, no qual diversos equipamentos são inseridos mudando assim as condições de operação dos sistemas, ao foco majoritário de estudos de RSD à STEs com demanda fixa e considerando o número reduzido de estudos que consideram esses mesmos sistemas sob diversas condições de operação, não só no contexto de novos equipamentos como GD, VE, entre outros, mas também nos contextos de STDs, demanda variável, simulações estáticas e dinâmicas, o trabalho apresentado e a variedade de análises se faz justificável.

Além disso, a crescente expansão de técnicas meta-heurísticas e meta-heurísticas bio-inspiradas justifica a busca por novos métodos aplicados à resolução de problemas de otimização em SEP, tais como o aqui estudado. Por consequência, uma análise da influência desses métodos, suas características e sua expansão em métodos híbridos na solução desses mesmos problemas se faz necessária.

1.2 Objetivo

Os objetivos do trabalho realizado podem ser resumidos nos seguintes:

- ❑ Apresentar novos métodos bio-inspirados aplicados ao problema de RSD, bem como estabelecer a influência da restrição de radialidade na resolução da RSD através dessas mesmas técnicas;
- ❑ Discutir um novo método híbrido na resolução dos problemas de RSD;
- ❑ Analisar e discutir as variações do problema de RSD sob diversas condições de operação;
- ❑ Estabelecer em um único estudo os contextos menos explorados em relação à maioria dos trabalhos de RSD e as diferentes configurações dos sistemas de distribuição que podem influenciar nos problemas de RSD, indo desde a tradicional abordagem de STEs com demanda fixa até a integração com equipamentos, no caso, unidades de GD, COMP e os atuais VE;

1.3 Publicações

Ao longo do desenvolvimento do presente trabalho, alguns artigos relacionados ao tema foram produzidos e publicados. Além disso, um artigo em tema distinto ao do trabalho aqui discutido também foi produzido e publicado.

-Publicações em periódicos internacionais:

- ❑ GEREZ, CASSIO; SILVA, LINDENBERG I. ; BELATI, EDMARCIO A. ; FILHO, ALFEU J. SQUAREZI ; COSTA, EDUARDO C. M. . Distribution Network Reconfiguration Using Selective Firefly Algorithm and a Load Flow Analysis Criterion for Reducing the Search Space. *IEEE Access*, v. 7, p. 67874-67888, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2918480 (Qualis Capes A2)
- ❑ GEREZ, C.; COSTA, E. C. M. ; SQUAREZI FILHO, A. J. . Static Reconfiguration of Unbalanced Distribution Systems with Variable Power using Selective Bat Algorithm. *JOURNAL OF CONTROL, AUTOMATION AND ELECTRICAL SYSTEMS*, v. 32, p. 656-671, 2021. DOI: 10.1007/s40313-021-00695-z (Qualis Capes B1)
- ❑ GEREZ, C.; COSTA, E. C. M. ; SQUAREZI FILHO, A. J. . Behavior analysis of new bio-inspired metaheuristics to solve distribution network reconfiguration problem under different radiality constraints representation. *INTERNATIONAL JOURNAL OF NUMERICAL MODELLING-ELECTRONIC NETWORKS DEVICES AND FIELDS*, p. 1, 2021. DOI:10.1002/jnm.2922 (Qualis Capes B1)

- ❑ GEREZ, C.; ANGELOS, E. W. S. ; ALBUQUERQUE, F. P. ; COSTA, E. C. M. ; SGUAREZI FILHO, A. J. ; LIBONI, L. H. B. . Estimation of the Frequency-Dependent Parameters of Transmission Lines by using Synchronized Measurements. IEEE Access, 2022. (Qualis Capes A2)
- ❑ GEREZ, C.; COSTA, E. C. M. ; SGUAREZI FILHO, A. J. . Distribution Network Reconfiguration Considering Voltage and Current Unbalance Indexes and Variable Demand Solved Through A Selective Bio-inspired Metaheuristic. Energies, 2022. (Qualis Capes B1)

-Artigos publicados em congressos internacionais:

- ❑ GEREZ, CASSIO; COSTA, EDUARDO C. M. ; SGUAREZI FILHO, ALFEU J. . A Hybrid MBO-VND algorithm to solve distribution network reconfiguration problem. In: 2021 14th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON), 2021, São Paulo. 2021 14th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON), 2021. p. 110. DOI: 10.1109/INDUSCON51756.2021.9529542

-Artigos publicados em congressos nacionais:

- ❑ GEREZ, CASSIO; A. BELATI, EDMARCIO ; C. M. COSTA, EDUARDO ; J. SGUAREZI FILHO, ALFEU . Reconfiguração de Sistemas de Distribuição Trifásicos Desequilibrados com Demanda Variável por meio de uma Técnica Metaheurística Bioinspirada. In: Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos SBSE2020, 2021, Santo André - SP. Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2020, 2020. DOI: 10.48011/sbse.v1i1

Revisão Bibliográfica

De forma a contextualizar todas as propostas abordadas, é necessário uma extensa revisão bibliográfica contendo o histórico de pesquisas que lidam com os temas discutidos neste documento.

2.1 Reconfiguração de sistemas de distribuição - STE

Os primeiros trabalhos que tratam do problema de RSD datam da década de 70, sendo o maior expoente o artigo apresentado pelos autores Merlin e Back (1975). Os autores utilizam duas técnicas em sua pesquisa, uma baseada em otimização clássica e uma técnica heurística denominada "abertura sequencial de chaves", em que inicialmente todas as chaves de interconexão são consideradas fechadas, o fluxo de carga do sistema malhado é calculado, e o ramo que apresenta o menor fluxo tem sua chave aberta, repetindo o procedimento até se obter uma configuração radial. A abordagem heurística apresentada em (MERLIN; BACK, 1975) merece destaque, pois evidencia a utilização desse tipo de método desde as primeiras propostas para solução do problema de RSD, servindo como ponto de partida para estudos que utilizaram técnicas semelhantes nas décadas seguintes.

A tendência da utilização de técnicas heurísticas permaneceu em evidência na década de 80, com o trabalho de Civanlar et al. (1988). Os autores propõem um método heurístico denominado como "troca de ramos" ou *branch exchange* para a solução do problema de RSD. Nessa abordagem, o sistema é considerado inicialmente em uma configuração radial, em que, a cada abertura de uma nova chave, outra deve ser fechada para manter a mesma condição de operação. O critério para abertura ou não de uma chave são os níveis de tensão em cada um dos terminais de um ramo e a identificação das perdas na nova configuração.

Já em 1989, dois trabalhos de destaque foram apresentados, um (SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989) utilizando uma modificação ao algoritmo inicialmente proposto por Merlin e Back (1975) e outro (BARAN; WU, 1989a) um aperfeiçoamento da técnica heurística proposta em Civanlar et al. (1988). A modificação proposta no primeiro trabalho é a alteração do algoritmo de "abertura sequencial de chaves" de forma a considerar os limites de

tensão e corrente nas barras dos sistemas estudados e a determinação da potência reativa. O segundo trabalho propõe modificações no algoritmo *branch exchange*, aprimorando a troca de de ramos e propondo novas formas de cálculo do fluxo de potência.

No início da década de 90, novos tipos de algoritmos começaram a ser estudados para a resolução do problema de RSD, com especial ênfase no uso de algoritmos evolutivos, meta-heurísticas e inteligência artificial. Um dos primeiros trabalhos a adotar essa abordagem foi o apresentado em 1990 por Chiang e Jean-Jumeau, em que os autores apresentam uma pesquisa dividida em duas partes (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990a; CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990b), a primeira contém a metodologia e a formulação adotada (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990a) e a segunda demonstra a implementação e os resultados encontrados (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990b). No conjunto de artigos apresentados, os autores utilizam uma técnica de recozimento simulado ou *simulated annealing* e introduzem algumas aproximações no cálculo do fluxo de carga.

Em 1992 e 1993, dois estudos importantes foram apresentados, utilizando respectivamente a aplicação de *genectic algorithms* (GA) (NARA et al., 1992) e redes neurais do tipo *multilayer perceptron* (MLP) (KIM; KO; JUNG, 1993). No primeiro, cada um dos genes é codificado binariamente para representar o estado das chaves do sistema, com "0" indicando chave aberta e "1" indicando a situação de chave fechada. No segundo, as redes neurais são divididas em dois grupos, o primeiro trata da estimação dos níveis de carga do sistema através do carregamento de suas regiões e o segundo determina a nova topologia do sistema. A técnica *simulated annealing* viria a ser empregada novamente, como mostra o trabalho de Chang e Kuo (1994), em que novas simplificações foram apresentadas para resolução das equações de fluxo de carga.

Mesmo assim, alguns trabalhos desenvolvidos ao longo dos anos 90 seguiram utilizando as técnicas inicialmente apresentadas por Shirmohammadi e Hong (1989) e por Merlin e Back (1975). São os casos dos trabalhos de Basu e Goswami (1992), que apresenta modificações ao algoritmo *branch exchange*, e de Borozan, Rajicic e Ackovski (1995), que apresenta modificações ao algoritmo de "abertura sequencial de chaves". Ambos os trabalhos visam o aprimoramento dos algoritmos do ponto de vista de tempo computacional. Outros trabalhos buscaram apresentar novas técnicas heurísticas, como é o caso de McDermott, Drezga e Broadwater (1999), que apresenta uma heurística que pode ser considerada oposta à proposta inicialmente por Merlin e Back (1975), considerando as chaves inicialmente abertas ao invés de fechadas, propondo um fechamento sequencial.

Com a chegada dos anos 2000, a tendência da utilização de meta-heurísticas na resolução do problema de RSD passou a ficar ainda mais evidente, como pode ser visto na maior parte de publicações desenvolvidas durante a primeira década. Alguns trabalhos exploraram algoritmos como *tabu search* (TS), casos de Mori e Ogita (2000), Guimarães (2005), Zhang, Fu e Zhang (2007), enquanto outros buscaram modificações em abordagens utilizando GA, como é o caso de Zhu (2002), Mendoza et al. (2006), Sivanagaraaju,

Srikanth e Babu (2006), Carreno, Romero e Padilha-Feltrin (2008), Cebrian e Kagan (2010).

No entanto, um tipo especial de meta-heurística, baseada em fenômenos da natureza, começou a receber um certo destaque e a ser mais explorada no campo de SEP, especialmente na resolução de problemas de otimização relacionados à sistemas de distribuição. Um dos primeiros trabalhos a aplicar abordagens bio-inspiradas foi publicado por Jin et al. (2004), em que os autores utilizam uma técnica baseada no comportamento de cardume e revoada, denominada *particle swarm optimization* (PSO). Nessa mesma vertente, Su, Chang e Chiou (2005) publicaram um trabalho no qual é utilizada uma técnica baseada no comportamento de formigas em busca de alimentos, denominada *ant colony optimization* (ACO), em que os seus rastros (feromônios) são utilizados na determinação do melhor caminho. Ambos algoritmos ainda foram abordados mais algumas vezes na primeira década dos anos 2000, como visto nos trabalhos de Li et al. (2008), Abdelaziz et al. (2009), todos para o PSO, e nos trabalhos de Pereira, Vittori e Da Costa (2008), Chang (2008) e Wu et al. (2010), todos para o ACO.

Na segunda década dos anos 2000, novas meta-heurísticas bio-inspiradas foram desenvolvidas e tornaram-se uma das principais aplicações na solução de problemas de otimização, principalmente em RSD. Swarnkar, Gupta e Niazi (2011) aplicam o algoritmo ACO para a RSD em conjunto com uma nova codificação para a meta-heurística proposta, utilizando conceitos de teoria de grafos. Já Khalil e Gorpnich (2012) propõem a utilização de um método seletivo em conjunto com o algoritmo PSO para a resolução do problema enquanto Kumar e Jayabarathi (2012) apresentam a aplicação do *bacterial foraging optimization algorithm* (BFOA). O ano de 2013 trouxe os trabalhos de Abdelaziz, Osama e Elkhodary (2013) e Andervazh, Olamaei e Haghifam (2013). No primeiro, os autores aplicam o algoritmo ACO em conjunto com a técnica denominada *harmony search* (HS), algoritmo esse que é baseado na definição de harmonias e notas musicais proporcionadas por músicos de *jazz*, enquanto que, no segundo, os autores propõem novamente o uso de PSO, porém em conjunto com teoria dos grafos.

Durante a segunda metade da década de 2010, técnicas meta-heurísticas e meta-heurísticas bio-inspiradas continuaram a ser estudadas para contorno do problema de RSD, tendência essa que segue atualmente. Isso pode ser visualizado através dos trabalhos publicados durante o período supracitado. Naveen, Sathish Kumar e Rajalakshmi (2015) propõem modificações no BFOA anteriormente apresentado em Kumar e Jayabarathi (2012). Nguyen, Truong e Phung (2016) utilizam uma técnica baseada no comportamento de pássaros cuco, denominada *cuckoo search algorithm* (CSA). Namachivayam et al. (2016) propõem a aplicação do *flower pollination algorithm* (FPA) ao mesmo problema. Azizivahed et al. (2017) propõem um algoritmo híbrido composto por dois algoritmos bio-inspirados, um baseado nos saltos de sapos chamado *shuffled frog leaping algorithm* (SFLA) e o outro sendo o PSO. Nguyen et al. (2017) apresentam um algoritmo

para a resolução do problema de RSD baseado nos corredores e raízes de plantas, conhecido como *runner root algorithm* (RRA). Pegado e Rodriguez (2018) propõem a utilização de um algoritmo PSO seletivo ao problema de RSD, enquanto Ganesh e Kanimozhi (2018) apresentam a implementação de um algoritmo híbrido baseado em FPA e no *clonal selection algorithm* (CLSA). Pegado et al. (2019) apresentam uma nova análise para o PSO seletivo inicialmente discutido em (PEGADO; RODRIGUEZ, 2018). Jafari et al. (2020) apresentam uma técnica híbrida baseada em um algoritmo inspirado no comportamento de cabras selvagens nomeado *wild goats algorithm* (WGA) e em um algoritmo inspirado em operações do mercado financeiro, conhecido como *exchange market algorithm* (EMA). Behbahani, Jalilian e Amini (2020) abordam o problema de RSD através de um algoritmo PSO discreto para reduzir as flutuações de tensão, enquanto que Nguyen et al. (2020) utilizam um algoritmo baseado no comportamento de liderança e movimentos de grupos de animais em busca de alimentos na natureza conhecido como *pathfinder algorithm* (PA). Mais recentemente, Belkacem (2021) abordou o problema através de um algoritmo baseado na sementeação de árvores, conhecido como *tree seed algorithm* (TSA), Kahouli et al. (2021) propuseram o uso de um algoritmo híbrido baseado em GA e PSO e Nguyen et al. (2021) utilizaram uma modificação ao *symbiotic search algorithm* (SSA).

Outros métodos de resolução aplicados envolvem a modificação do modelo matemático utilizado nos trabalhos, que em sua maior parte caracteriza-se como um problema de programação não-linear inteira mista (PNLIM), para modelos de programação cônica inteira mista (PCIM) (DOROSTKAR-GHAMSARI et al., 2016), modelos quadráticos (CABEZAS et al., 2008), programação linear inteira mista (PLIM) (BORGHETTI, 2012). No entanto, apesar de em alguns casos esses métodos garantirem o encontro de soluções ótimas globais em contrapartida aos métodos heurísticos e meta-heurísticos (probabilísticos), a complexidade do problema tende a aumentar devido à manipulação matemática necessária para alteração do modelo do problema (NGUYEN et al., 2020), o que acaba por não ser necessário com a utilização dos métodos probabilísticos. Esse fator, justifica ainda mais a aplicação dos métodos baseados em heurísticas e meta-heurísticas propostos na maioria dos trabalhos apresentados.

Em todos os trabalhos elencados até este ponto, a despeito da variação dos métodos apresentados, das restrições incluídas no problema e suas respectivas modelagens, ou dos equipamentos instalados nas redes, existe uma similaridade em relação aos tipos de sistemas estudados, em que todos apresentam STEs, como por exemplo os tradicionais sistemas de 33 barras e 37 linhas, 69 barras e 73 linhas e o de 84 barras e 96 linhas. A próxima subseção apresenta de uma forma cronológica, como a reconfiguração de STDs foi desenvolvida ao longo dos anos.

2.2 Reconfiguração de sistemas de distribuição - STD

Um dos primeiros trabalhos a tratar o problema de RSD de forma diferente à tradicionalmente estudada foi o de Zimmerman (1992), apenas na década de 90. No trabalho, o autor apresenta uma nova abordagem para a RSD de STDs e um novo modelo de fluxo de carga adequado ao problema estudado e suas particularidades. Outros trabalhos contemporâneos aos de Zimmerman (1992) são os apresentados por Darling (1996) e Borozan (1997). No primeiro, os autores utilizam o método *branch exchange*, apresentado por Shirmohammadi e Hong (1989), para resolução do problema de RSD em busca da minimização de perdas e equilíbrio de cargas. No segundo, um método heurístico é utilizado na solução da RSD para STEs e STDs visando a minimização de perdas.

É possível verificar um menor número de trabalhos que consideram o problema de RSD em STDs desde que o problema foi inicialmente estudado na década de 70 até meados dos anos 90. Uma mudança é notada apenas com o advento dos anos 2000, com um maior interesse no estudo de redes com características diversas em conjunto com o aumento de estudos relacionados a técnicas meta-heurísticas. Raju e P.R. Bijwe (2008) apresentam um artigo para a solução do problema de RSD em STDs visando a minimização de perdas, utilizando um método heurístico baseado no tradicional método de "abertura sequencial de chaves". Rugthaicharoencheep e Sirisumrannukul (2010) apresentam uma abordagem via TS para o problema de RSD em STDs com o objetivo de redução de perdas.

Na última década, os trabalhos que tratam de STDs se intensificaram ainda mais. Zidan, Farag e El-Saadany (2011) apresentam uma pesquisa que utiliza uma heurística similar à "abertura sequencial de chaves" para a resolução do problema de RSD em STDs e Swarnkar, Gupta e Niazi (2011) propõem a utilização do algoritmo ACO, ambos trabalhos visando a minimização das perdas ativas. Zidan e El-Saadany (2012) voltaram a estudar o problema de RSD em STDs agora em conjunto com o problema de restauração de redes, utilizando a mesma técnica anteriormente apresentada pelos mesmos. Hooshmand e Soltani (2012) propõem a solução do mesmo problema utilizando uma combinação entre o algoritmo Nelder Mead com o BFOA, enquanto que Amanulla, Chakrabarti e Singh (2012) aplicam uma versão binária do algoritmo PSO à resolução da RSD em STEs e STDs. Sedighizadeh, Ahmadi e Sarvi (2013) utilizam um algoritmo híbrido para a RSD em STDs, composto por uma técnica baseada no fenômeno *Big-Bang*, denominada *big-bang crunch algorithm* (BBCA), e pelo PSO. Taher e Karimi (2014) utilizam o tradicional GA na resolução do problema de RSD em STDs.

Na segunda metade da década, surgem os trabalhos de Kaur e Ghosh (2016) e de Ding e Loparo (2016), em que os autores aplicam o *firefly algorithm* (FA) em conjunto com uma estratégia nebulosa, ou *fuzzy*, para a resolução do problema no caso do primeiro e, no caso do segundo, utilizam uma abordagem híbrida baseada em uma heurística e GA. Gangwar, Singh e Chakrabarti (2017) apresentam uma abordagem que utiliza teoria dos grafos em conjunto com uma nova formulação para o cálculo do fluxo de potência

em STDs. Zhai et al. (2018) propõem a reconfiguração de STDs e utilizam de métodos de programação matemática para a solução do problema através do solver CPLEX do software GAMS. Gangwar, Singh e Chakrabarti (2019) voltaram a estudar o problema de reconfiguração no contexto dos STDs, utilizando de métodos de otimização de Pareto e um método baseado em *lookup table*. Monteiro et al. (2020) apresentam uma abordagem utilizando o algoritmo PSO binário.

Mais recentemente, em 2021, um exemplo do estudo de RSD em conjunto com STDs é o trabalho de Mohamed, Ali e Ahmed (2021), em que os autores propõem a aplicação de um algoritmo híbrido baseado nas técnicas TS e *Harper search sphere* (HSS) para solucionar o problema de RSD em busca da maximização da economia de energia.

É possível perceber que, principalmente na última década, os trabalhos que levam em consideração a RSD em STDs se consolidaram. Novamente, nota-se uma ênfase em estudos que utilizam abordagens heurísticas ou meta-heurísticas para a solução do problema, inclusive com várias abordagens utilizando técnicas bio-inspiradas.

A maioria dos trabalhos anteriormente apresentados, no entanto, tratam o problema de RSD sem levar em consideração as diversas variações que podem surgir nas redes de distribuição, como os níveis de demanda (fixa ou variável), níveis de carga, reconfiguração estática ou dinâmica, e a presença de equipamentos como BC, unidades de GD, COMP e os modernos VE, tanto para STEs quanto para STDs. Na próxima subseção, serão apresentados alguns trabalhos que apresentam essas variações ao longo dos anos.

2.3 Reconfiguração de sistemas de distribuição - demanda variável à presença de equipamentos

Como levantado e apresentado anteriormente, existem diversos trabalhos que abordam o problema de RSD considerando STEs e, mais recentemente, em escala menor, trabalhos que tratam o mesmo problema no contexto de STDs. Apesar disso, poucos trabalhos dos apresentados anteriormente levam em consideração as variações que podem influenciar a operação e o planejamento de tais redes, sendo no geral, trabalhos de STDs ou STEs com demanda fixa ou carga nominal e reconfiguração estática. Dos trabalhos previamente citados, alguns, como os de Dorostkar-Ghamsari et al. (2016), Gangwar, Singh e Chakrabarti (2019) e Monteiro et al. (2020), servem como exemplo de pesquisas que levam em consideração algumas dessas alternativas (i.e. presença de equipamentos, demanda variável, etc).

No entanto, devido ao grande número de possibilidades existentes que agem diretamente no comportamento das redes de distribuição, um levantamento mais detalhado se faz necessário, visando cobrir desde as características do carregamento até a inserção dos equipamentos. Basicamente o levantamento realizado nesta subseção pode ser subdividido em três características fundamentais que podem surgir em conjunto ou separadas:

RSD com demanda variável ou diversos níveis de carga, RSD dinâmica e RSD na presença de equipamentos.

Dentro do primeiro grupo, um dos trabalhos pioneiros é o de Lee e Brooks (1988), em que os autores apresentam as diferenças ao se considerar os sistemas com demanda variável em detrimento à demanda fixa.

No decorrer da década de 90, dois trabalhos aparecem com destaque, o primeiro apresentado por Chen e Cho (1993) e o segundo por Zhou, Shirmohammadi e Liu (1997). Em (CHEN; CHO, 1993), os autores utilizam um método de *Branch and Bound* na solução da RSD, enquanto que em (ZHOU; SHIRMOHAMMADI; LIU, 1997), os autores aplicam uma heurística buscando a minimização dos custos de operação.

Alguns trabalhos que aparecem com destaque na primeira metade dos anos 2000 são os de Huang e Chin (2002) e Amasifen, Romero e Mantovani (2005). Já nos últimos anos, pesquisas como a anteriormente citada, de Zidan, Farag e El-Saadany (2011) e as de Possagnolo (2015), Souza et al. (2016), Souza (2017), Flaih et al. (2017) e Hesaroor e Das (2019), surgem como trabalhos relevantes dentro do primeiro grupo.

No caso do segundo grupo, que trata da RSD dinâmica, esta sempre virá acompanhada do conceito de diversos níveis de carga, visto a natureza da proposta de necessitar de variação na demanda para justificar sua aplicação. Um dos precursores do assunto é o artigo apresentado por López et al. (2004). No trabalho apresentado pelos autores, uma reconfiguração de hora em hora é proposta considerando as demandas variáveis ou uma demanda fixa (média e máxima). Outras abordagens que tratam a reconfiguração dinamicamente são apresentadas no artigo de Zidan, Farag e El-Saadany (2011), citado anteriormente, e nos artigos de Esmaeili et al. (2018) e Li et al. (2020).

Partindo para o terceiro grupo, que envolve a RSD na presença de equipamentos como GD, BC, COMP e VE, os primeiros trabalhos datam do final dos anos 80 e meados dos anos 90 como alguns dos artigos citados nas subseções prévias por conta de outras características (e.g. técnica utilizada, abordagem dos STEs ou STDs). Trabalhos como os citados anteriormente, de Lee e Brooks (1988), Darling (1996), Borozan (1997) e McDermott, Drezga e Broadwater (1999), são alguns exemplos pioneiros em abordar a RSD na presença de equipamentos, no caso específico os BC.

Com o aumento da variedade de equipamentos instalados nas redes de distribuição, surgiu a necessidade de estudos voltados para a alocação e operação ótima desses equipamentos e, conseqüentemente, seu estudo em conjunto com o problema de RSD, como é visto em alguns trabalhos publicados ao longo das últimas duas décadas.

No caso do estudo de RSD em conjunto apenas com GD, surgem os trabalhos de Olamaei, Niknam e Gharehpetian (2007) e Wu et al. (2010), o trabalho anteriormente citado de Zidan, Farag e El-Saadany (2011), as pesquisas de Niknam, Fard e Seifi (2012) e Rao et al. (2013), a previamente citada de Taher e Karimi (2014), a publicação anteriormente citada de Dorostkar-Ghamsari et al. (2016), o artigo de Liu et al. (2017) e Monteiro et

al. (2020), este último também elencado nas subseções prévias, e o trabalho de Uniyal e Sarangi (2021).

Quando considerados apenas os COMP, temos o exemplo do já citado trabalho publicado por Belkacem (2021), enquanto estudos que consideram apenas VE são apresentados em Chang, Chang e Lu (2012) e Singh e Tiwari (2019).

Por fim, existem alguns estudos que consideram duas tecnologias/equipamentos simultaneamente, como as pesquisas apresentadas por Tolabi, Ali e Rizwan (2015) e a já supracitada apresentada por Ganesh e Kanimozhi (2018), em que ambas consideram tanto GD quanto COMP. No caso do trabalho de Wang et al. (2020), GD e VE são considerados em conjunto com RSD.

A Tabela 1 sumariza todos os trabalhos citados na presente subseção e nas subseções anteriores, elencados por ano. Na mesma tabela, cada coluna indica o autor e ano, o tipo de sistema estudado (STE / STD), se apresenta demanda variável/níveis de carga e o estudo da reconfiguração dinâmica ou não, a consideração ou não de quatro tipos de equipamentos (BC, GD, COMP e VE) e, por fim, as técnicas empregadas na solução.

O próximo capítulo apresenta as diversas formulações propostas para a solução do problema de RSD empregadas na presente tese.

Tabela 1 – Resumo de trabalhos de RSD (1970-2020)

AUTOR	STE	STD	VAR.	DIN.	BC	GD	COMP	VE	TÉCNICA
(MERLIN; BACK, 1975)	X	-	-	-	-	-	-	-	abertura sequencial de chaves
(CIVANLAR et al., 1988)	X	-	-	-	X*	-	-	-	<i>branch exchange</i>
(LEE; BROOKS, 1988)	X	-	X	-	-	-	-	-	heurística
(SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989)	X	-	-	-	-	-	-	-	abertura sequencial de chaves
(BARAN; WU, 1989a)	X	-	-	-	-	-	-	-	<i>branch exchange</i>
(CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990b)	X	-	-	-	-	-	-	-	<i>simulated annealing</i>
(BASU; GOSWAMI, 1992)	X	-	-	-	-	-	-	-	<i>branch exchange</i>
(NARA et al., 1992)	X	-	-	-	-	-	-	-	GA
(ZIMMERMAN, 1992)	-	X	-	-	-	-	-	-	<i>simulated annealing</i>
(KIM; KO; JUNG, 1993)	X	-	-	-	-	-	-	-	redes neurais
(CHEN; CHO, 1993)	X	-	X	X	-	-	-	-	<i>branch and bound</i>
(CHANG; KUO, 1994)	X	-	-	-	-	-	-	-	<i>simulated annealing</i>
(BOROZAN; RAJICIC; ACKOVSKI, 1995)	X	-	-	-	-	-	-	-	abertura sequencial de chaves
(DARLING, 1996)	-	X	X**	-	X*	-	-	-	<i>branch exchange</i>
(BOROZAN, 1997)	-	X	-	-	X*	-	-	-	método heurístico

AUTOR	STE	STD	VAR.	DIN.	BC	GD	COMP	VE	TÉCNICA
(NIKNAM; FARD; SEIFI, 2012)	X	-	-	-	-	X*	-	-	<i>modified honey bee mating optimization</i> (MHBMO)
(CHANG; CHANG; LU, 2012)	X	-	X	X	-	-	-	X	heurística
(ABDELAZIZ; OSAMA; ELKHODARY, 2013)	X	-	-	-	-	-	-	-	ACO / HS
(ANDERVAZH; OLAMAEI; HAGHIFAM, 2013)	X	-	-	-	-	-	-	-	PSO / teoria dos grafos
(SEDIGHIZADEH; AHMADI; SARVI, 2013)	X	X	X**	-	-	-	-	-	BBCA / PSO
(RAO et al., 2013)	X	-	X	-	-	X	-	-	HS
(TAHER; KARIMI, 2014)	X	X	-	-	-	X	-	-	GA
(NAVEEN; Sathish Kumar; RAJALAKSHMI, 2015)	X	-	-	-	-	-	-	-	BFOA
(POSSAGNOLO, 2015)	X	-	X	-	-	-	-	-	variable neighborhood search (VNS)
(TOLABI; ALI; RIZWAN, 2015)	X	-	X	-	-	X	X	-	lógica <i>fuzzy</i> / ACO
(NGUYEN; TRUONG; PHUNG, 2016)	X	-	-	-	-	X	-	-	CSA
(NAMACHIVAYAM et al., 2016)	X	-	-	-	X	-	-	-	FPA
(DOROSTKAR-GHAMSARI et al., 2016)	X	-	X	X	-	X*	-	-	programação matemática
(KAUR; GHOSH, 2016)	X	X	-	-	-	-	-	-	FA
(DING; LOPARO, 2016)	X	X	X	X	-	X	-	-	heurística / GA
(SOUZA et al., 2016)	X	-	X	-	-	-	-	-	<i>artificial immune algorithm</i> (AIA)
(AZIZIVAHED et al., 2017)	X	-	-	-	-	X*	-	-	SFLA / PSO
(NGUYEN et al., 2017)	X	-	-	-	-	-	-	-	RRA
(GANGWAR; SINGH; CHAKRABARTI, 2017)	X	X	X**	-	-	-	-	-	teoria dos grafos
(SOUZA, 2017)	X	-	X	-	-	-	-	-	AIA
(FLAIH et al., 2017)	X	-	X	-	-	X*	-	-	<i>modified particle swarm optimization</i> (MPSO)
(LIU et al., 2017)	X	-	X	-	-	X	-	-	HS / PSO
(PEGADO; RODRIGUEZ, 2018)	X	-	-	-	-	-	-	-	SPSO
(GANESH; KANIMOZHI, 2018)	X	-	-	-	-	X	X	-	FPA / CLSA
(ZHAI et al., 2018)	-	X	X	X	-	X*	-	-	programação matemática - CPLEX
(ESMAEILI et al., 2018)	X	-	X	X	-	-	-	-	programação matemática
(PEGADO et al., 2019)	X	-	-	-	-	-	-	-	SPSO
(GANGWAR; SINGH; CHAKRABARTI, 2019)	-	X	X**	-	-	X*	-	-	otimização de Pareto / <i>table-based</i>
(HESAROOR; DAS, 2019)	X	-	X	-	-	X	-	-	heurística
(SINGH; TIWARI, 2019)	X	-	X	X	-	-	-	X	GA / <i>grey wolf optimizer</i> (GWO)

AUTOR	STE	STD	VAR.	DIN.	BC	GD	COMP	VE	TÉCNICA
(JAFARI et al., 2020)	X	-	-	-	-	-	-	-	WGA / EMA
(BEHBAHANI; JALILIAN; AMINI, 2020)	X	-	-	-	-	-	-	-	DPSO
(NGUYEN et al., 2020)	X	-	X	-	-	X*	-	-	PA
(MONTEIRO et al., 2020)	X	X	X	-	-	X*	-	-	BPSO
(LI et al., 2020)	X	-	X	X	-	X*	-	-	programação matemática
(WANG et al., 2020)	X	-	X	-	-	X*	-	X	<i>chaos disturbed beetle antennae search</i> (BAS)
(BELKACEM, 2021)	X	-	-	-	-	X*	X*	-	TSA
(KAHOULI et al., 2021)	X	-	-	-	-	-	-	-	GA / PSO
(NGUYEN et al., 2021)	X	-	-	-	-	-	-	-	SSA
(MOHAMED; ALI; AHMED, 2021)	X	X	-	-	X	X*	-	-	HSS
(UNIYAL; SARANGI, 2021)	X	-	-	-	-	X	-	-	<i>whale optimization algorithm</i> (WOA)

* não realiza a alocação em detalhes

** considera níveis de demanda (e.g. leve, nominal e pesada)

Modelos Matemáticos Utilizados no Problema de RSD

Como visto através dos trabalhos desenvolvidos ao longo dos anos, existem diversas formas de se modelar o problema de RSD, seja em sua forma tradicional, ou seja, STEs com demanda fixa, passando por formulações que levem em consideração a alocação de equipamentos (AE) e chegando à contextos mais atuais, por exemplo, a maior presença de VE nas redes de distribuição.

No presente trabalho, diversos desses modelos foram estudados e implementados, todos eles partindo da modelagem matemática tradicional, que trata a RSD como um problema de PNLIM. Quando a modelagem considerar os problemas adicionais de AE e planejamento da recarga de VE, ambos serão apresentados com mais detalhes conjuntamente à suas respectivas funções objetivo.

3.1 Modelo Matemático de RSD-STE com demanda fixa e variável

O modelo matemático tradicional do problema de RSD com demanda fixa já foi discutido em diversos trabalhos e visa, na maior parte dos casos como os aqui estudados, a minimização das perdas ou custo das perdas. Caracteriza-se como um problema de PNLIM devido às variáveis envolvidas e às restrições impostas, compostas por valores inteiros e contínuos. Quando consideradas as demandas fixas e variáveis, o problema pode ser caracterizado de duas formas distintas, a primeira (demanda fixa), é dada pelas seguintes equações, objetivando a redução de perdas conforme apresentado em Possagnolo (2015) e Souza (2017):

$$\text{Minimizar} \longrightarrow \text{perdas} = \sum_{ij \in \Omega_l} g_{ij} x_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (1)$$

s.a.:

$$P_{S_i} - P_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} P_{ij} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (2)$$

$$Q_{S_i} - Q_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} Q_{ij} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (3)$$

$$V_{\min} < V_i < V_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (4)$$

$$I_{r_{ij}}^2 + I_{m_{ij}}^2 \leq \bar{I}_{ij}^2 x_{ij} \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (6)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (7)$$

em que: Ω_l conjunto de ramos; Ω_b conjunto de barras; Ω_{bi} conjunto de barras conectadas a barra i ; g_{ij} condutância do ramo ij ; V_i tensão da barra i ; V_j tensão da barra j ; θ_{ij} diferença angular entre i e j ; P_{ij} fluxo de potência ativa entre i e j ; Q_{ij} fluxo de potência reativa entre i e j ; P_{S_i} potência ativa suprida pela subestação na barra i ; Q_{S_i} potência reativa suprida pela subestação na barra i ; P_{D_i} potência ativa demandada na barra i ; Q_{D_i} potência reativa demandada na barra i ; x_{ij} estado da chave (aberto=0 e fechado=1); V_{\min} : limite inferior de tensão; $I_{r_{ij}}$ parte real da corrente através do ramo ij ; $I_{m_{ij}}$ parte imaginária da corrente através do ramo ij ; \bar{I}_{ij} máxima corrente através da barra ij ; V_{\max} : limite superior de tensão; n_b : número de barras existentes no sistema.

As restrições das equações (2) a (7) representam respectivamente os balanços de potência ativa (2) e reativa (3), os limites admissíveis de tensão normalmente estabelecidos de acordo com órgãos reguladores (4), a restrição de capacidade de condução de corrente (5), o estado das chaves (6) e por fim a quantidade de chaves que devem ser mantidas fechadas e que irão compor o sistemas após a RSD para garantir a radialidade (7).

Segundo Possagnolo (2015), a restrição (5) normalmente é desconsiderada em problemas de RSD que visam a minimização de perdas, visto que o processo de redução desses valores já leva à diminuição dos valores de correntes nos condutores. Além disso, os valores admissíveis de corrente não estão normalmente disponíveis quando realiza-se a operação de reconfiguração. Outro ponto de destaque apresentado em Possagnolo (2015) é que, quando existe mais de uma subestação, estas podem ser consideradas como concentradas em um única barra para a resolução do problema de RSD, pois a capacidade das subestações não fazem parte da composição do problema.

Quando o problema de RSD para STEs é tratado com demanda variável, as equações anteriormente apresentadas sofrem modificações de forma a incluir os efeitos dessa variação ao longo do tempo no problema. As equações (1) a (7) passam então a serem representadas pelas equações (8) a (14) (POSSAGNOLO, 2015; SOUZA, 2017):

$$\text{Minimizar} \longrightarrow c.\text{perdas} = \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{ij \in \Omega_l} c_d^{ls} \Delta_d [g_{ij} x_{ij} (V_{i,d}^2 + V_{j,d}^2 - 2V_{i,d} V_{j,d} \cos \theta_{ij,d})] \quad (8)$$

s.a.:

$$P_{S_{i,d}} - P_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} P_{ij,d} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (9)$$

$$Q_{S_{i,d}} - Q_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} Q_{ij,d} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (10)$$

$$V_{\min} < V_{i,d} < V_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (11)$$

$$I_{r_{ij,d}}^2 + I_{m_{ij,d}}^2 \leq \bar{I}_{ij,d}^2 x_{ij} \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (12)$$

$$x_{ij} \in 0, 1 \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (13)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (14)$$

em que: Ω_d conjunto dos níveis de demanda d ; c_d^{ls} custo de perdas no nível de demanda d ; Δ_d duração do nível de demanda d ; $V_{i,d}$ tensão da barra i no nível de demanda d ; $V_{j,d}$ tensão da barra j no nível de demanda d ; $P_{ij,d}$ fluxo de potência ativa entre i e j no nível de demanda d ; $Q_{ij,d}$ fluxo de potência reativa entre i e j no nível de demanda d ; $P_{S_{i,d}}$ potência ativa suprida pela subestação na barra i e nível de demanda d ; $Q_{S_{i,d}}$ potência reativa suprida pela subestação na barra i e nível de demanda d ; $P_{D_{i,d}}$ potência ativa demandada na barra i e nível de demanda d ; $Q_{D_{i,d}}$ potência reativa demandada na barra i e nível de demanda d ; $I_{r_{ij,d}}$ parte real da corrente através do ramo ij no nível de demanda d ; $I_{m_{ij,d}}$ parte imaginária da corrente através do ramo ij no nível de demanda d ; $\bar{I}_{ij,d}$ máxima corrente através da barra ij no nível de demanda d ;

É possível perceber uma ligeira mudança na função objetivo (8) em relação à inicialmente estabelecida para a demanda fixa, visando agora a minimização dos custos de perdas, o que é perceptível ao considerar-se o fator c_d^{ls} . Além disso, o cálculo final dos custos de perdas é dado em função da demanda atual e da duração dessa demanda. Normalmente, cada tipo de carga apresenta uma curva característica horária para um período de 24 horas em função de sua classificação (i.e. residencial, industrial e comercial). Então, cada nível de demanda tem duração de uma hora com seu valor estabelecido para aquela determinada hora em função do tipo de carga. O valor dos custos de perdas para o período diário será então dado pelo somatório dos custos de perdas em cada uma das 24 horas para cada ramo em relação à carga conectada nas barras e ao custo para cada cada nível de demanda d (i.e. hora do dia). Mais sobre os níveis de carga considerados será discutido nos próximos capítulos.

Em relação às restrições, as mesmas apresentam finalidades iguais em relação ao caso com demanda fixa, com pequenas diferenças nas equações (9) a (12), que agora passam a considerar os níveis de demanda.

Com a definição das equações e modelos empregados para os STEs com demanda fixa e variável, as modificações necessárias para representar os STDs podem ser efetuadas para ambas demandas.

3.2 Modelo Matemático de RSD-STD com demanda fixa e variável

O problema de RSD visando a minimização de perdas para o caso de STDs, inicialmente com demanda fixa, pode ser modelado a partir das equações 2 a (8), com alterações que representem a necessidade de tais sistemas e sua característica desequilibrada. As equações anteriormente descritas para STEs com demanda fixa são então representadas pelas seguintes:

$$\text{Minimizar} \longrightarrow \text{perdas} = \sum_{ij \in \Omega_{l,ph}} g_{ij,ph} x_{ij} (V_{i,ph}^2 + V_{j,ph}^2 - 2V_{i,ph}V_{j,ph} \cos \theta_{ij,ph}) \quad (15)$$

s.a.:

$$P_{S_{i,ph}} - P_{D_{i,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} P_{ij,ph} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (16)$$

$$Q_{S_{i,ph}} - Q_{D_{i,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} Q_{ij,ph} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (17)$$

$$V_{\min} < V_{i,ph} < V_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (18)$$

$$I_{r_{ij,ph}}^2 + I_{m_{ij,ph}}^2 \leq \bar{I}_{ij,ph}^2 x_{ij} \quad \forall_{ij} \in \Omega_{l,ph} \quad (19)$$

$$x_{ij} \in 0, 1 \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (20)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (21)$$

$$\frac{|V_i^{ph}| - V_{avg_i}}{V_{avg_i}} \leq \text{IDT}_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad (22)$$

$$\frac{|I_{ij}^{ph}| - I_{avg_{ij}}}{I_{avg_{ij}}} \leq \text{IDC}_{\max} \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (23)$$

em que: $\Omega_{l,ph}$ conjunto de ramos da fase ph ; $g_{ij,ph}$ condutância do ramo ij na fase ph ; $V_{i,ph}$ tensão da barra i e fase ph ; $V_{j,ph}$ tensão da barra j e fase ph ; $\theta_{ij,ph}$ diferença angular entre i e j na fase ph ; $P_{ij,ph}$ fluxo de potência ativa entre i e j na fase ph ; $Q_{ij,ph}$ fluxo de potência reativa entre i e j na fase ph ; $P_{S_{i,ph}}$ potência ativa suprida pela subestação na barra i e na fase ph ; $Q_{S_{i,ph}}$ potência reativa suprida pela subestação na barra i e na fase ph ; $P_{D_{i,ph}}$ potência ativa demandada na barra i e na fase ph ; $Q_{D_{i,ph}}$ potência reativa demandada na barra i e na fase ph ; $I_{r_{ij,ph}}$ parte real da corrente através do ramo ij na fase ph ; $I_{m_{ij,ph}}$ parte imaginária da corrente através do ramo ij na fase ph ; $\bar{I}_{ij,ph}$ máxima corrente através do ramo ij na fase ph ; IDT_{\max} : máximo índice admissível de desequilíbrio de tensão entre fases em uma barra (%); V_i^{ph} : vetor de tensões das três fases na barra i ; V_{avg_i} magnitude de tensão média entre as três fases na barra i ; IDC_{\max} máximo índice admissível de

desequilíbrio de corrente entre as fases em um condutor (%); I_{ij}^{ph} vetor de correntes das três fases no ramo ij ; $I_{avg_{ij}}$ magnitude de corrente média das três fases no ramo ij ;

Novamente é possível verificar uma pequena mudança em relação às equações (1) a (8) do STE com demanda fixa. Agora, são considerados os valores por fase nas equações em função do desequilíbrio encontrado no sistema, nos casos estudados, cargas desequilibradas conectadas às barras. Tal mudança é vista principalmente nas equações (15) a (19). Ademais, duas novas restrições são adicionadas, equações (22) e (23), representando respectivamente o índice de desequilíbrio de tensão (IDT) e o índice de desequilíbrio de corrente (IDC).

Quando considera-se a demanda variável, novamente pequenas alterações são realizadas nas equações (15) a (23) de forma a possibilitar que as características de tal demanda sejam contempladas na função objetivo e nas restrições do problema de RSD. Seguindo conceito similar aos STEs com demanda variável, a função objetivo a ser minimizada passa a ser os custos atrelados às perdas. Então, as equações (24) a (32) passam a representar o problema.

$$\text{Minimizar} \longrightarrow c.perdas = \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{ij \in \Omega_{l,ph}} c_d^{ls} \Delta_d [g_{ij,ph} x_{ij} (V_{i,d,ph}^2 + V_{j,d,ph}^2 - 2V_{i,d,ph} V_{j,d,ph} \cos \theta_{ij,d,ph})] \quad (24)$$

s.a.:

$$P_{S_{i,d,ph}} - P_{D_{i,d,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} P_{ij,d,ph} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (25)$$

$$Q_{S_{i,d,ph}} - Q_{D_{i,d,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{bi}} x_{ij} Q_{ij,d,ph} = 0 \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (26)$$

$$V_{\min} < V_{i,d,ph} < V_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (27)$$

$$I_{r_{ij,d,ph}}^2 + I_{m_{ij,d,ph}}^2 \leq \bar{I}_{ij,d,ph}^2 x_{ij} \quad \forall_{ij} \in \Omega_{l,ph} \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (28)$$

$$x_{ij} \in 0, 1 \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad (29)$$

$$\sum_{ij \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (30)$$

$$\frac{|V_{i,d}^{ph}| - V_{avg_{i,d}}}{V_{avg_{i,d}}} \leq \text{IDT}_{\max} \quad \forall_i \in \Omega_b \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (31)$$

$$\frac{|I_{ij,d}^{ph}| - I_{avg_{ij,d}}}{I_{avg_{ij,d}}} \leq \text{IDC}_{\max} \quad \forall_{ij} \in \Omega_l \quad \forall_d \in \Omega_d \quad (32)$$

em que: $V_{i,d,ph}$ tensão da barra i no nível de demanda d e fase ph ; $V_{j,d,ph}$ tensão da barra j no nível de demanda d e fase ph ; $\theta_{ij,d,ph}$ diferença angular entre i e j na fase ph e nível de demanda d ; $P_{ij,d,ph}$ fluxo de potência ativa entre i e j no nível de demanda d e na fase ph ; $Q_{ij,d,ph}$ fluxo de potência reativa entre i e j no nível de demanda d e na fase ph ;

$P_{S_{i,d,ph}}$ potência ativa suprida pela subestação na barra i no nível de demanda d e na fase ph ; $Q_{S_{i,d,ph}}$ potência reativa suprida pela subestação na barra i no nível de demanda d e na fase ph ; $P_{D_{i,d,ph}}$ potência ativa demandada na barra i e no nível de demanda d e na fase ph ; $Q_{D_{i,d,ph}}$ potência reativa demandada na barra i no nível de demanda d e na fase ph ; $I_{r_{ij,d,ph}}$ parte real da corrente através do ramo ij no nível de demanda d e na fase ph ; $I_{im_{ij,d,ph}}$ parte imaginária da corrente através do ramo ij no nível de demanda d e na fase ph ; $\bar{I}_{ij,d,ph}$ máxima corrente através do ramo ij no nível de demanda d e na fase ph ; $V_{i,d}^{ph}$ vetor de tensões das três fases na barra i no nível de demanda d ; $V_{avg_{i,d}}$ magnitude de tensão média entre as três fases na barra e no nível de demanda d ; $I_{ij,d}^{ph}$ vetor de correntes das três fases no ramo ij no nível de demanda d ; $I_{avg_{ij,d}}$ magnitude de corrente média das três fases no ramo ij no nível de demanda d ;

Mais uma vez é possível perceber as alterações realizadas, em que a função objetivo (24) passa a considerar os níveis de demanda d para cada tipo de consumidor, similarmente ao apresentado para os STEs com demanda variável. A maior diferença para o último encontra-se na consideração dos cálculos por fase, visto o desequilíbrio de carga encontrado entre fases nas barras dos sistemas estudados.

Partindo das definições dos modelos para os STEs e STDs tanto com demanda fixa e variável, é possível a expansão do problema levando em consideração a presença de equipamentos, incluindo assim conceitos mais próximos ao futuro dos sistemas de distribuição. Para isso, os modelos matemáticos do problema de RSD em conjunto com dispositivos para compensação de reativos (BC/COMP), unidades GD e VE são apresentados.

3.3 Modelo Matemático de RSD-STD e STE com demanda fixa e variável na presença de equipamentos

Os modelos que envolvem a presença de equipamentos dependem majoritariamente das características de tais dispositivos, que influenciam principalmente as equações relacionadas a fluxo de carga e potências injetadas e absorvidas nas barras do sistema, como visto em trabalhos como o de Coelho (2018), isso considerando que a reconfiguração ocorra de forma separada e posterior ao planejamento da recarga de VE e à AE. Essa é proposta do presente trabalho, visto que, os dois problemas anteriormente citados, por si só, já são de complexidade tão alta (COELHO, 2018; SINGH; TIWARI, 2019) quanto à RSD para serem conduzidos simultaneamente à este.

Levando em consideração cada um dos casos anteriormente apresentados, suas funções objetivos permanecem as mesmas, devido à característica do problema de RSD aqui estudado que visa a minimização das perdas. Portanto, as alterações ocorrem nas restrições discutidas nas subseções anteriores, sendo para cada um dos casos as seguintes: RSD-STE

com demanda fixa as equações (33) e (34), RSD-STE com demanda variável as equações (35) e (36), RSD-STD com demanda fixa as equações (37) e (38) e por fim RSD-STD com demanda variável as equações (39) e (40).

$$P_{GD,i} + P_{S_i} - P_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} P_{ij} = 0 \quad (33)$$

$$Q_{BC/COMP,i} + Q_{S_i} - Q_{D_i} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} Q_{ij} = 0 \quad (34)$$

$$P_{GD,i,d} - P_{VE,i,d} + P_{S_{i,d}} - P_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} P_{ij,d} = 0 \quad (35)$$

$$Q_{BC/COMP,i,d} + Q_{S_{i,d}} - Q_{D_{i,d}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} Q_{ij,d} = 0 \quad (36)$$

$$P_{GD,i,ph} + P_{S_{i,ph}} - P_{D_{i,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} P_{ij,ph} = 0 \quad (37)$$

$$Q_{BC/COMP,i,ph} + Q_{S_{i,ph}} - Q_{D_{i,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} Q_{ij,ph} = 0 \quad (38)$$

$$P_{GD,i,d,ph} - P_{VE,i,d,ph} + P_{S_{i,d,ph}} - P_{D_{i,d,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} P_{ij,d,ph} = 0 \quad (39)$$

$$Q_{BC/COMP,i,d,ph} + Q_{S_{i,d,ph}} - Q_{D_{i,d,ph}} - \sum_{j \in \Omega_{b_i}} x_{ij} Q_{ij,d,ph} = 0 \quad (40)$$

em que: $P_{GD,i}$ é a potência ativa do gerador distribuído injetada na barra i ; $Q_{BC/COMP,i}$ é a potência reativa dos BC/COMP injetada na barra i ; $P_{GD,i,d}$ é a potência ativa do gerador distribuído injetada na barra i no nível de demanda d ; $P_{VE,i,d}$ é a potência ativa do veículo elétrico injetada ou demandada na barra i e no nível de demanda d ; $Q_{BC/COMP,i,d}$ é a potência reativa dos BC/COMP injetada na barra i e nível de demanda d ; $P_{GD,i,ph}$ é a potência ativa do gerador distribuído injetada na barra i e fase ph ; $Q_{BC/COMP,i,ph}$ é a potência reativa dos BC/COMP injetada na barra i e na fase ph ; $P_{GD,i,d,ph}$ é a potência ativa do gerador distribuído injetada na barra i no nível de demanda d na fase ph ; $P_{VE,i,d,ph}$ é a potência ativa do veículo elétrico injetada ou demandada na barra i no nível de demanda d na fase ph ; $Q_{BC/COMP,i,d,ph}$ é a potência reativa dos BC/COMP injetada na barra i no nível de demanda d na fase ph .

Percebe-se que aqui, consideram-se apenas os valores de potência ativa nos casos de GD e potência reativa nos casos de BC/COMP. O caso específico da presença de VE e seu planejamento da recarga, só é considerado nos casos com demanda variável, visto a necessidade de horizontes de análise para tirar proveito das características de tais unidades em conexão com a rede de distribuição. Já BC/COMP e GD podem ser considerados para qualquer dos casos estudados, incluindo a demanda fixa, como visto em alguns trabalhos (ROSA; GEREZ; BELATI, 2018; SILVA; BELATI; ANGELOS, 2020).

Como o problema do planejamento da recarga de VE e a AE são conduzidos separadamente e anteriormente à RSD, sendo aqui chamados de secundários, faz-se necessário a apresentação dos modelos matemáticos utilizados quando da consideração de tais características no problema de RSD, chamado aqui de problema principal ou primário. No presente trabalho, etapas são realizadas, em que primeiro estabelece-se o planejamento da recarga de VE, posteriormente a AE e por fim a RSD, que é o escopo principal do trabalho apresentado. Através dessa abordagem, é possível verificar e estudar o impacto de cada um separadamente em seus respectivos espectros de estudo, em detrimento à inserção direta dos equipamentos no problema principal.

3.3.1 Modelo Matemático do Problema do Planejamento da Recarga de VE

O planejamento da recarga de VE é executado considerando que os VE estão localizados nas barras de cargas residenciais dos sistemas (SINGH; TIWARI, 2019), pois essa seria a tendência para os próximos anos, passível de estabelecimento de um comportamento de consumo por parte dos usuários e controlada por um agregador (SINGH; TIWARI, 2019).

A estratégia tira vantagem da característica bi-direcional desse tipo de equipamento (i.e fornecer e consumir energia). Esses dois aspectos são conhecidos respectivamente como *vehicle to grid* ou veículo para a rede (V2G), e *grid to vehicle* ou rede para o veículo (G2V). O planejamento é realizado admitindo que os VE chegam em suas casas em um dado período (i.e. fim do dia) e começam a carregar até sua partida no dia subsequente. Durante esse período, ocorrem cargas e descargas da bateria, ou seja G2V e V2G, podendo fornecer um suporte à rede através de um controle ordenado dessas operações.

Tal planejamento, pode ser utilizado para alguns objetivos. No caso do trabalho apresentado, o objetivo é auxiliar no *valley filling* ou preenchimento de vales (VF) (SINGH; TIWARI, 2019), configurando o problema como um caso de otimização representado pela função objetivo da equação (41) e suportado pelas equações 42 e (43).

$$\text{Minimizar} \longrightarrow \sum_{t=1}^{t=24} (L_{sys}^t - L_{avg})^2 \quad (41)$$

$$L_{sys}^t = L_{res}^t + L_{comm}^t + L_{ind}^t + \sum_{k=1}^{N_{VE}} P_{VE,k}^t \quad (42)$$

$$P_{VE,k}^t = y_k^t r_{VE,k} \quad (43)$$

em que: L_{sys}^t potência ativa total demandada pelas cargas do sistema no período t ; L_{res}^t potência ativa demandada pelas cargas residenciais no período t ; L_{comm}^t potência ativa demanda pelas cargas comerciais no período no período t ; L_{ind}^t potência ativa demandada pelas cargas industriais no período no período t ; $P_{VE,k}^t$ potência demandada/fornecida pelo

k -ésimo veículo elétrico no período t ; N_{VE} total de unidades de VE nas barras residenciais; L_{avg} potência ativa média do sistema considerando todos os tipos de consumidores; $r_{VE,k}$ taxa de carga/descarga do k -ésimo veículo elétrico; y_k é o k -ésimo vetor de carregamento do veículo elétrico.

O vetor y_k de carregamento dos VE é representado pela equação (44) e suportado pela relação (45)

$$y_k = [y_k^1, y_k^2, \dots, y_k^T] \quad (44)$$

$$y_k^t = \begin{cases} -1, 0, 1 \quad \forall_k; \quad \forall_{t_k} \in [t_{in}, t_{out}) \\ 0 \quad \forall_k; \quad \forall_{t_k} \notin [t_{in}, t_{out}) \end{cases} \quad (45)$$

em que: $y_k^t = 1$, $y_k^t = 0$ e $y_k^t = -1$ indicam respectivamente o estado do k -ésimo veículo elétrico como carregando, ocioso e descarregando no período t ; t_{in} indica o instante de chegada no ponto de recarga (i.e. residência); t_{out} indica o instante de partida do ponto de recarga.

Todos os períodos anteriormente considerados são da ordem de uma hora, em consonância com os períodos estabelecidos para cada um dos outros problemas estudados (e.g. duração do nível de demanda no problema de RSD).

A função objetivo apresentada na equação (41) está sujeita às seguintes restrições.

$$0 \leq r_{k,VE} \leq P_{VE}^{max} \quad (46)$$

$$SOC_k^{min} \leq SOC_{k,avg}^t \leq SOC_k^{max} \quad (47)$$

$$\sum_{t=t_{k,in}}^{t_{k,out}} y_k^t r_{k,VE} = E_{k,r} \quad (48)$$

em que: P_{VE}^{max} é a potência máxima de carga do veículo elétrico; SOC_k^{min} é o valor mínimo do estado de carga do k -ésimo veículo elétrico (normalmente 0,2), SOC_k^{max} é o valor máximo do estado de carga do k -ésimo veículo elétrico (normalmente 1); $SOC_{k,avg}^t$ é o estado de carga médio do k -ésimo veículo elétrico no instante t ; $E_{k,r}$ é a energia necessária para recarregar totalmente o k -ésimo veículo elétrico.

A formulação genérica apresentada pode ser utilizada diretamente para os casos de STEs e STDs com demanda variável, visto que há a necessidade do estudo em um horizonte determinado.

No entanto, para que esse planejamento seja conduzido adequadamente, algumas premissas precisam ser estabelecidas e serão discutidas nos próximos capítulos.

3.3.2 Modelo Matemático do Problema de AE

Quando considerado o problema secundário de AE no presente trabalho, duas situações são tratadas: alocação de geração distribuída (AGD) e alocação e dimensionamento

de bancos de capacitores/compensadores (ADC). No caso aqui estudado, as duas alocações e o dimensionamento são tratados simultaneamente, posteriormente ao problema de planejamento da recarga de VE e anteriormente ao problema principal de RSD.

Então, para solucionar a AGD e ADC, uma função objetivo é necessária da mesma forma que qualquer problema de otimização. O modelo aqui utilizado considera a minimização dos custos de instalação dos BC/COMP e de perdas, similarmente ao apresentado por Silva, Belati e Angelos (2020) e Ganesh e Kanimozhi (2018), respectivamente para BC e *distribution static compensators* (D-STATCOM), considerando adicionalmente a alocação de unidades de GD e sem prejuízo na função objetivo, pois já contempla a redução das perdas, objetivo normalmente utilizado no contexto da AGD. Nos trabalhos de Silva, Belati e Angelos (2020), Kumar e Jayabarathi (2012) e Rosa, Gerez e Belati (2018), a formulação genérica apresentada considera o STE em um horizonte anual e a demanda fixa/nominal, sendo representada pela equação (49).

$$\text{Minimizar} \rightarrow \text{custos} = W_l K_p \sum_{ij \in \Omega_l} PL_{ij} + W_q K_c \sum_{m=1}^{n_{BC/COMP}} Q_{BC/COMP,m} \quad (49)$$

em que: W_l peso da parcela relacionada à perdas ativas na equação; W_q peso da parcela relacionada à custos de investimento de potência reativa; PL_{ij} perdas ativas do ramo ij ; $Q_{BC/COMP,m}$ potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m ; K_p custo anual por unidade de perdas; K_c custo anual de investimento de potência reativa; $n_{BC/COMP}$ número total de BC/COMP a serem alocados;

O problema está sujeito às restrições (4), (33) e (34). Adicionalmente, as restrições (50) e (51) também são consideradas no problema.

$$Q_{BC/COMP,m}^{\min} \leq Q_{BC/COMP,m} \leq Q_{BC/COMP,m}^{\max} \quad (50)$$

$$Q_{BC/COMP}^{\text{total}} \leq Q_L^{\text{total}} \quad (51)$$

em que: $Q_{BC/COMP,m}^{\min}$ limite mínimo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m ; $Q_{BC/COMP,m}^{\max}$ limite máximo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m ; $Q_{BC/COMP}^{\text{total}}$ potência reativa total dos BC/COMP; Q_L^{total} potência reativa total das cargas do sistema.

Expandindo esse conceito para STEs com demanda variável, estabelece-se um problema que considera os custos de instalação e perdas em períodos de duração e valores de custos desejados de acordo com a demanda, indo ao encontro à formulação do problema de RSD para sistemas com essas características. Tal representação é dada pela equação (52).

$$\text{Minimizar} \rightarrow \text{custos} = W_l \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{ij \in \Omega_l} c_d^{ls} \Delta_d PL_{ij,d} + W_q K_{c,d} \sum_{m=1}^{n_{BC/COMP}} Q_{BC/COMP,m,d} \quad (52)$$

em que: $PL_{ij,d}$ perdas ativas do ramo ij durante o período d ; $Q_{BC/COMP,m,d}$ potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda d ; $K_{c,d}$ é o custo de instalação dos dos BC/COMP no nível de demanda d

Em relação às restrições, serão as mesmas que as apresentadas nas equações (11), (35), (36) e (51). Além disso, deve-se considerar a restrição (53). Caso o planejamento da recarga dos VE seja realizado, este pode ser executado após ou antes à alocação, a depender da consideração ou não da parcela relativa a potência ativa desses VE na restrição (36), tornando-se nula quando o planejamento é programado após a alocação.

$$Q_{BC/COMP,m,d}^{min} \leq Q_{BC/COMP,m,d} \leq Q_{BC/COMP,m,d}^{max} \quad (53)$$

em que: $Q_{BC/COMP,m,d}^{min}$ limite mínimo de potência reativa injetado pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda d ; $Q_{BC/COMP,m,d}^{max}$ limite máximo de potência reativa injetados pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda

No caso de STDs com demanda fixa e variável, as funções objetivos passam a ser representadas pelas equações (54) e (55).

$$\text{Minimizar} \rightarrow \text{custos} = W_l K_p \sum_{ij \in \Omega_{l,ph}} PL_{ij,ph} + W_q K_c \sum_{m=1}^{n_{BC/COMP}} Q_{BC/COMP,m,ph} \quad (54)$$

$$\text{Minimizar} \rightarrow \text{custos} = W_l \sum_{d \in \Omega_d} \sum_{ij \in \Omega_{l,ph}} c_d^{ls} \Delta_d PL_{ij,d,ph} + W_q K_{c,d} \sum_{m=1}^{n_{BC/COMP}} Q_{BC/COMP,m,d,ph} \quad (55)$$

em que: $PL_{ij,ph}$ perdas ativas do ramo ij na fase ph ; $Q_{BC/COMP,m,ph}$ potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m na fase ph ; $PL_{ij,d,ph}$ perdas ativas do ramo ij durante o período d na fase ph ; $Q_{BC/COMP,m,d,ph}$ potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda d na fase ph .

As restrições da função objetivo (54) são as mesmas das equações (18), (37), (38) e (51). Já para a função objetivo (55), são as mesmas das equações (27), (39), (40) e (51). Para o caso de STDs com demanda variável, o planejamento da recarga de VE pode ser ou não considerado na restrição (39), e, quando realizado, pode ser executado antes ou após a alocação, similarmente ao discutido anteriormente. Adicionalmente, as equações (54) e (55) estão sujeitas respectivamente também às restrições (56) e (57).

$$Q_{BC/COMP,m,ph}^{min} \leq Q_{BC/COMP,m,ph} \leq Q_{BC/COMP,m,ph}^{max} \quad (56)$$

$$Q_{BC/COMP,m,d,ph}^{min} \leq Q_{BC/COMP,m,d,ph} \leq Q_{BC/COMP,m,d,ph}^{max} \quad (57)$$

em que: $Q_{BC/COMP,m,ph}^{min}$ limite mínimo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m na fase ph ; $Q_{BC/COMP,m,ph}^{max}$ limite máximo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m na fase ph ; $Q_{BC/COMP,m,d,ph}^{min}$ limite mínimo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda d na fase ph ; $Q_{BC/COMP,m,d,ph}^{max}$

limite máximo de potência reativa injetada pelos BC/COMP na barra m no nível de demanda d na fase ph .

Com as formulações apresentadas para todos os casos propostos no presente trabalho, é possível discutir as técnicas propostas e utilizadas para a resolução, principalmente do problema primário de RSD.

Meta-heurísticas empregadas

O emprego de meta-heurísticas na solução de problemas de otimização em engenharia elétrica é assunto de diversos trabalhos ao longo dos anos, como apontado no extenso levantamento bibliográfico realizado. O desenvolvimento constante de novas técnicas motiva a sua aplicação na solução desses complexos problemas (e.g. RSD), visando estudar seu comportamento frente à estes. Como discutido anteriormente, muitas dessas técnicas envolvem a análise e equacionamento de fenômenos da natureza, ou seja, são bio-inspiradas.

Considerando tal evolução, neste trabalho algumas técnicas são aplicadas ao problema de RSD, incluindo uma técnica híbrida que utiliza duas meta-heurísticas, uma bio-inspirada e uma tradicional. Em relação aos problema secundários, o problema de planejamento da recarga de VE será solucionado via GA, similarmente ao apresentado em Singh e Tiwari (2019), e a AGD e ADC simultânea será resolvida utilizando uma das técnicas bio-inspiradas. As discussões de todas as técnicas de solução utilizadas são apresentadas nas próximas subseções.

4.1 Bat Algorithm - BATA

O *bat algorithm* (BATA) foi desenvolvido por Yang (2014), inspirado no comportamento de micro morcegos em busca de presas ou visando superar barreiras. Esse tipo de animal é capaz de produzir pulsos sonoros de alta intensidade, assim tendo a habilidade de perceber a reverberação dos ecos através de objetos ao seu redor. É através dessa característica que os morcegos tem a habilidade de orientar-se em relação à estes potenciais pontos de interesse, obtendo informações de extrema importância (YANG, 2014). O seu comportamento então pode ser resumido em três regras fundamentais:

- todos os morcegos orientam-se através da eco-localização, diferenciando potenciais presas de obstáculos;
- os morcegos movimentam-se aleatoriamente, apresentando características como: $v_{BATA,i}$ velocidade da i -ésima partícula; $x_{BATA,i}$ posicionamento da i -ésima partícula; $f_{BATA,i}$

frequência da i -ésima partícula; λ comprimento de onda; $A_{BATA,i}$ volume do pulso; r_{BATA} taxa de emissão de pulsos. Os valores de λ (ou frequência) e r_{BATA} podem ser ajustados em função da proximidade ou não das potenciais presas;

□ o volume varia entre $A_{BATA,0}$ (máximo) e $A_{BATA,min}$ (mínimo).

Além das três regras fundamentais apresentadas, o algoritmo BATA pode considerar ainda algumas simplificações, tais como: uma faixa de frequência entre um valor mínimo $f_{BATA,min}$ e um valor máximo $f_{BATA,max}$, com $f_{BATA,min}$ valendo zero, e uma taxa de emissão de pulsos $r_{BATA} \in [0, 1]$, em que zero significa que não existe nenhum pulso e um indicando a máxima taxa. Assim, a técnica pode ser resumida e representada através das equações (58) a (60).

$$f_{BATA,i} = f_{BATA,min} + (f_{BATA,max} - f_{BATA,min})\beta_{BATA} \quad (58)$$

$$v_{BATA,i}^t = v_{BATA,i}^{t-1} + (x_{BATA,i}^t - x_{BATA,*})f_{BATA,i} \quad (59)$$

$$x_{BATA,i}^t = x_{BATA,i}^{t-1} + v_{BATA,i}^t \quad (60)$$

em que: β_{BATA} número aleatório entre $[0,1]$ a cada iteração; $x_{BATA,*}$ melhor posição atual; $v_{BATA,i}^t$ velocidade no instante t ;

Como o valor de β_{BATA} varia a cada iteração, o valor da frequência também irá variar em função desse parâmetro e dos valores máximos e mínimos de frequência. O valor inicial da frequência é escolhido aleatoriamente de uma distribuição normal $[f_{BATA,min}, f_{BATA,max}]$. O algoritmo possui ainda uma fase de busca local, realizada após os cálculos das equações (58) a (60) e posteriormente à verificação se a taxa de emissão de pulsos é menor que um número aleatório, o que indica que o morcego se encontra longe da presa (i.e. melhor solução). A busca local determina a melhor das soluções incumbentes e gera uma nova solução $x_{BATA,new}$ para cada morcego através de uma caminhada aleatória, representada pela equação (61).

$$x_{BATA,new} = x_{BATA,old} + \epsilon A_{BATA}^t \quad (61)$$

em que: $x_{BATA,old}$ é a posição antiga; $\epsilon \in [-1, 1]$ vetor aleatório de mesma dimensão de $x_{BATA,i}$; A_{BATA}^t é a média dos volumes de todos os morcegos no instante t .

Os valores de $A_{BATA,i}$ e da taxa de emissão de pulsos r_{BATA} podem ser atualizados a cada iteração conforme as equações (62) e (63) respectivamente, com os valores de $A_{BATA,i}$ diminuindo e de r aumentando quando os morcegos se aproximam da presa.

$$A_{BATA,i}^{t+1} = A_{BATA,i}^t \alpha_{BATA} \quad (62)$$

$$r_{BATA,i}^{t+1} = r_{BATA,i}^0 [1 - e^{-\gamma_{BATA} t}] \quad (63)$$

em que: α_{BATA} constante responsável por atenuar o volume do pulso; γ_{BATA} constante responsável por atenuar a taxa de emissão de pulsos; $r_{BATA,i}^0$ taxa de emissão de pulsos inicial.

De acordo com Yang (2011), os valores de α_{BATA} e γ_{BATA} são normalmente iguais. Os valores iniciais de volume de pulsos normalmente são tirados aleatoriamente de $A_{BATA,i}^t \in [1, 2]$ e $r_{BATA,i}^0 \in [0, 1]$ e atualizados a medida que as soluções melhoram (YANG, 2011).

Uma particularidade importante apresentada por Yang (2014) é a de que o BATA apresenta características tanto do PSO quanto do algoritmo HS, quando simplificações são adotadas para os parâmetros $A_{BATA,i}^t$ e $r_{BATA,i}^t$. Isso mostra a versatilidade da técnica para aplicação em problemas de otimização

4.2 Grey Wolf Optimizer - GWO

O algoritmo GWO é baseado no comportamento de lobos dessa espécie em busca de presas. A técnica foi desenvolvida por Mirjalili, Mirjalili e Lewis (2014) apresentando três características de suma importância: vivem majoritariamente em bandos, tem uma hierarquia social bem definida e caçam em grupos. A primeira característica é inerente à esse tipo de animal, ou seja, vivem em alcateia.

A segunda característica apresenta uma pirâmide para representar a hierarquia dos animais, sendo resumida em quatro camadas (MIRJALILI; MIRJALILI; LEWIS, 2014):

- ❑ no primeiro nível se encontram os líderes, ou dominantes, denominados como alfas (α_{GWO});
- ❑ no segundo nível se encontram os animais subordinados aos alfas, denominados betas (β_{GWO});
- ❑ no terceiro nível se encontram os subordinados aos alfas e betas, denominados deltas (δ_{GWO});
- ❑ no quarto e na base da pirâmide se encontram os subordinados a todos os outros grupos, que atuam como bode expiatório, denominados omegas (ω_{GWO}).

A última das três características citadas anteriormente (i.e. caça em grupo), pode ser resumida em alguns pontos (MIRJALILI; MIRJALILI; LEWIS, 2014): rastrear, cercar, caçar e atacar a presa.

Portanto, o modelo matemático do GWO leva em consideração, majoritariamente, as duas últimas características (i.e. hierarquia social e a estratégia de caça em grupo). O primeiro ponto determina a solução mais promissora α_{GWO} , a segunda melhor β_{GWO} e a terceira melhor δ_{GWO} . Todo o processo de caça em grupo é regido por esses três tipos de lobos, com todos os outros candidatos sendo considerados como ω_{GWO} e seguindo o grupo.

O primeiro passo da caça em grupo considerado no modelo consiste em rastrear e cercar a presa, modelado matematicamente através das equações (64) e (65).

$$D_{GWO}^{\vec{}} = |C_{GWO}^{\vec{}} \cdot X_{GWO,p}^{\vec{}}(t) - X_{GWO}^{\vec{}}(t)| \quad (64)$$

$$X_{GWO}^{\vec{}}(t+1) = X_{GWO,p}^{\vec{}} - A_{GWO}^{\vec{}} \cdot D_{GWO}^{\vec{}} \quad (65)$$

em que: t instante atual; $A_{GWO}^{\vec{}}$ vetor de coeficientes A_{GWO} ; $C_{GWO}^{\vec{}}$ vetor de coeficientes C_{GWO} ; $X_{GWO,p}^{\vec{}}$ vetor de posições das presas; $X_{GWO}^{\vec{}}$ vetor de posições de um determinado lobo cinzento.

Os valores dos vetores $A_{GWO}^{\vec{}}$ e $C_{GWO}^{\vec{}}$ são obtidos por meio das equações (66) e (67).

$$A_{GWO}^{\vec{}} = 2a_{GWO} \cdot r_{GWO,1} - a_{GWO} \quad (66)$$

$$C_{GWO}^{\vec{}} = 2 \cdot r_{GWO,2} \quad (67)$$

O vetor a_{GWO} decresce linearmente no intervalo $[2,0]$ durante as iterações e os vetores $r_{GWO,1}$, $r_{GWO,2}$ são aleatoriamente definidos dentro do intervalo $[0,1]$.

O segundo passo lida com o processo de caça em si, normalmente guiado pelos lobos do tipo alfa e com a possibilidade de participação de betas e deltas. Para simular o processo, considera-se que essas classes de lobos possuem um melhor conhecimento da provável localização de possíveis presas. A partir disso, as três melhores soluções atuais são salvas, obrigando os demais membros do grupo a atualizar suas posições em função das melhores encontradas. Para modelar esse comportamento, as equações (68) a (70) são definidas.

$$\begin{aligned} D_{\alpha_{GWO}}^{\vec{}} &= |C_{GWO,1}^{\vec{}} \cdot X_{\alpha_{GWO}}^{\vec{}} - X_{GWO}^{\vec{}}| \\ D_{\beta_{GWO}}^{\vec{}} &= |C_{GWO,2}^{\vec{}} \cdot X_{\beta_{GWO}}^{\vec{}} - X_{GWO}^{\vec{}}| \\ D_{\delta_{GWO}}^{\vec{}} &= |C_{GWO,3}^{\vec{}} \cdot X_{\delta_{GWO}}^{\vec{}} - X_{GWO}^{\vec{}}| \end{aligned} \quad (68)$$

$$\begin{aligned} X_{GWO,1}^{\vec{}} &= X_{\alpha_{GWO}}^{\vec{}} - A_{GWO,1}^{\vec{}} \cdot (D_{\alpha_{GWO}}^{\vec{}}) \\ X_{GWO,2}^{\vec{}} &= X_{\beta_{GWO}}^{\vec{}} - A_{GWO,2}^{\vec{}} \cdot (D_{\beta_{GWO}}^{\vec{}}) \\ X_{GWO,3}^{\vec{}} &= X_{\delta_{GWO}}^{\vec{}} - A_{GWO,3}^{\vec{}} \cdot (D_{\delta_{GWO}}^{\vec{}}) \end{aligned} \quad (69)$$

$$X_{GWO}^{\vec{}}(t+1) = \frac{X_{GWO,1}^{\vec{}} + X_{GWO,2}^{\vec{}} + X_{GWO,3}^{\vec{}}}{3} \quad (70)$$

O processo considera que os lobos alfa, beta e delta estimam a posição da presa, enquanto os outros lobos atualizam seu posicionamento de forma aleatória em volta da presa, assim a cercando. O próximo estágio do algoritmo GWO envolve o ataque à presa. Para modelar essa característica, o valor do vetor a_{GWO} é reduzido, consequentemente reduzindo o valor de $A_{GWO}^{\vec{}}$. O vetor $A_{GWO}^{\vec{}}$ é um vetor aleatório entre $[-2a_{GWO}, 2a_{GWO}]$, com a_{GWO} decaindo de dois para zero ao longo das iterações. Se os valores aleatórios

de $A_{GWO}^{\vec{}}$ estão entre $[-1, 1]$, a nova posição do agente de busca é definida entre a sua posição atual e a posição da presa. Se $|A_{GWO}| < 1$ os lobos são forçados a atacar a presa. No entanto, apesar do processo de cercamento da presa considerar a exploração do espaço de busca, outros aspectos da exploração são considerados para evitar a estagnação em determinados locais (MIRJALILI; MIRJALILI; LEWIS, 2014)

Um aspecto referente à exploração do espaço de busca no processo de caça, é que os lobos alfas, betas e delta apresentam divergências na decisão entre buscar a presa e atacá-la. Para modelar esse comportamento, o vetor $A_{GWO}^{\vec{}}$ assume valores aleatórios, $A_{GWO} > 1$ ou $A_{GWO} < -1$, forçando o agente de busca a divergir da presa, permitindo que o algoritmo realize uma busca global e que presas mais promissoras sejam encontradas.

O vetor $C_{GWO}^{\vec{}}$ é outro componente que desempenha um papel importante na exploração. A análise da equação (67) permite perceber que os valores de $C_{GWO}^{\vec{}}$ são aleatórios, entre $[0, 2]$, atribuindo pesos para que, estocasticamente, aumente, se $C_{GWO} > 1$, ou reduza, se $C_{GWO} < 1$, o efeito da presa na definição do vetor $D_{GWO}^{\vec{}}$, assim ajudando a garantir um comportamento mais aleatório durante o processo total do algoritmo.

4.3 Marine Predators Algorithm - MPA

O algoritmo *marine predators algorithm* (MPA) é uma técnica desenvolvida por Faramarzi et al. (2020), inspirada no conceito de "sobrevivência do mais apto". No caso dos predadores marinhos, estes escolhem uma estratégia para aumentar a chance de encontrar presas. Na maioria das vezes, essa estratégia envolve o conceito de "caminhada de Lévy" como apresentado em Faramarzi et al. (2020).

O MPA utiliza ainda outro método de caminhada aleatória, conhecido como "movimento Browniano" e discutido em (FARAMARZI et al., 2020), estabelecendo uma troca entre os dois para aprimorar a busca ao ponto ótimo.

O algoritmo inicialmente espalha a população pelo espaço de busca de forma aleatória e utilizando distribuição uniforme, conforme a equação (71).

$$X_{MPA,0} = X_{MPA,min} + rand(X_{MPA,max} - X_{MPA,min}) \quad (71)$$

em que: $X_{MPA,min}$ fronteira inferior de posicionamento; $X_{MPA,max}$ fronteira superior de posicionamento; $rand$ vetor uniforme entre $[0, 1]$.

A teoria da "sobrevivência do mais apto" indica que os melhores predadores são mais proeminentes na busca por recursos. Então, uma matriz denominada *Elite* é formada, composta pela melhor solução correlacionada ao melhor predador. Essa matriz permite inspecionar e encontrar a presa baseado no posicionamento desta em outra matriz denominada *Prey*, atualizando a posição dos predadores. Nesse processo, predadores e presas são considerados como agentes de busca, pois, se um predador está buscando uma presa, a cadeia alimentar indica que uma presa está buscando por alimento. A cada iteração,

a matriz *Elite* é atualizada se o melhor predador é substituído por outro ainda melhor. Essas duas matrizes de mesma dimensão são representadas pelas equações (72) e (73).

$$Elite = \begin{bmatrix} X_{MPA1,1}^I & X_{MPA1,2}^I & \cdots & X_{MPA1,d_{pr}}^I \\ X_{MPA2,1}^I & X_{MPA2,2}^I & \cdots & X_{MPA2,d_{pr}}^I \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{MPAn_{pr},1}^I & X_{MPAn_{pr},2}^I & \cdots & X_{MPAn_{pr},d_{pr}}^I \end{bmatrix}_{n_{pr} \times d_{pr}} \quad (72)$$

$$Prey = \begin{bmatrix} X_{MPA1,1} & X_{MPA1,2} & \cdots & X_{MPA1,d_{pr}} \\ X_{MPA2,1} & X_{MPA2,2} & \cdots & X_{MPA2,d_{pr}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{MPAn_{pr},1} & X_{MPAn_{pr},2} & \cdots & X_{MPAn_{pr},d_{pr}} \end{bmatrix}_{n_{pr} \times d_{pr}} \quad (73)$$

em que: X_{MPA}^I melhor predador repetido na matriz *Elite*; n_{pr} tamanho da população; d_{pr} número de dimensões; X_{MPA} presa X_{MPA} na matriz *Prey*.

Após a etapa inicial, a otimização via MPA é modelada. Basicamente, de acordo com Faramarzi et al. (2020), o algoritmo pode ser dividido em três estágios considerando as diferentes razões de velocidade e mimetizando todo o ciclo de vida de predadores e presas.

- razão de velocidade alta / presa movendo-se mais rapidamente que o predador;
- razão de velocidade unitária / presa e predador movendo-se na mesma velocidade;
- razão de velocidade baixa / presa movendo-se mais lentamente que o predador.

Em cada um desses estágios, um período diferente de iterações é especificado. O primeiro estágio ocorre no início do processo de otimização, ou seja, nas iterações iniciais. Nesse estágio, em que a velocidade v_{MPA} é maior ou igual a 10, o predador normalmente permanece parado. Para representar essa etapa, o modelo matemático da equação (74) é definido.

$$\begin{aligned} \text{Enquanto } Iter < \frac{1}{3}MaxIter \\ \vec{stepsize}_{MPA,i} &= R_{MPA,B} \odot (\vec{Elite}_i - R_{MPA,B} \odot \vec{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, n_{pr} \\ \vec{Prey}_i &= \vec{Prey}_i + P_{MPA} \cdot R_{MPA} \odot \vec{stepsize}_{MPA,i} \end{aligned} \quad (74)$$

em que: $R_{MPA,B}$ "movimento Browniano" representado por um vetor com números aleatórios retirados de uma distribuição normal; $\vec{stepsize}_{MPA,i}$ passo da caminhada da i -ésima

partícula; P_{MPA} constante usualmente definida como 0,5; R vetor de números aleatórios entre o intervalo $[0,1]$; $Iter$ iteração atual; Max_{Iter} número máximo de iterações.

O símbolo \odot indica o produto por elemento de matrizes, em que $R_{MPA,B} \odot \vec{Prey}_i$ simula o movimento das presas.

O segundo estágio leva em consideração dois conceitos muito presentes em alguns algoritmos, exploração, ou *exploration*, e aproveitamento, ou *exploitation*, em que o primeiro visa visitar novas áreas e o segundo visa aproveitar informações de áreas previamente visitadas. Esse segundo estágio ocorre na metade do processo de otimização, quando presa e predador estão observando seus alvos e a razão de velocidade é unitária (i.e. $v_{MPA} \approx 1$). Essa etapa tenta representar a transição entre os conceitos de *exploration* e *exploitation*. Portanto, a população é dividida em duas tarefas diferentes, metade (presas) executa o processo de *exploitation* e a outra metade (predadores) o processo de *exploration*. Então, considerando que as presas movem-se aleatoriamente através da "caminhada de Lévy", os predadores se movem através do "movimento Browniano". A modelagem matemática de todo o estágio é representada através das equações (75) e (76) respectivamente para presas e predadores.

$$\begin{aligned} & \text{Enquanto } \frac{1}{3}Max_{Iter} < Iter < \frac{2}{3} \\ & \text{stepsize}_{MPA,i} = R_{MPA,L} \odot (\vec{Elite}_i - R_{MPA,L} \odot \vec{Prey}_i) \quad i = 1, \dots, \frac{n_{pr}}{2} \quad (75) \\ & \vec{Prey}_i = \vec{Prey}_i + P_{MPA} \cdot R_{MPA} \odot \text{stepsize}_{MPA,i} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \text{stepsize}_{MPA,i} = R_{MPA,B} \odot (R_{MPA,B} - \vec{Elite}_i \odot \vec{Prey}_i) \quad i = \frac{n_{pr}}{2}, \dots, n_{pr} \\ & \vec{Prey}_i = \vec{Elite}_i + P_{MPA} \cdot CF_{MPA} \odot \text{stepsize}_{MPA,i} \quad (76) \\ & CF_{MPA} = \left(1 - \frac{iter}{Max_{Iter}}\right)^{\left(2 \frac{iter}{Max_{Iter}}\right)} \end{aligned}$$

em que: $R_{MPA,L}$ vetor de números aleatórios tirados da distribuição Lévy; CF_{MPA} parâmetro que controla o tamanho do passo dos predadores;

O movimento das presas através da "caminhada de Lévy" é dado pelo produto $R_{MPA,L} \odot \vec{Prey}_i$ e a adição do tamanho do passo à posição da presa indica o movimento da presa propriamente dito, representando assim o processo de *exploitation*. O produto $R_{MPA,B} \odot \vec{Elite}_i$, em oposição ao anterior, representa o movimento dos predadores através do "movimento Browniano", com as presas atualizando seu posicionamento através do movimento dos predadores.

O terceiro e último estágio do processo de otimização ocorre quando as presas movem-se mais lentamente que os predadores (i.e. $v = 0,1$), fornecendo um maior processo de *exploitation*. Nessa etapa, os predadores passam a se mover majoritariamente através da "caminhada de Lévy". O modelo matemático dessa fase é dado através da equação (77).

$$\begin{aligned}
& \text{Enquanto } Iter < \frac{2}{3} Max_{Iter} \\
& \text{stepsize}_{MPA,i}^{\vec{}} = R_{MPA,L}^{\vec{}} \odot (R_{MPA,L}^{\vec{}} \odot Elite_i^{\vec{}} - Prey_i^{\vec{}}) \quad i = 1, \dots, n_{pr} \\
& Prey_i^{\vec{}} = Elite_i^{\vec{}} + P_{MPA} \cdot CF_{MPA} \odot \text{stepsize}_{MPA,i}^{\vec{}}
\end{aligned} \tag{77}$$

O produto $R_{MPA,L}^{\vec{}} \odot Elite_i^{\vec{}}$ é responsável por simular a estratégia Lévy para mover os predadores, enquanto a adição do tamanho de passo ao posicionamento da matriz *Elite* ajuda a atualizar o posicionamento das presas em função do movimento dos predadores.

Em resumo, os três estágios de movimentação anteriormente apresentados podem ser resumidos tanto para predadores quanto para presas conforme o seguinte:

- predadores: 1º/não se move, 2º/Browniano, 3º/Lévy;
- presas: 1º/Browniano, 2º/Lévy, 3º/não se move.

De acordo com Faramarzi et al. (2020), outro ponto que influencia o movimento dos predadores marinhos é o ambiente no qual estão inseridos e os efeitos e perigos existentes, como por exemplo turbilhonamento e *fish aggregating devices* ou dispositivos agregadores de peixes (FAD). A influência dos FAD é modelada através da equação (78).

$$Prey_i^{\vec{}} = \begin{cases} if \ r \leq FAD \\ Prey_i^{\vec{}} + CF_{MPA} [X_{MPA,min}^{\vec{}} + R_{MPA}^{\vec{}} \odot (X_{MPA,max}^{\vec{}} - X_{MPA,min}^{\vec{}})] \odot U_{MPA}^{\vec{}} \\ if \ r_{MPA} > FAD \\ Prey_i^{\vec{}} + [FAD(1 - r_{MPA}) + r_{MPA}] (Prey_{r1_{MPA}}^{\vec{}} - Prey_{r2_{MPA}}^{\vec{}}) \end{cases} \tag{78}$$

em que: *FAD* probabilidade de influência dos dispositivos no processo de otimização; $U_{MPA}^{\vec{}}$ vetor binário; r_{MPA} número aleatório; $r1_{MPA}$ índice aleatório da matriz *Prey*; $r2_{MPA}$ índice aleatório da matriz *Prey*;

O valor dos FAD é definido como 0,2 (FARAMARZI et al., 2020), o vetor binário $U_{MPA}^{\vec{}}$ é construído através de um vetor aleatório entre [0,1], mudando seus valores para zero quando é menor que 0,2 e para um se maior que 0,2. O valor de r_{MPA} também é definido como um número aleatório entre [0,1].

4.4 Monarch Butterfly Optimization - MBO

O algoritmo *monarch butterfly optimization* (MBO) foi desenvolvido por Wang, Deb e Cui (2019), inspirado no processo migratório dessas borboletas entre os Estados Unidos/Canada e México em ambos os sentidos em períodos específicos do ano. As regras que regem a técnica são divididas em quatro pontos específicos:

- as borboletas que compõem toda a população encontram-se divididas nos territórios 1 e 2;
- cada filho é gerado através do operador migratório das borboletas, tanto no território 1 quanto no 2;
- a população é mantida levando em consideração um processo de eliminação de uma partícula anterior quando um filho é gerado;
- as melhores partículas são mantidas até a próxima geração.

Em função dos pontos elencados, o MBO é dividido basicamente em dois passos: operador migratório e operador de ajuste da borboleta. O processo migratório entre os dois territórios considera a divisão em períodos específicos. No primeiro período, de cinco meses, as borboletas permanecem no território 1, enquanto que, no segundo período, de sete meses, as borboletas permanecem no território 2, totalizando um intervalo de um ano. As equações (79) e (80) indicam o processo de divisão das borboletas em ambos os territórios.

$$ceil(p_{MBO}NP_{MBO})(NP_{MBO,1}) \quad (79)$$

$$NP_{MBO} - NP_{MBO,1}(NP_{MBO,2}) \quad (80)$$

em que: $ceil(x)$ função responsável por arredondar x para o próximo valor inteiro maior ou igual x ; NP_{MBO} é o tamanho da população; p_{MBO} representa o percentual da população no território 1.

Como as borboletas são subdivididas em dois grupos, denominados sub-população 1, pertencentes ao território 1, e sub-população 2, pertencentes ao território 2, a migração e o operador de ajuste das borboletas são responsáveis por atualizar o posicionamento das partículas através das equações (81) a (83) e (84) a (87) respectivamente. O operador de ajuste das borboletas ainda leva em consideração o "movimento de Lévy", similarmente ao algoritmo MPA.

$$x_{MBO,i,k}^{t+1} = x_{MBO,r1_{MBO,k}}^t \quad (81)$$

$$r_{MBO} = rand * peri \quad (82)$$

$$x_{MBO,i,k}^{t+1} = x_{MBO,r2_{MBO,k}}^t \quad (83)$$

$$x_{MBO,j,k}^{t+1} = x_{MBO,best,k}^t \quad (84)$$

$$x_{MBO,j,k}^{t+1} = x_{MBO,r3_{MBO,k}}^t \quad (85)$$

$$x_{MBO,j,k}^{t+1} = x_{MBO,j,k}^{t+1} + \alpha_{MBO}X_{MBO}(dx_k - 0, 5) \quad (86)$$

$$\alpha = \frac{S_{MBO,max}}{t^2} \quad (87)$$

em que $x_{MBO,i,k}^{t+1}$ k -ésima coordenada de posição da i -ésima borboleta na geração $t + 1$; $x_{MBO,r1_{MBO},k}^t$ k -ésima coordenada de posição de uma borboleta aleatória $r1_{MBO}$, tirada da sub-população 1, na geração t ; $peri$ período de migração, ajustado como 1,2 na maioria dos casos de forma a representar os 12 meses (WANG; DEB; CUI, 2019); $rand$ número aleatório tirado de uma distribuição uniforme; $x_{MBO,r2_{MBO},k}^t$ k -ésima coordenada de posição de uma borboleta aleatória $r2_{MBO}$, tirada da sub-população 2, na geração t ; $x_{MBO,j,k}^{t+1}$ k -ésima coordenada de posição da j -ésima borboleta na geração $t + 1$; $x_{MBO,best,k}^t$ k -ésima coordenada da melhor borboleta nos territórios 1 e 2; $x_{MBO,r3_{MBO},k}^t$ k -ésima coordenada de $x_{MBO,r3_{MBO}}$ ($r3_{MBO} \in 1, 2, \dots, NP_{MBO,2}$); dx_k tamanho do passo de uma borboleta em sua k -ésima coordenada estabelecido por $Levy(x_{j,k}^t)$ ("movimento de Lévy"); $S_{MBO,max}$ valor máximo de um único passo de uma borboleta; α_{MBO} coeficiente de peso.

Cada equação apresentada para as duas etapas é usada de uma forma específica: equação (81) é responsável por gerar novas coordenadas k quando $r_{MBO} \leq p_{MBO}$, com r_{MBO} definido pela equação (82); equação (83) gera novas coordenadas k sob a condição oposta, ou seja, $r_{MBO} > p_{MBO}$ em que p_{MBO} é normalmente definido como 5/12; equação (84) atualiza a partícula $x_{MBO,j,k}^{t+1}$ em função de $x_{MBO,best,k}^t$, se, para todos os elementos j , um número aleatório $random \leq p_{MBO}$; equação (85) atualiza $x_{MBO,j,k}^{t+1}$ na condição oposta à anterior; equação (86) atualiza $x_{MBO,j,k}^{t+1}$ quando BAR (taxa de ajuste das borboletas ou *butterfly adjusting rate*, normalmente igual a p_{MBO}) é menor que $rand$, utilizando o "movimento de Levy" para definir o passo e a equação (86) para definir o valor de α_{MBO} .

4.5 Algoritmo Híbrido

A utilização de algoritmos híbridos visa extrair características de duas técnicas diferentes buscando soluções robustas na solução de diversos problemas e aprimorando o desempenho dos métodos utilizados. Como as técnicas meta-heurísticas tradicionais, por exemplo *greedy adaptative search procedure* (GRASP) e *variable neighborhood search* (VNS), conhecidos como busca local, precisam de um bom ponto de partida (POSSAGNOLO, 2015; MARINHO, 2020), os métodos bio-inspirados surgem como uma escolha segura e confiável na determinação de soluções iniciais, visto que são de fácil implementação e apresentam bom desempenho, encontrando soluções melhores que os algoritmos tradicionalmente utilizados, como por exemplo o algoritmo de Prim, e, em muitos casos, os ótimos globais.

Nesse contexto, o algoritmo híbrido (AH) proposto é composto por uma das meta-heurísticas anteriormente apresentadas em conjunto com uma meta-heurística tradicional baseada no algoritmo VNS, denominada *variable neighborhood descent* (VND) (POSSAGNOLO, 2015). A meta-heurística bio-inspirada é responsável por definir a solução inicial,

enquanto o algoritmo VND refina o resultado encontrado realizando uma segunda etapa de busca (local). Uma discussão acerca da meta-heurística bio-inspirada escolhida para realizar a primeira etapa, dentre as aqui elencadas, é apresentada juntamente com os resultados no Capítulo 6.

4.5.1 Busca em Vizinhança Variável de Descida - VND

Métodos de busca local trabalham de tal maneira que uma solução atual x pode ser aprimorada a cada iteração em direção a uma melhor solução x' em sua vizinhança $N(x)$. Esse processo é executado a partir de um ponto x_1 , em que todas as vizinhanças são verificadas. Quando uma nova solução x_2 é encontrada, sua vizinhança é então explorada (POSSAGNOLO, 2015). A parada do processo é realizada quando a melhor solução da vizinhança atual é pior que a solução incumbente (GLOVER; KOCHENBERGER, 2003).

Um método VNS genérico é discutido em Hansen e Mladenović (2009), em que mudanças sistemáticas são realizadas na vizinhança. Uma das principais vantagens desse tipo de algoritmo é que, ao invés de seguir uma trajetória, vizinhanças próximas a solução corrente são exploradas e modificadas apenas se uma melhor solução é encontrada, mantendo assim características favoráveis da solução incumbente e as usando para encontrar soluções promissoras (POSSAGNOLO, 2015).

Os fundamentos de um algoritmo VNS podem ser resumidos em três pontos, segundo Possagnolo (2015):

- um ótimo local de uma vizinhança não é necessariamente um ótimo local em outra;
- um ótimo global é um mínimo local em todas as vizinhanças;
- há ótimos locais que podem apresentar valores próximos a ótimos locais de outras vizinhanças.

Ainda segundo Possagnolo (2015), uma última observação empírica implica que um ótimo local fornece informações importantes sobre o ótimo global. Existem diversas variações do algoritmo VNS, pois sua estrutura é considerada simples. Como exemplares dessas alternativas, surgem o *basic variable neighborhood search* (BVNS), o VND, o *reduced variable neighborhood search* (RVNS), o *general variable neighborhood search* (GVNS), dentre outros. O algoritmo VND, proposto por Hansen e Mladenović (2009), se destaca por ser uma das variações mais simples do VNS, aplicável diretamente à problemas de otimização. Por essa razão, foi escolhido no presente trabalho como a abordagem utilizada na segunda etapa da técnica híbrida proposta.

A técnica VND segue o seguinte contexto em sua estrutura: considerando um conjunto de k_{VND} vizinhanças $N_{k_{VND}}, k_{VND} = 1, \dots, k_{VND}$ pré-determinadas, ou seja, um número finito, um ótimo local x' na vizinhança $N_1(x)$ não é igual ao local ótimo x'' na vizinhança

$N_2(x)$. Então, similarmente à estrutura de busca local discutida anteriormente, em que o algoritmo para sempre que novas soluções não são encontradas no nível de vizinhança atual N_1 , o nível de estrutura é modificado para ampliar o espaço de busca, indo para o próximo nível N_2 . Caso haja uma melhora em relação à solução atual no novo nível, a nova solução passa a ser a incumbente e o processo retorna para nível N_1 , visando explorar as soluções vizinhas à essa nova solução no nível anterior. O processo é realizado até que a solução não melhore em nenhum dos níveis de vizinhança pré-estabelecidos (POSSAGNOLO, 2015). Todo o processo descrito pode ser resumido através da Figura 1 (POSSAGNOLO, 2015).

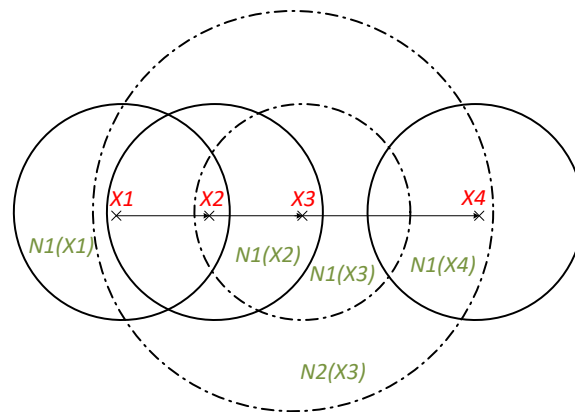


Figura 1 – Lógica de busca do algoritmo VND (POSSAGNOLO, 2015)

4.6 Aproximações Sigmoidais/Otimização Bio-inspirada

Algumas aplicações necessitam de adaptações nos algoritmos bio-inspirados anteriormente apresentados para que se adéquem aos problemas estudados, pois muitas das variáveis que regem a solução devem ser representadas através de valores discretos (SILVA et al., 2020), como o caso do problema de RSD aqui apresentado, que necessita da correlação entre as chaves de manobra, que são representadas por números inteiros, com as variáveis que regem as técnicas estudadas, que são representadas por números contínuos.

O problema auxiliar de AE (AGD e ADC) também se enquadra na mesma situação, pois deve-se correlacionar os locais para implantação dos dispositivos, que, da mesma forma que as chaves no problema de RSD, são representadas por números inteiros, no caso, as barras do sistema, com as variáveis contínuas das técnicas. Além disso, no caso de dimensionamento dos COMP, o valor de potência reativa injetada (normalmente valores inteiros) também deve apresentar a mesma correlação.

Uma abordagem inicial para comprimir os valores contínuos em binários foi apresentada por Kennedy e Eberhart (1997) para o PSO. A proposta considera a utilização de uma função matemática (sigmoide) para o processo, podendo ser estendida para a maioria dos algoritmos populacionais e meta-heurísticas bio-inspiradas, como visto na revisão

bibliográfica apresentada, devendo apenas passar por uma adequação à variável que se deseja comprimir em cada técnica.

Como os valores dos problemas estudados são inteiros, porém não binários, uma aproximação que reflita essa característica é necessária, como a apresentada em Khalil e Gorpnich (2012) para o PSO. Em Khalil e Gorpnich (2012), os autores apresentam uma modificação à estratégia inicialmente apresentada por Kennedy e Eberhart (1997), comprimindo as variáveis em uma gama de valores d_n . A equação (88) e a relação (89) são responsáveis por essa compressão, utilizando uma função sigmoide para aproximação de uma variável genérica x_i^{t+1} , representativa de qualquer técnica.

$$\sigma(x_i^{t+1}) = d_n \frac{1}{1 + e^{-x_i^{t+1}}} \quad (88)$$

$$x_i^{t+1} \begin{cases} X_{d_1} \text{ if } \sigma(x_i^{t+1}) < 1 \\ \dots \\ X_{d_n} \text{ if } \sigma(x_i^{t+1}) < n \end{cases} \quad (89)$$

Considerando que d_n é um valor representativo da quantidade de colunas de um determinado vetor $[X_{d_1} \dots X_{d_n}]$, a relação (89) determina em função do valor obtido pela equação (88), qual valor será escolhido em X , para representar x_i^{t+1} de forma discreta e compor um vetor solução S . Esse valor escolhido, no caso do problema de RSD, advém de um espaço de busca determinado através do conceito de laços fundamentais (LF) (NGUYEN; TRUONG; PHUNG, 2016), em que cada vetor X representa um dos laços do sistema formando a matriz de LF. A definição dessa matriz é apresentada no próximo capítulo,

Há ainda variações das sigmoides apresentadas, que podem se adequar melhor a determinadas condições, modificando o contorno da função através da alteração do expoente da função exponencial apresentada no denominador da equação (88). Isso é realizado adotando valores como $\frac{1}{2}x_i^{t+1}$, x_i^{t+1} e $2x_i^{t+1}$, por exemplo. A Figura 2 ilustra a variação dessas componentes.

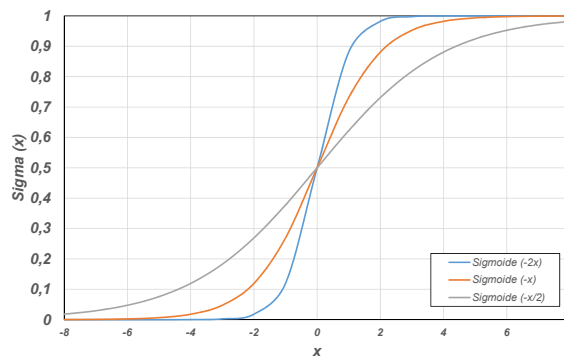


Figura 2 – Variações Sigmoidais

Algoritmos Propostos - Problemas Principal e Secundários

A implementação das meta-heurísticas apresentadas para a resolução do problema de RSD (i.e. problema principal), envolve a adequação de como as variáveis que regem o processo de busca representam as chaves a serem abertas utilizando a aproximação anteriormente apresentada e o processo dos algoritmos em si, tornando necessário o estabelecimento de etapas que descrevam como abordar a RSD através de tais técnicas. Essa segmentação também serve para o problema secundário de AE.

Para o caso do problema de planejamento da recarga de VE, apesar de sua resolução não ser abordada através da meta-heurística bio-inspirada e sim por GA, a correlação entre a técnica e o problema, bem como condições de contorno, também devem ser estabelecidas. A utilização do GA para a resolução desse problema em específico advém majoritariamente da estrutura do problema ser ligeiramente diferente do problema de RSD e do problema de AE, sendo assim, aplicada a solução já apresentada por Singh e Tiwari (2019).

5.1 Problema principal - RSD

Um primeiro ponto a ser discutido para adequação das meta-heurísticas bio-inspiradas à RSD é a definição do espaço de busca através do conceito de LF. O espaço de busca estabelecido dessa maneira é composto por laços formados nos sistemas estudados considerando uma configuração malhada, em que o número de laços é igual a quantidade de chaves que devem ser abertas para manter o sistema radial, que pode ser inferida pela equação (7). Cada laço contém um conjunto de chaves candidatas a abertura, e o conjunto desses laços forma a matriz de LF. O seu algoritmo de formação é apresentado detalhadamente em Nguyen, Truong e Phung (2016). No caso dos sistemas estudados, é considerado que cada ramo possui uma chave candidata e que as três fases abrem simultaneamente, tanto no caso de STEs quanto STDs.

O segundo ponto levantado quando o problema de RSD é solucionado através de

meta-heurísticas, envolve a restrição de radialidade do problema, visto que, uma condição adicional de radialidade normalmente é considerada quando a RSD é resolvida através de tais técnicas. Existem diversas formas de representar essa particularidade (ABDELAZIZ et al., 2009; SWARNKAR; GUPTA; NIAZI, 2011; LAVORATO et al., 2012), a principal delas, quando trata-se o problema com meta-heurísticas bio-inspiradas, envolvendo a adição da restrição (90) aos modelos matemáticos do problema apresentados no Capítulo 3.

$$\det(A) = 1 \text{ ou } -1 \quad (90)$$

em que: A é a matriz de incidências do sistema de distribuição.

A equação (90) impõe que, para um sistema ser radial, o determinante (DET) de sua matriz de incidências deve atender aos valores apresentados (1 ou -1). Essa condição foi apresentada inicialmente em Abdelaziz et al. (2009), sendo usada em diversos problemas que tratam a RSD através de meta-heurísticas bio-inspiradas.

No presente trabalho uma formulação alternativa é proposta, baseada na formação de conjuntos contendo uma série de chaves proibidas (CP) em função dos laços formados. A abordagem considera que para cada par de laços, uma verificação é realizada para determinar qual chave os compõe ao mesmo tempo. Dessa forma, à medida que uma chave é selecionada, a verificação é executada por todo o conjunto de CP para garantir que uma topologia radial seja formada, similarmente à abordagem apresentada por Swarnkar, Gupta e Niazi (2011), porém com uma diferença fundamental, pois, a abordagem aqui apresentada, considera que a aproximação a valores discretos é realizada logo após o processo de aproximação da meta-heurística bio-inspirada utilizada, assim sempre permitindo que uma topologia radial seja formada através do posicionamento contínuo, sem a necessidade de primeiro estabelecer um posicionamento discreto (às vezes infactível) e sua correção.

Para exemplificar a abordagem proposta, o STE de 33 barras e 37 linhas introduzido por Baran e Wu (1989a) é utilizado. Esse sistema apresenta cinco LF que contêm as chaves candidatas a abertura para o sistema em referência, sendo a matriz de LF composta pelos laços estabelecidos na Tabela 2 através do algoritmo apresentado em Nguyen, Truong e Phung (2016).

Tabela 2 – Laços Fundamentais (STE-33 barras)

Laços Fundamentais	Chaves
LF_1	2-3-4-5-6-7-18-19-20-33
LF_2	9-10-11-12-13-14-34
LF_3	2-3-4-5-6-7-8-9-10-11-18-19-20-21-35
LF_4	6-7-8-9-10-11-12-13-14-15-16-17-25-26-27-28-29-30-31-32-36
LF_5	3-4-5-22-23-24-25-26-27-28-37

O conjunto de CP é formado checando o conjunto de chaves que são iguais ao comparar cada laço fundamental apresentado na Tabela 2, sendo representado pelos valores apresentados na Tabela 3

A Tabela 3 mostra que os subscritos apresentados na primeira coluna indicam os dois laços analisados. Então, quando os subscritos são iguais (e.g. 11), as CP são as mesmas contidas nos LF, portanto não sendo usadas na checagem. Da mesma forma, as CP são as mesmas entre as que apresentam os subscritos invertidos (e.g. CP_{31} e CP_{13}). As CPs apresentadas na Tabela 3 indicam todos os conjuntos de chaves que são repetidas entre os laços.

O processo então é executado da seguinte forma: Considerando que a primeira chave a ser escolhida em uma solução advém do LF_1 e seja a chave de número 7, e a segunda chave escolhida seja proveniente do LF_2 , não existe nenhuma chave que esteja presente entre LF_1 e LF_2 (i.e. CP_{12}), desta forma, possibilitando a escolha de qualquer chave do LF_2 . Continuando o processo e, considerando que a próxima chave escolhida, proveniente do LF_2 , seja a de número 14, e a próxima seja escolhida do LF_3 , uma checagem deve ser realizada para assegurar que as chaves 7 e 14 não pertençam a CP_{31} e CP_{32} .

No processo, é verificado que a chave 7 pertence ao grupo CP_{31} e a chave 14 não pertence nem a CP_{31} ou CP_{32} . Portanto, todas as chaves que pertencem a CP_{31} não são candidatas a abertura no LF_3 , permanecendo como candidatas apenas as chaves remanescentes (i.e. 8-9-10-11-21-35). A abordagem apresentada garante que a solução

Tabela 3 – Conjunto de Chaves Proibidas (STE-33 barras)

Conjunto de Chaves Proibidas	Chaves
CP_{12}	-
CP_{13}	2-3-4-5-6-7-18-19-20
CP_{14}	6-7
CP_{15}	3-4-5
CP_{21}	-
CP_{23}	9-10-11
CP_{24}	9-10-11-12-13-14
CP_{25}	-
CP_{31}	2-3-4-5-6-7-18-19-20
CP_{32}	9-10-11
CP_{34}	6-7-8-9-10-11
CP_{35}	3-4-5
CP_{41}	6-7
CP_{42}	9-10-11-12-13-14
CP_{43}	6-7-8-9-10-11
CP_{45}	25-26-27-28
CP_{51}	3-4-5
CP_{52}	-
CP_{53}	3-4-5
CP_{54}	25-26-27-28

seja radial, com a varredura podendo ser realizada em ambas as direções (i.e. do LF_1 ao LF_5 e LF_5 ao LF_1). A alternativa proposta, também auxilia na diminuição do espaço de busca e aprimora o tempo computacional gasto na execução do processo como um todo, apresentando resultados tão bons quanto os da abordagem utilizando DETs, o que é ratificado pelos resultados à serem apresentados no Capítulo 6.

Então, considerando a proposta baseada nos LF e nas CP, todos os algoritmos bio-inspirados são formulados, podendo serem resumidos nos seguintes passos:

- ❑ Passo 1: Inserção dos dados do sistema de distribuição estudado no formato OpenDSS (tensão, dados de linha, cargas, etc);
- ❑ Passo 2: Inicializar os parâmetros do algoritmo selecionado e estabelecer os conjuntos de LF e CP;
- ❑ Passo 3: Inicializar a meta-heurística bio-inspirada, aplicando a teoria apresentada para cada uma no Capítulo 4. As partículas são comprimidas no espaço de busca seletivo para representar, através das suas variáveis específicas, as chaves dos sistemas. Caso a checagem da radialidade seja realizada através de DETs, essa abordagem é utilizada e penalizam-se as soluções não radiais. Utilizando CP, as soluções são formadas através das regras previamente apresentadas na presente subseção, sem a necessidade de cálculo do DET da matriz de incidências;
- ❑ Passo 4: Calculam-se as perdas através do OpenDSS e as restrições são verificadas. Caso não atendidas, são penalizadas;
- ❑ Passo 5: Verifica-se se toda a população foi testada, em caso negativo, o processo retorna ao Passo 3, caso positivo, a melhor solução é atualizada em conjunto com o número de iterações;
- ❑ Passo 6: Verifica-se se o critério de parada foi atingido, no caso, o número de iterações. Em caso negativo, o processo retorna ao Passo 3, e as partículas são aproximadas novamente de acordo com a regra específica de cada meta-heurística bio-inspirada. Em caso positivo, o algoritmo termina seu processamento e os resultados são entregues.

No caso específico da abordagem híbrida, a primeira etapa segue basicamente os princípios apresentados anteriormente, visto que é composta por uma meta-heurística bioinspirada específica em busca de uma solução inicial para a segunda etapa. A escolha de qual das técnicas bio-inspiradas utilizar, baseia-se majoritariamente na que apresenta o melhor desempenho quando aplicada isoladamente ao problema de RSD através dos resultados e discussão que são apresentados no Capítulo 6.

Já para a segunda etapa da técnica híbrida, conforme anteriormente discutido, a meta-heurística utilizada é VND. A aplicação desse algoritmo para a solução da RSD também

utiliza do mesmo espaço de busca definido anteriormente, ou seja, os LF, sendo estruturada de uma forma que as vizinhanças das chaves escolhidas e candidatas à solução sejam exploradas. Para isso, os LF são reorganizados e reordenados de forma que representem o vizinho de cada uma das chaves presentes em um determinado laço. Como exemplo, toma-se novamente o STE de 33 barras e 37 linhas e os LF apresentados na Tabela 2, agora representados de forma reordenada pelos laços da Tabela 4, nomeados laços fundamentais das vizinhanças (LFV).

Tabela 4 – Laços Fundamentais das Vizinhanças (STE-33 barras)

Laços Fundamentais das Vizinhanças	Chaves
LFV_1	18,19,20,33,7,6,5,4,3,2
LFV_2	34,14,13,12,11,10,9
LFV_3	18,19,20,21,35,11,10,9,8,7,6,5,4,3,2
LFV_4	25,26,27,28,29,30,31,32,36,17,16,15,14,13,12, 11,10,9,8,7,6
LFV_5	22,23,24,37,28,27,26,25,5,4,3

Para exemplificar o segundo processo executado pelo algoritmo, considera-se um caso em que a solução inicial para a segunda etapa do AH (i.e. VND), seja representada pelas chaves 7-14-10-32-37 e que os níveis de exploração das vizinhanças seja definido como 2. No nível de vizinhança 1, a primeira busca irá mudar a primeira chave da solução inicial de 7 para 6, pois esse valor é o seu vizinho à direita no LFV_1 , com a nova solução passando a ser 6-14-10-32-37. O valor de perdas ativas para essa solução é pior do que o da solução inicial, portanto a exploração para a direita da chave 7 inicial não continuará, pois a tendência é de piora. A partir disso, o lado esquerdo da vizinhança da chave 7 no LFV_1 passa a ser explorado, passando a chave 7 para a chave 33. Novamente, há uma piora nos valores de perdas ativas, e, seguindo o mesmo conceito, a busca não continua nessa direção, partindo agora para o segundo LFV_2 , mudando a partir de agora a segunda chave da solução inicial. Essa mudança aponta para a solução 7-13-10-32-37, pois 13 é vizinho à direita de 14. Mais uma vez, não há melhora na solução. A melhora no valor de perdas ativas ocorre apenas no LFV_3 , quando a solução passa a ser 7-14-9-32-37. O processo é realizado para todas as chaves da solução inicial. Como a solução inicial foi melhorada, e toda a primeira vizinhança foi explorada, a melhor solução encontrada passa a ser a incumbente e a busca reinicia no nível de vizinhança 1. Caso a solução não melhorasse, a busca iria para o nível de vizinhança 2 e duas chaves seriam alteradas ao mesmo tempo. Se durante essa segunda etapa não houvesse melhora da solução, o algoritmo pararia (POSSAGNOLO, 2015).

O fluxograma genérico para todos os algoritmos bio-inspirados, bem como para o algoritmo híbrido baseado nas meta-heurísticas bio-inspiradas e VND pode ser resumido pela Figura 3.

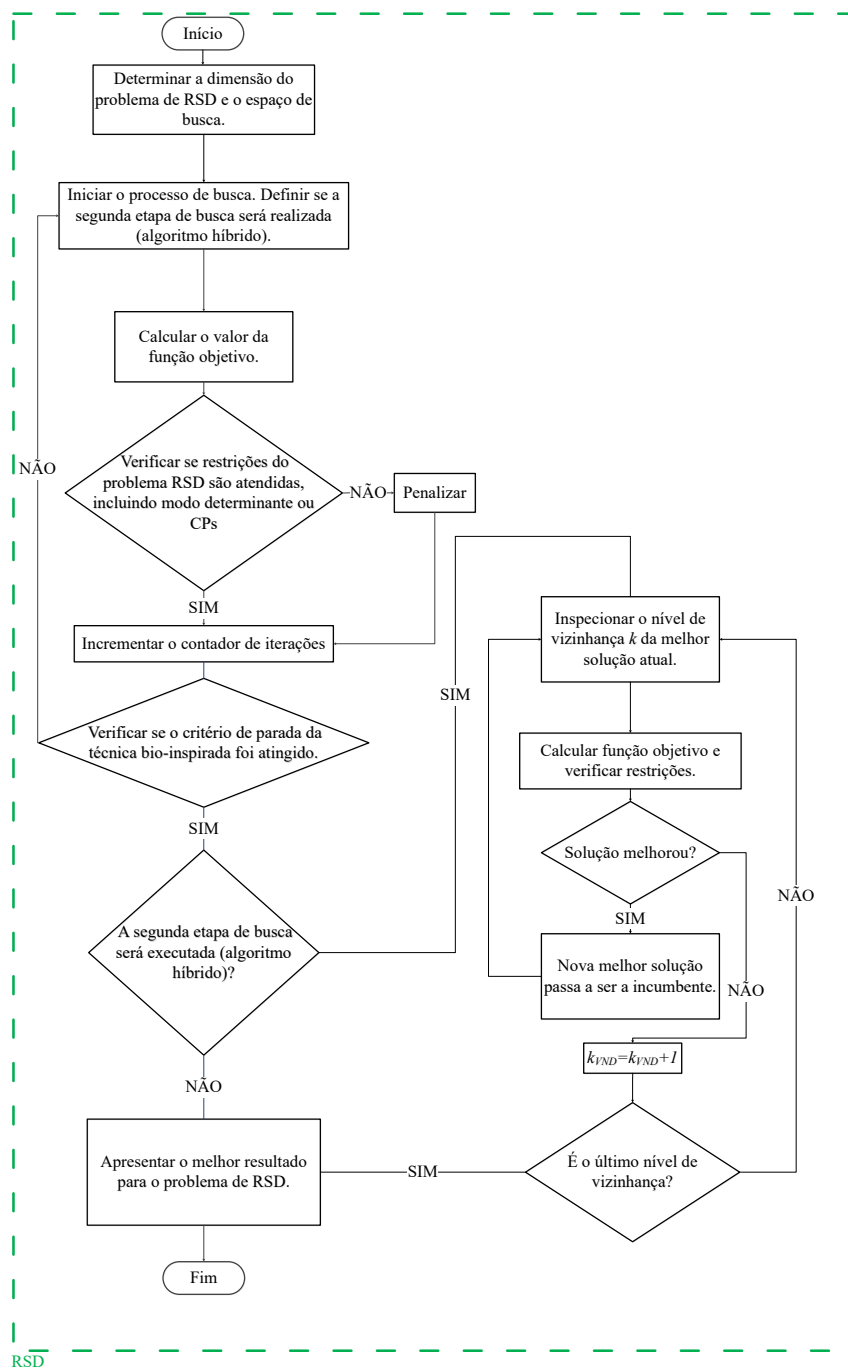


Figura 3 – Fluxograma genérico algoritmos bio-inspirados e técnica híbrida - RSD

Outro ponto importante refere-se à necessidade da definição de premissas em casos em que a demanda é considerada como variável. Nesses casos, curvas de carga diárias (com fatores horários) são estabelecidas para três tipos de consumidores específicos: residenciais (tipo 1), comerciais (tipo 2) e industriais (tipo 3). Além disso, custos atrelados a cada hora do dia, representados em *United States dollar* ou dólar americano (USD), também devem ser estabelecidos. Todas as características utilizadas no presente trabalho são as mesmas apresentadas por Possagnolo (2015) e Souza (2017), ilustradas na Figura 4 e resumidas na Tabela 5.

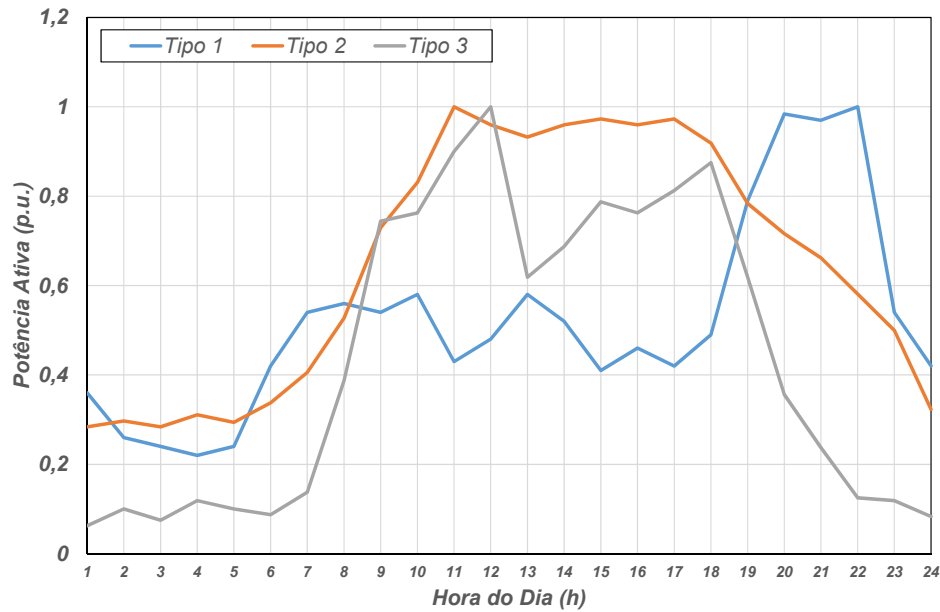


Figura 4 – Perfis de Carga (Tipo 1 / Tipo 2 / Tipo 3)

Quando utilizada, a divisão de cargas é realizada em função de probabilidades de 60%, 25% e 15% de serem respectivamente dos tipos residenciais, comerciais e industriais, conforme Possagnolo (2015) e Souza (2017). Em sistemas já utilizados na literatura considerando as mesmas premissas, as cargas apresentadas no presente trabalho seguiram a mesma distribuição. As divisões de carga realizadas para cada um dos sistemas são apresentadas juntamente com os resultados para os casos pertinentes. Nos casos de STDs, as cargas são consideradas do mesmo tipo em todas as fases da respectiva barra.

5.2 Problemas secundários - Planejamento da Recarga de VE e AE

Igualmente ao problema principal de RSD, ambos os problemas secundários precisam ser correlacionados às técnicas utilizadas em suas soluções de forma individual. Neste trabalho, o problema de planejamento da recarga de VE é solucionado via GA, enquanto o problema de AE é resolvido através de uma meta-heurística bioinspirada, como citado anteriormente.

O primeiro problema auxiliar trata do planejamento da recarga das unidades de VE com o objetivo de VF, como discutido nas seções prévias, solucionado através de uma técnica de GA. A abordagem apresentada no presente trabalho foi proposta originalmente por Mehta et al. (2018) e posteriormente por Singh e Tiwari (2019). A ideia é baseada

Tabela 5 – Custos e Perfis de Carga para 24 horas

Hora	Custo Horário (USD/kW)	Fator Carga Tipo 1	Fator Carga Tipo 2	Fator Carga Tipo 3
1	0,065	0,36	0,2838	0,0625
2	0,065	0,26	0,2973	0,1
3	0,065	0,24	0,2838	0,075
4	0,065	0,22	0,3108	0,1188
5	0,065	0,24	0,2938	0,1
6	0,065	0,42	0,3378	0,0875
7	0,11	0,54	0,4054	0,1375
8	0,11	0,56	0,527	0,3875
9	0,11	0,54	0,7297	0,7438
10	0,11	0,58	0,8311	0,7625
11	0,11	0,43	1	0,9
12	0,11	0,48	0,9595	1
13	0,11	0,58	0,9324	0,6188
14	0,11	0,52	0,9595	0,6875
15	0,13	0,41	0,973	0,7875
16	0,13	0,46	0,9595	0,7625
17	0,13	0,42	0,973	0,8125
18	0,13	0,49	0,9189	0,875
19	0,15	0,79	0,7838	0,6188
20	0,15	0,984	0,7162	0,3563
21	0,15	0,97	0,6622	0,2375
22	0,065	1	0,5811	0,125
23	0,065	0,54	0,5	0,1188
24	0,065	0,42	0,3229	0,0832

no conceito de *feasible strategy matrix* ou matriz de estratégias factíveis (FSM), com o objetivo de reduzir o espaço de busca, visto que, devido ao grande número de variáveis envolvidas (i.e. quantidade de VE no sistema/características dos VE/horas do dia/estado de carga/etc), o número de possibilidades da recarga acaba sendo infactível caso todas as possibilidades sejam consideradas.

Como já apresentado, no presente trabalho apenas barras residenciais são considerados com a inserção de VE quando o problema de carregamento de VE é estudado. Nesse caso, admite-se que os proprietários carregam seus VE ao chegarem em suas residências após o trabalho (i.e ao anoitecer) até a próxima viagem (i.e no início da manhã). Porém, diferentemente dos artigos de Mehta et al. (2018) e Singh e Tiwari (2019), os sistemas estudados neste trabalho são compostos também de barras com cargas comerciais e industriais, os quais não consideram a presença de VE. Os VE são considerados todos como *plug-in hybrid electric vehicles* ou veículos elétricos híbridos do tipo plug-in (PHVE) através de conectores com taxa da recarga de 3,33 kW (SINGH; TIWARI, 2019). Os VE são distribuídos proporcionalmente às cargas residenciais do sistema, considerando que o consumo máximo por residência seja de 4kW, com um número médio de 2,12 VE por

residência (SINGH; TIWARI, 2019).

A demanda de carga dos VE é extraída de uma distribuição probabilística, considerando cinco tipos diferentes de VE, conforme apresentado na Tabela 6 (MAIGHA; CROW, 2014), e suas características, como, capacidade das baterias, distância diária percorrida, *all-electric range* (AER), similarmente ao apresentado em Mehta et al. (2018) e Singh e Tiwari (2019).

Tabela 6 – Características dos VE considerados

Tipo	AER (mi)	Capacidade da Bateria (kWh)	Distância Equivalente (mi/kWh)
1	30	11	3,250
2	40	12	3,500
3	70	16	4,375
4	80	18	4,440
5	100	24	4,167

O tempo de chegada t_{in} de cada veículo elétrico é extraído aleatoriamente de uma distribuição normal com média 20 e 1,5 horas de desvio padrão, e o tempo de partida é retirado aleatoriamente de uma distribuição normal com média 8 e 1,8 horas de desvio padrão. A distância diária percorrida D é aproximada através de uma distribuição lognormal, expressa através da equação (91) (SINGH; TIWARI, 2019).

$$D = \exp^{\mu_m + \sigma_m} \quad (91)$$

em que μ_m e σ_m são respectivamente a média e o desvio padrão da distância diária percorrida.

Outro ponto importante é o *state-of-charge* ou estado de carga (SOC) do veículo elétrico, que indica a energia restante na bateria de um veículo elétrico, no caso aqui estudado, no momento de chegada à residência no início da noite, apresentando um valor mínimo preferível de 20%, de forma a evitar o desgaste das baterias. Para estimar o valor do SOC, é necessário a distância diária percorrida pelos VE, com o SOC na chegada (SOC_a) calculado através da equação (92) (SINGH; TIWARI, 2019).

$$SOC_a = 1 - \frac{D}{D_r} \quad (92)$$

em que D_r é a AER.

A energia necessária e demandada da rede para recarregar totalmente um veículo elétrico é dada pela equação (93) (SINGH; TIWARI, 2019).

$$E_r = \frac{(1 - SOC_a)B_c}{\eta} \quad (93)$$

em que η representa a eficiência do carregamento, aqui definida com um valor fixo de 0,9, tanto para carga quanto descarga e B_c é a capacidade da bateria de um veículo elétrico.

Todas as características apresentadas são atribuídas aleatoriamente para cada veículo elétrico através de simulações do tipo Monte-Carlo, conforme apresentado em Singh e Tiwari (2019).

Para solucionar o problema de planejamento da recarga de VE visando VF, é aplicado o GA com auxílio da FSM, que pode ser dividido em três passos simples (SINGH; TIWARI, 2019).

- ❑ Primeiro passo: Estabelecer uma FSM para cada veículo elétrico, de forma a atender às restrições atribuídas ao problema no Capítulo 3;
- ❑ Segundo passo: Representar os cromossomos, ou seja, as estratégias de recarga dos VE do sistema, através de uma matriz de tamanho $N_{pop} \times 24$, e de cromossomos aleatoriamente escolhidos da matriz FSM do veículo elétrico correspondente, em que N_{pop} é o tamanho da população;
- ❑ Terceiro passo: Executar o GA através dos seus operadores tradicionalmente estabelecidos. Primeiramente, o processo de seleção, aqui realizado através do processo de roleta. Em segundo lugar, o operador de cruzamento, aqui selecionando dois pais diferentes de forma aleatória e realizando uma troca entre duas de suas colunas selecionadas aleatoriamente. Por último, o processo de mutação, modificando aleatoriamente, com uma probabilidade de 1%, uma linha de um cromossomo com possíveis soluções advindas da FSM.

Os operadores utilizados no GA aqui aplicado, são os mesmos que os apresentados em Singh e Tiwari (2019):

- ❑ Operador de seleção: Seleção roleta;
- ❑ Operador de cruzamento: Funciona selecionando dois pais aleatoriamente. Para cada um desses pais, duas linhas são geradas aleatoriamente e seus elementos são trocados entre os pais;
- ❑ Operador de mutação: O operador de mutação é modificado para se adequar às necessidades do problema. Uma mutação é realizada trocando linhas aleatórias do cromossomo com possíveis soluções advindas da FMS do VE correspondente.

Similarmente ao problema principal, o problema do carregamento de VE para VF resolvido através de GA pode ser resumido isoladamente pelo fluxograma da Figura 5.

O segundo problema, relacionado a alocação, possui uma formulação similar à apresentada para a RSD, utilizando espaços de busca específicos para cada um dos casos (i.e. AGD e ADC). Além disso, a correlação entre as variáveis que regem as técnicas, como

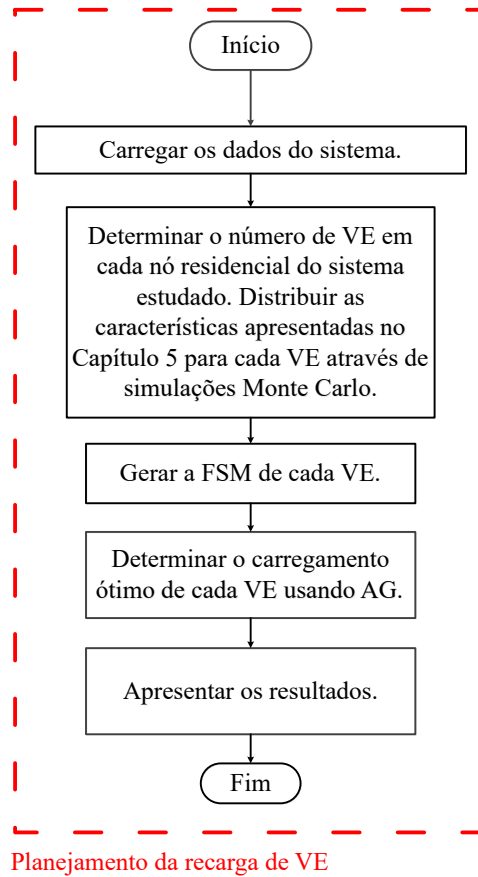


Figura 5 – Fluxograma carregamento de VE para VF utilizando GA

por exemplo posicionamento de partículas, e as que indicam a solução ao problema, também necessitam da utilização de funções como a sigmoide para que sejam adequadamente representadas.

Na proposta aqui apresentada, uma formulação genérica é considerada e extensível para qualquer das técnicas estudadas. No entanto, apenas uma técnica foi utilizada na solução do problema, visto que esse não é foco principal do estudo.

As soluções ao problema de AE são compostas por duas parcelas em uma única partícula, a primeira parcela indicando a ADC e a segunda a AGD, com cada partícula sendo representada pela equação (94).

$$\begin{aligned}
 X_{AGD/ADC,n} = [x_{lcl_{agd},1} x_{lcl_{agd},2} \dots \\
 \dots x_{lcl_{agd},n_{gd}} | x_{size_{adc},1} x_{size_{adc},2} \dots \\
 \dots x_{size_{adc},n_{comp}} | x_{lcl_{adc},1} x_{lcl_{adc},2} \dots x_{lcl_{adc},n_{comp}}]
 \end{aligned} \tag{94}$$

em que: $X_{AGD/ADC,n}$ vetor com os locais e de GD e COMP e com a dimensão dos COMP; $x_{lcl_{agd},n_{gd}}$ localização da última unidade de GD; $x_{size_{adc},n_{comp}}$ dimensão da última unidade de compensador; $x_{lcl_{adc},n_{comp}}$ local da última unidade de compensador.

Os posicionamentos das partículas apresentados na equação (94), igualmente ao problema de RSD, são constituídos inicialmente por valores contínuos e posteriormente aproximados para valores inteiros através da mesma função sigmoide utilizada para RSD.

Porém, no caso dos problemas de alocação, os posicionamentos comprimidos representam os locais em que os equipamentos são instalados, ou seja, as barras dos sistemas, e as capacidades das unidades instaladas, no caso dos COMP. O expoente para ambos os problemas de AE é definido como $\frac{-x}{6}$. Esses valores são retirados de espaços de busca estabelecidos para cada um dos problemas.

No caso da AGD, em que apenas a alocação é realizada, e da alocação no problema de ADC, o espaço de busca é composto por todas as barras do sistema em estudo com exceção da barra da subestação ou da barra de referência (SILVA; BELATI; ANGELOS, 2020).

Para o dimensionamento, relativo ao problema de ADC, duas situações podem ser consideradas para os COMP. Caso as soluções admitam apenas valores fixos, ou seja, não exista a possibilidade de chaveamento ou variação desses valores, o espaço de busca é composto pelos valores fixos em intervalos considerados entre o máximo e o mínimo, por exemplo, intervalos de 100 kVAr entre máximo e mínimo (SILVA; BELATI; ANGELOS, 2020). No entanto, se o chaveamento for permitido na formulação do problema, esses valores podem variar livremente dentro do intervalo, podendo-se utilizar o valor de posicionamento diretamente como o valor do dimensionamento, necessitando apenas da limitação mínima e máxima permitida pelo equipamento. No presente trabalho, apenas os valores fixos foram considerados no dimensionamento.

De forma a exemplificar a composição do espaço de busca para a alocação, o STE de 33 barras e 37 linhas é tomado novamente como exemplo. Basicamente, para esse sistema, o espaço de busca será composto pelas barras de número 2 a 33, ou seja, excluindo a barra de referência, totalizando 32 candidatos à alocação. Para o problema de dimensionamento, o espaço de busca vai depender dos valores máximos e mínimos adotados e dos intervalos possíveis. Portanto, considerando que o intervalo de valores possíveis de entrega de potência reativa pelas unidades seja de 100 kVAr e os valores máximos e mínimos sejam 100 kVAr e 1200 kVAr respectivamente, existirão 12 possibilidades de valores à serem adotados, conforme a Tabela 7 (SILVA; BELATI; ANGELOS, 2020).

Tabela 7 – Espaço de busca do problema de dimensionamento de COMP - ADC

Valores possíveis COMP (kVAr)											
100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000	1100	1200

Em relação ao número de dispositivos à serem alocados em cada sistema e os sistemas abordados, cada caso é tratado individualmente nas simulações que envolvem a alocação dos dispositivos, apresentadas no Capítulo 6. Todas as unidades consideradas, são inseridas nos sistemas como elementos trifásicos. No caso das compensações, quando tratam-se de BC, os elementos são modelados como uma carga inserindo potência reativa na barra desejado, ao passo que, quando são considerados COMP (baseados em eletrônica de potência), os mesmos são modelados no OpenDSS como geradores inserindo apenas

potência reativa. Para os GD, as unidades são modeladas como geradores com uma curva de carga específica.

O problema de AGD e ADC tratados isoladamente e solucionados através de meta-heurísticas bio-inspiradas pode ser representado pelo fluxograma da Figura 6.

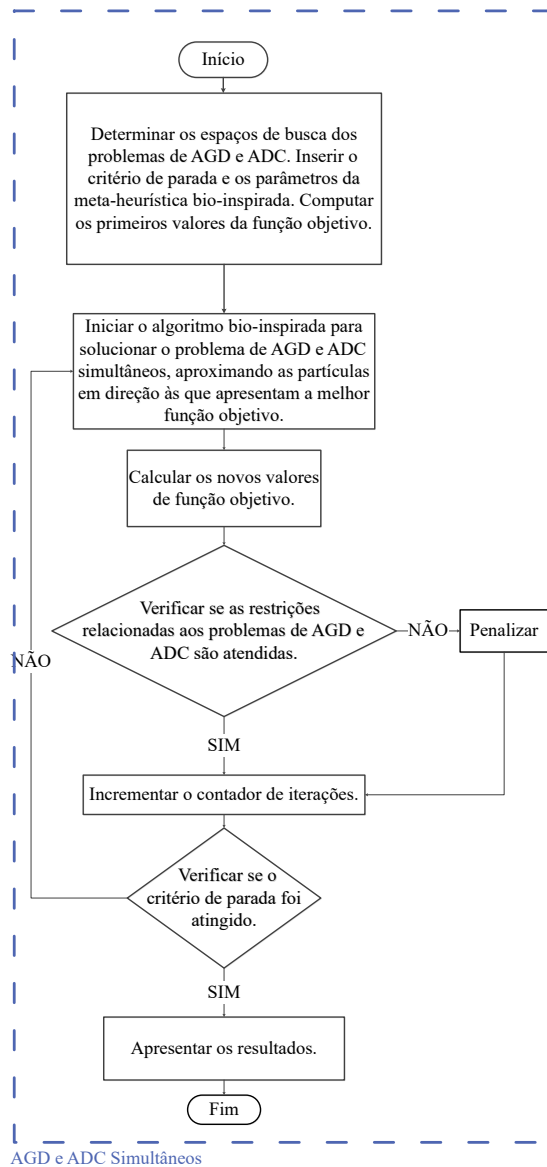


Figura 6 – Fluxograma AGD e ADC via técnicas bio-inspiradas

Após o tratamento de cada problema isoladamente, o problema mais completo considerado, ou seja, RSD em conjunto com AGD/ADC e planejamento da recarga de VE solucionado através das técnicas apresentadas, pode ser resumido no fluxograma genérico da Figura 7.

As análises, tanto para os problemas individuais, quanto para o problema completo, são todas realizadas através do software OpenDSS. O software OpenDSS é uma aplicação open-source para análise de sistemas de distribuição desenvolvido pelo Electric Power Research Institute (EPRI). Para o cálculo do fluxo de potência foi utilizado o modo chamado "normal" pelo OpenDSS, baseado na formação de matrizes de admitâncias primitivas. Uma

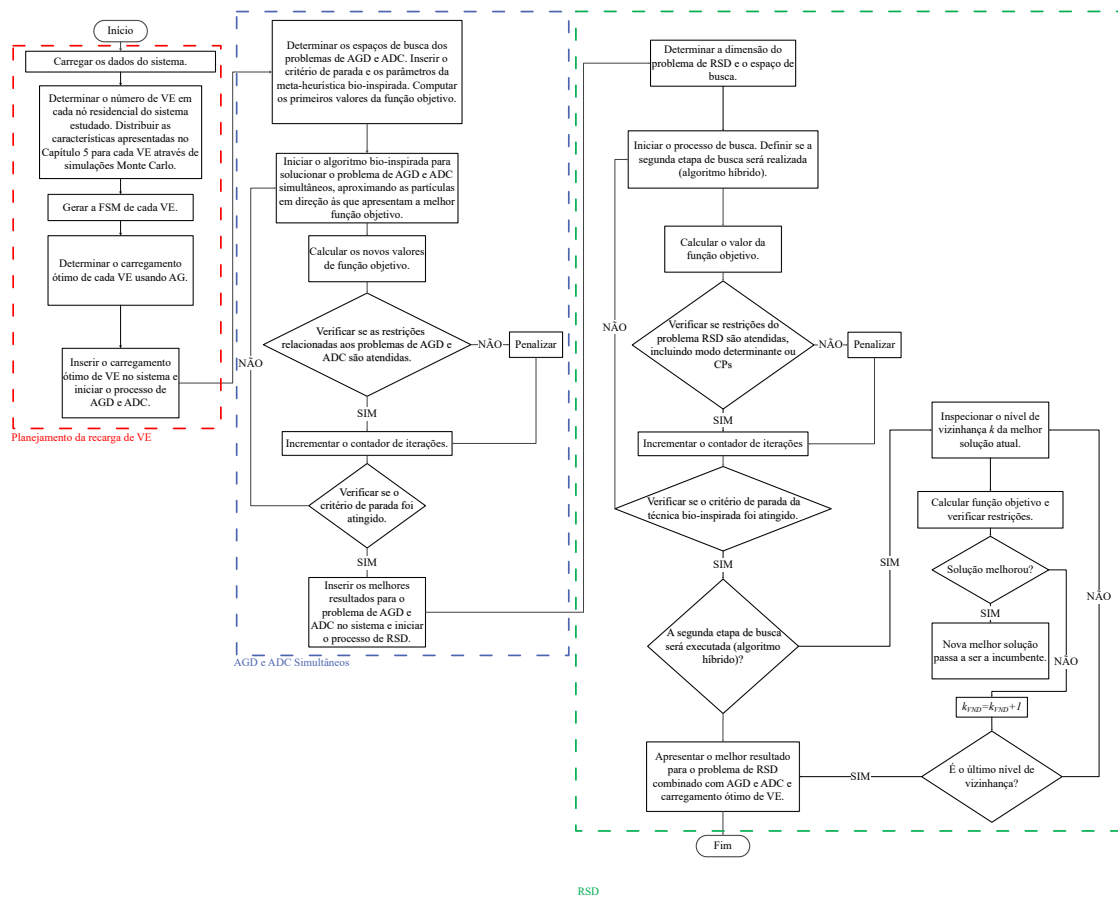


Figura 7 – Fluxograma RSD Combinada com AGD/ADC e carregamento de VE

breve descrição desse modo é apresentada no Apêndice B. Uma descrição mais detalhada do funcionamento do OpenDSS pode ser encontrada em Dugan e McDermott (2011) e Dugan (2013). Todas as técnicas apresentadas foram formuladas na linguagem Python e a comunicação com o OpenDSS realizada através da interface COM.

Simulações e Resultados para os Diversos Modelos

No presente trabalho, diversas análises foram realizadas para diferentes sistemas considerando casos pontuais em função dos modelos e dos algoritmos utilizados. A apresentação dos resultados é feita em função de cada um desses estudos. Porém, inicialmente algumas premissas gerais devem ser estabelecidas, como é o caso dos parâmetros inerentes a cada uma das técnicas, aqui denominados fixos, e os parâmetros que são comuns à todas, aqui denominados variáveis (i.e. tamanho da população pop e número de iterações máximo m_{iter}). Dentro do primeiro grupo, os parâmetros foram ajustados seguindo Yang (2014), Mirjalili, Mirjalili e Lewis (2014), Faramarzi et al. (2020) e Wang, Deb e Cui (2019). No grupo de valores variáveis, os parâmetros foram diretamente vinculados ao tamanho do sistema em estudo, ou seja, população (pop) e número máximo de iterações (m_{iter}) vinculados ao número de chaves à serem abertas para manter a radialidade do sistema (n_{os}). Todos os valores utilizados encontram-se na Tabela 7.

Os valores estabelecidos na Tabela 7 são usados para a RSD, ou seja, o principal problema estudado. Especificamente para o problema de planejamento da recarga de VE, que utiliza o algoritmo GA em sua solução, os parâmetros utilizados foram ajustados conforme (SINGH; TIWARI, 2019).

No caso do segundo problema secundário (AGD e ADC), os parâmetros usados para a técnica utilizada na solução, algoritmo BATA, também são os mesmos dos apresentados na mesma Tabela, nas colunas BATA (parâmetros fixos). No caso dos parâmetros anteriormente considerados como variáveis para o problema de RSD, pop e m_{iter} , agora são fixados em 60 e 120 por lidar com duas alocações e um dimensionamento simultaneamente, buscando um equilíbrio entre resultados e tempo computacional.

Outro ponto importante são os níveis admissíveis nas restrições. Os níveis de tensão admissíveis foram estabelecidos para todas as simulações, exceto em situações pontuais indicadas, entre 0,93 p.u. e 1,05 p.u. de acordo com o indicado para operação adequada pela agência reguladora ANEEL (2009). Para os casos de desequilíbrio de tensão e corrente,

Tabela 8 – Parâmetros dos algoritmos utilizados

Parâmetros fixos		
Técnica	Parâmetros	Valor
BATA	$f_{BATA,min}$	0
	$f_{BATA,max}$	1
	$A_{BATA,i}^0$	aleatório $\in [1, 2]$
	$r_{BATA,i}^0$	aleatório $\in [0, 1]$
	$\alpha \in [0, 1]$	0,8
	$\gamma \in [0, \infty]$	0,8
GWO	$f_{GWO,min}$	0
	$r_{GWO,1}$	aleatório $\in [0, 1]$
	$r_{GWO,2}$	aleatório $\in [0, 1]$
	a_{GWO}	decrece linearmente $[2, 0]$
MPA	$f_{MPA,min}$	0
	$FADs$	0,2
	P_{MPA}	0,5
MBO	$S_{MBO,max}$	1
	$BAR([\frac{1}{12}, \frac{11}{12}])$	$\frac{5}{12}$
	$peri$	1,2
	$p_{MBO}([\frac{1}{12}, \frac{11}{12}])$	$\frac{5}{12}$
VND	k_{VND}	2
Parâmetros variáveis		
Técnica	Parâmetros	Valor
Algoritmos Bio-Inspirados	pop	$10n_{os}$
	m_{iter}	$40n_{os}$ ($n_{bus} \leq 69$)
	m_{iter}	$10n_{os}$ ($n_{bus} > 69$)
Algoritmo Híbrido	pop	$4n_{os}$
	m_{iter}	$2n_{os}$

utilizados apenas em estudos de STDs, os valores máximos admissíveis foram estabelecidos respectivamente como 3% (MOSTAFA; EL-SHATSHAT; SALAMA, 2014) e 30% (ARGHAVANI; PEYRAVI, 2017). Os dados detalhados de todos os sistemas estudados são apresentados no Apêndice A.

6.1 Análise Métodos Bio-inspirados/Radialidade

A primeira contribuição/análise visa discutir o desempenho de algoritmos bio-inspirados sob a ótica das duas restrições de radialidade discutidas anteriormente no Capítulo 5, além de determinar qual tende a ser a melhor técnica bio-inspirada aplicada ao problema de RSD. A primeira forma de aferir a radialidade é relacionada ao cálculo dos DETs das matrizes de incidência dos sistemas estudados, e a segunda, proposta no presente trabalho, relacionada à formação dos CP. Para a análise dos comportamentos de cada uma e determinação de qual apresenta, em geral, a melhor performance em conjunto com abordagens bio-inspiradas, todas as meta-heurísticas bio-inspiradas apresentadas na Tabela 9

e no Capítulo 4 não contam com nenhuma alteração específica em sua estrutura visando aprimorar o desempenho. Os testes são realizados em três STEs, 33 barras e 37 linhas (BARAN; WU, 1989a), 69 barras e 73 linhas (BARAN; WU, 1989b) e 84 barras e 96 linhas (SU; CHANG; CHIOU, 2005). Cada algoritmo considerou 100 execuções para todos os sistemas apresentados nessa subseção. A única exceção é para o algoritmo MPA que, no caso do sistema de 84 barras, apenas 50 execuções foram consideradas devido a sua forma de busca, mais lenta que os demais. Nessa primeira análise, apenas a demanda fixa é considerada, visto o objetivo principal da discussão ser o desempenho das técnicas bio-inspiradas em conjunto com as representações de radialidade.

Então, considerando o STE de 33 barras e 37 linhas, a primeira leva de testes é realizada utilizando a abordagem via DETs e a segunda leva aplicando as CP. Ambos os resultados para as 100 simulações e algoritmos propostos são apresentados na Tabela 9, em que TP representa as perdas ativas totais, RP indica a redução percentual de perdas ativas, PM as perdas ativas médias para todas as execuções e ML o percentual de encontro do melhor resultado da literatura dentre todas as execuções. A Tabela 10 faz uma compilação dos principais resultados relativos à convergência dos algoritmos para ambas abordagens. A Figura 8 indica os níveis de tensão para as topologias final e inicial.

É possível verificar pelos resultados apresentados na Tabela 9 que todos os algoritmos encontraram a melhor solução da literatura (SOUZA et al., 2016; POSSAGNOLO, 2015) para o STE em referência, tanto para o método considerando DET, quanto para a

Tabela 9 – Resultados STE-33 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)

STE-33 barras		TP (kW)		RP (%)		PM (kW)		ML (%)	
Algoritmo	Ini- cial	Final (DET)	Final (CP)	Final (DET)	Final (CP)	Média (DET)	Média (CP)	Percent. (DET)	Per- cent. (CP)
BATA	202,7	139,7	139,7	31,1	31,1	139,8	139,8	98	94
MBO	202,7	139,7	139,7	31,1	31,1	141,1	139,9	70	92
GWO	202,7	139,7	139,7	31,1	31,1	139,7	140,6	99	71
MPA	202,7	139,7	139,7	31,1	31,1	139,8	139,7	98	100

Tabela 10 – Análise de Convergência STE-33 barras (Determinante/CP)

STE-33 barras	Determinante				CP				
	Param.	BATA	MBO	GWO	MPA	BATA	MBO	GWO	MPA
It.Min/Melhor		1	5	2	6	1	4	1	8
It.Max/Melhor		123	147	56	120	156	198	117	95
It.Med/Melhor		26,2	32,4	15,8	56,1	33,2	24,5	11,5	49,4
T.Min/Melhor (s)		1,0	1,8	1,8	11,4	0,5	1,0	0,7	12,7
T.Max/Melhor (s)		42,4	51,5	50,1	228,1	34,1	50,9	23,0	150,2
T.Med/Melhor (s)		8,8	11,3	14,4	106,6	7,1	6,3	7,8	78,1

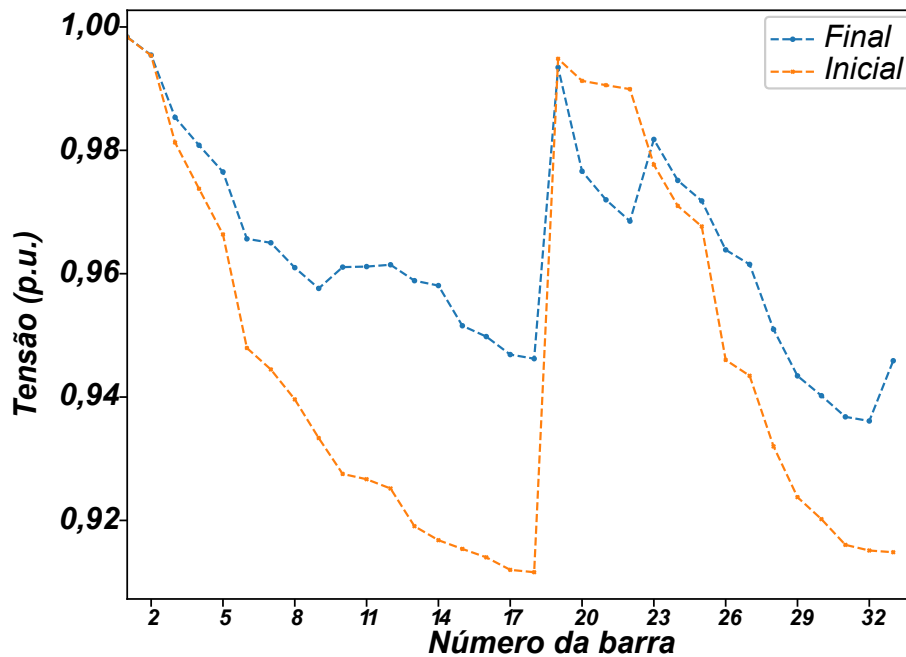


Figura 8 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-33 barras

abordagem utilizando CP, apontando para abertura das chaves 7-9-14-32-37 com perdas ativas de 139,7 kW e redução da ordem de 31,7 %. Os níveis mínimos de tensão também apresentam melhoras, indo de 0,91 p.u. na barra 18 para 0,94 p.u. na barra 32. Também percebe-se que o valor médio de perdas ativas foi aprimorado para a maioria dos algoritmos quando as CP são aplicadas, indicando uma melhora geral dos resultados. Isso é corroborado pela análise da Tabela 10, que indica a convergência dos algoritmos sob as duas abordagens, com melhores desempenhos para o método das CP. Do ponto de vista dos algoritmos, percebe-se um melhor desempenho geral quando o algoritmo MBO é aplicado.

A mesma análise é aplicada ao segundo STE estudado considerando demanda fixa. O STE apresenta 69 barras e 73 linhas, com as 100 simulações sendo realizadas sob as mesmas condições. Os resultados gerais para essa rodada de testes são apresentados para todos os algoritmos sob cada uma das restrições de radialidade (DET e CP) na Tabela 11. A Tabela 12 traz a análise da convergência, similarmente ao apresentado para o STE de 33 barras. A Figura 9 ilustra os níveis de tensão para a solução inicial e para a melhor solução.

Os resultados apresentados mostram que todos os algoritmos possibilitaram o encontro da melhor solução da literatura (PEGADO; RODRIGUEZ, 2018) (i.e. abertura das chaves 58-61-70-69-14), apresentando perdas ativas de 98,8 kW e redução de 56,2 % tanto sob a restrição na forma de DETs quanto na forma de CP. Os níveis mínimos iniciais e finais de tensão também foram aprimorados, indo de 0,91 p.u. na barra 61 para 0,95 p.u. na barra 65. Os valores médios e a taxa de encontro da melhor solução da literatura não apresentaram grandes mudanças quando comparadas ambas as formas de radialidade,

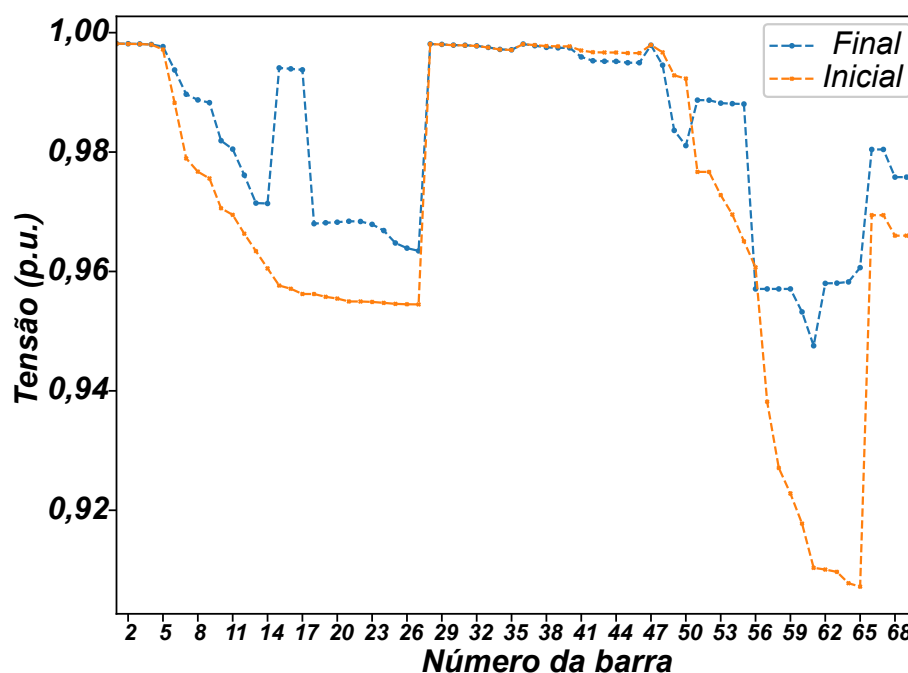


Figura 9 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-69 barras

conforme mostra a Tabela 11.

No entanto, quando a convergência é analisada em mais detalhes através da Tabela 12 percebe-se uma melhora dos pontos de vista computacionais quando a abordagem via

Tabela 11 – Resultados STE-69 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)

STE-69 barras	TP (kW)		RP (%)		PM (kW)		ML (%)		
Algoritmo	Inicial	Final (DET)	Final (CP)	Final (DET)	Final (CP)	Média (DET)	Média (CP)	Percentual (DET)	Percentual (CP)
BATA	225,5	98,8	98,8	56,2	56,2	99,1	99,3	97	87
MBO	225,5	98,8	98,8	56,2	56,2	98,9	98,9	88	92
GWO	225,5	98,8	98,8	56,2	56,2	100,3	100,6	81	76
MPA	225,5	98,8	98,8	56,2	56,2	98,8	98,8	100	100

Tabela 12 – Análise de Convergência STE-69 barras (Determinante/CPs)

STE-69 barras	Determinante				CPs				
	Param.	BATA	MBO	GWO	MPA	BATA	MBO	GWO	MPA
It.Min/Melhor		2	2	3	2	3	3	2	1
It.Max/Melhor		164	143	42	68	197	108	45	79
It.Med/Melhor		14,0	14,3	10,2	22,8	30,9	16,1	9,5	22,7
T.Min/Melhor (s)		2,4	2,1	4,2	5,6	1,5	1,3	1,8	1,5
T.Max/Melhor (s)		130,0	145,9	59,4	191,9	72,5	47,7	40,6	116,6
T.Med/Melhor (s)		12,9	14,6	14,4	64,4	11,5	7,1	8,5	33,5

CP é utilizada em conjunto com as meta-heurísticas bio-inspiradas, como por exemplo nas análises para os tempos mínimos e médios para a melhor solução. Adicionalmente, é possível inferir que o algoritmo MBO apresenta um melhor desempenho geral (i.e. mais equilibrado), em comparação aos demais.

Finalmente, um último teste é realizado em um STE de 84 barras e 96 linhas para avaliar o desempenho das duas formas de representação da restrição em conjunto com as técnicas bio-inspiradas propostas. Novamente, 100 execuções são realizadas, com exceção do algoritmo MPA, conforme citado anteriormente. As Tabelas 13 e 14 mostram respectivamente os resultados e as taxas de convergência para todas as simulações realizadas nesse sistema. A Figura 10 apresenta os níveis de tensão iniciais e finais.

Mais uma vez, todos os algoritmos encontraram o melhor resultado apresentado na literatura (SU; CHANG; CHIOU, 2005; PEGADO et al., 2019; SOUZA et al., 2016), indicando a abertura das chaves 55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-42-62 com perdas ativas de 469,9 kW, redução de 11,7 % e melhora dos níveis de tensão mínimos, indo de 0,92 p.u. na barra 10 para 0,95 p.u. na barra 72. Novamente nota-se que os valores médios de perdas permaneceram muito próximos para ambas condições de radialidade, porém apresentando uma melhora de valores no caso do algoritmo GWO. No caso específico do MPA, a convergência para o melhor resultado apresentou uma diminuição maior. Porém, quando analisados os índices de convergência para todos os algoritmos, percebe-se uma melhora

Tabela 13 – Resultados STE-84 barras (Análise Radialidade - Determinante e Chaves Proibidas)

STE-84 barras	TP (kW)		RP (%)		PM (kW)		ML (%)		
	Algoritmo	Ini- cial	Final (DET)	Final (CP)	Final (DET)	Final (CP)	Média (DET)	Mé- dia (CP)	Perce- ntual (DET)
BATA	531,9	469,9	469,9	11,7	11,7	470,5	471,02	49	41
MBO	531,9	469,9	469,9	11,7	11,7	469,9	470,5	99	91
GWO	531,9	469,9	469,9	11,7	11,7	488,6	477,5	17	20
MPA	531,9	469,9	469,9	11,7	11,7	471,3	471,8	50	28

Tabela 14 – Análise de Convergência STE-84 barras (Determinante/CPs)

STE-84 barras	Determinante				CPs				
	Param.	BATA	MBO	GWO	MPA	BATA	MBO	GWO	MPA
It.Min/Melhor		5	9	19	46	5	7	14	47
It.Max/Melhor		124	83	49	85	88	77	74	108
It.Med/Melhor		30,5	25,9	31,9	64,5	28,9	28,5	35,6	73,3
T.Min/Melhor (s)		18,5	35,4	92,7	427,7	19,2	22,1	50,6	403,9
T.Max/Melhor (s)		358,4	326,4	238,9	790,3	250,7	243,3	267,7	928,1
T.Med/Melhor (s)		91,0	101,8	155,8	599,5	84,8	90,1	128,6	629,8

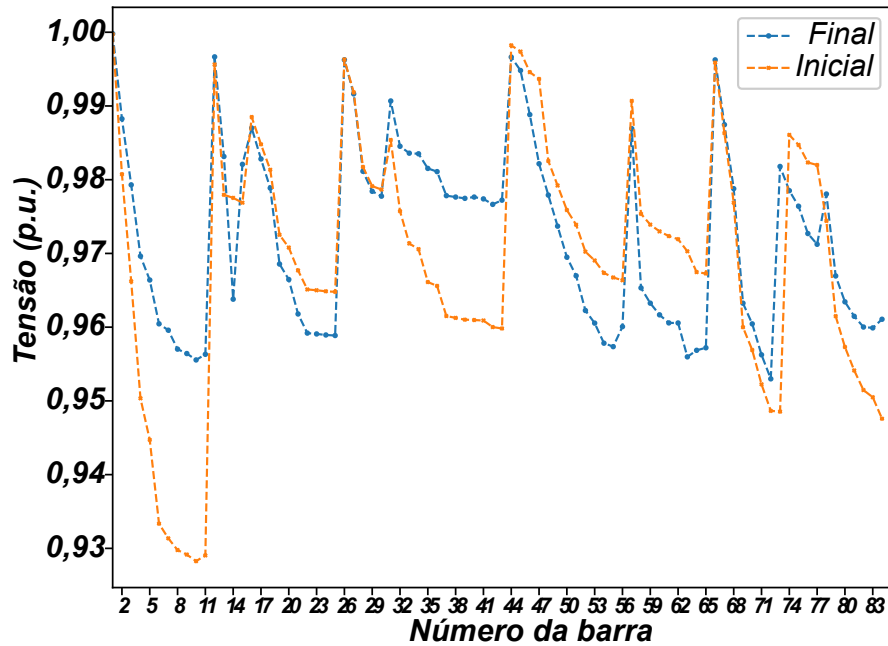


Figura 10 – Níveis de Tensão Inicial e Final (Demanda Fixa) STE-84 barras

na maioria dos índices para a maior parte dos algoritmos, principalmente nos quesitos iterações máximas, mínimas e tempo médio para o melhor resultado. Individualmente, percebe-se melhores desempenhos para o algoritmo MBO em linhas gerais.

A partir dos resultados apresentados, é possível definir qual algoritmo em conjunto com qual restrição de radialidade apresenta resultados melhores para todos os sistemas testados. Essa definição é realizada do ponto de vista de equilíbrio entre melhores resultados, resultados médios e tempos computacionais. No caso do presente trabalho, as técnicas que apresentaram em geral os melhores resultados sob essa perspectiva foram os algoritmos MBO e BATA, com vantagens para o MBO e um equilíbrio maior para este em conjunto com a restrição de CP, que, além de proporcionar o balanço desejado, evita a formação de soluções não radiais durante o processo, como apresentado no Capítulo 5.

Em função disso, essa abordagem (MBO + CP) é escolhida para a formulação do AH, servindo como a primeira etapa utilizada para determinar a solução inicial quando a técnica híbrida é aplicada. Nas próximas análises do problema de RSD, apenas o algoritmo MBO em conjunto com CP ou a técnica híbrida serão utilizados. A única exceção ocorre para a análise comparativa da reconfiguração dinâmica, que é realizada através do algoritmo BATA.

6.2 Análise Algoritmo Híbrido

O AH aqui desenvolvido visa aprimorar os resultados encontrados pela melhor meta-heurística bio-inspirada apresentada anteriormente, executando uma etapa de busca local após a definição de uma boa solução inicial com população e número de iterações reduzi-

dos. Os testes foram executados em dois dos mesmos STEs apresentados anteriormente: 33 barras e 84 barras. Cada um dos sistemas foi testado utilizando as premissas estabelecidas na Tabela 7, com parâmetros fixos conforme a técnica utilizada e os parâmetros variáveis reduzidos (i.e. $pop = 4n_{os}$ e $m_{iter} = 2n_{os}$).

No caso do primeiro STE testado, os resultados obtidos através do AH são apresentados na Tabela 15.

Tabela 15 – Resultados Algoritmo Híbrido STE-33 barras

Método	Pior solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Melhor solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Topologia Final / Perdas (kW) / Tensão mínima (p.u.)	Tempo computacional médio (s)	Melhor da literatura (%)
AH	33-9-35-36-37 / 202,55	7-9-14-32-37 / 139,7	7-9-14-32-37 / 139,7 / 0,94	2,65	100

É possível verificar que a utilização do AH proporciona uma convergência ao melhor da literatura em 100 % das execuções em um baixo tempo computacional médio, de 2,65 s, em comparação às técnicas bio-inspiradas apresentadas anteriormente, inclusive em relação ao algoritmo utilizado como base da primeira etapa na abordagem híbrida (i.e. MBO).

O mesmo é visto no segundo STE estudado, composto por 84 barras, conforme os resultados apresentados na Tabela 16.

A utilização do AH para solucionar a RSD no sistema em referência demonstra que a convergência ao melhor resultado é 100 % em um tempo computacional médio de 62,01 s, em geral, reduzido em comparação com os resultados da subseção anterior. Isso deve-se majoritariamente ao número reduzido de população e iterações utilizados na técnica híbrida.

Uma segunda análise que corrobora a importância de uma técnica eficiente na determinação da solução inicial envolve a comparação dos resultados do segundo estágio (VND) quando utilizados diferentes pontos de partida para o AH. Aqui, essa comparação é realizada utilizando como ponto de partida as segundas melhores soluções iniciais encontradas pela técnica bio-inspirada MBO, utilizada na primeira etapa do AH, e as apresentadas através do algoritmo de Prim, conforme apresentado em Possagnolo (2015). As Tabelas 17 e 18 demonstram os resultados para ambas situações e para os dois STEs discutidos.

É possível perceber que o segundo melhor resultado do MBO proporcionou o encontro da melhor solução da literatura em um tempo menor do que quando usado o algoritmo de Prim.

A influência do ponto de partida no resultado final pode ser melhor percebida quando um STE de 119 barras e 133 linhas é utilizado (ZHANG; FU; ZHANG, 2007). Para isso,

Tabela 16 – Resultados Algoritmo Híbrido STE-84 barras

Método	Pior solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Melhor solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Topologia Final / Perdas (kW) / Tensão mínima (p.u.)	Tempo computacional médio (s)	Melhor da literatura (%)
AH	54-6-86-72-13-89-90-83-92-38-32-95-63 / 512,4	55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-42-62 / 469,9	55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-42-62 / 469,9 / 0,95	62,01	100

Tabela 17 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Prim vs Segundo melhor da técnica Bio-inspirada / STE-33 barras)

Método	Solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Topologia final / Perdas (kW)	Tempo computacional total VND (s)
Prim	7-14-10-28-32 / 140,9	7-9-14-32-37 / 139,7	0,58
Segundo melhor do MBO	7-14-10-32-37 / 140,5	7-9-14-32-37 / 139,7	0,45

Tabela 18 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Prim vs Segundo melhor da técnica Bio-inspirada / STE-84 barras)

Método	Solução inicial (Etapa-VND) / Perdas (kW)	Topologia final / Perdas (kW)	Tempo computacional total VND (s)
Prim	84-7-86-72-88-89-90-82-92-39-33-42-63 / 471,7	55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-42-62 / 469,9	12,15
Segundo melhor da técnica bio-inspirada	55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-95-62 / 470,0	55-7-86-72-13-89-90-83-92-39-34-42-62 / 469,9	9,44

quatro pontos de partida encontrados pela técnica bio-inspirada são considerados, todos analisados sob a ótica da função objetivo tradicional do modelo com STE (i.e. perdas: o melhor inicial, o segundo melhor inicial, o pior inicial, e o segundo pior inicial). Os resultados para a etapa de VND do AH considerando essas soluções iniciais são apresentados na Tabela 19.

O AH novamente encontrou o melhor da literatura apontando para a abertura das chaves 43-26-24-122-51-59-40-96-72-75-98-130-131-110-35, com perdas de 875,16 kW e tensão mínima de 0,93 p.u. na barra 114.

Os resultados da Tabela 19 mostram que a solução inicial apresenta uma importante

Tabela 19 – Comparação dos resultados do segundo estágio (VND) com diferentes soluções iniciais (Melhores e Piores do Primeiro Estágio / STE-119 barras)

Melhores soluções			
Condição inicial	Solução inicial (VND) / Perdas (kW)	Topologia final / Perdas (kW)	Tempo computacional total VND (s)
Melhor da técnica MBO	43-26-24-122-51-59-40-96-72-75-99-130-131-110-35 / 875,83	43-26-24-122-51-59-40-96-72-75-98-130-131-110-35 / 875,16	22,56
Segundo melhor da técnica MBO	43-26-24-122-51-59-40-96-73-75-98-130-131-110 / 877,99	43-26-23-122-51-59-40-96-73-75-98-130-131-110-35 / 875,16	19,22
Piores Soluções			
Pior da técnica MBO	43-120-24-51-62-124-40-126-127-73-77-130-131-110-133 / 942,68	43-120-24-51-123-60-40-126-127-72-76-83-131-110-133 / 933,72	24,95
Segundo pior da técnica MBO	43-27-24-54-60-124-40-96-71-74-129-130-131-110-35 / 921,68	43-27-24-52-61-124-40-96-71-74-129-83-131-110-35 / 920,42	43,53

influência na determinação dos melhores resultados possíveis, pois, se o ponto de partida se encontra próximo do melhor resultado do ponto de vista da função objetivo, a tendência é de que o melhor resultado global seja encontrado em um tempo computacional menor. Caso o ponto de partida esteja longe desse ponto, a tendência é de que a etapa de VND tenha que explorar mais níveis de vizinhança, tornando o algoritmo mais lento. Isso é corroborado pelos resultados das Tabelas 17 e 18.

O STE de 119 barras especificamente indica que a combinação de chaves que compõem a solução inicial em sistemas de porte maior que o de 84 barras também influenciam o modo que a busca irá ocorrer. Por exemplo, um determinado ponto inicial considerado ruim do ponto de vista de perdas ativas, pode, em alguns casos, levar a soluções finais melhores que alguns pontos iniciais com valores de perdas melhores, pois alguns pontos com melhores valores de função objetivo podem permanecer presos em ótimos locais, necessitando de estratégias para fugir desses locais, como por exemplo, explorar mais vizinhanças.

Um exemplo é a diferença de resultados encontrados usando 43-26-24-122-51-59-40-96-73-128-129-130-131-108-35 (973,77 kW) como solução inicial, posição essa que aponta para o melhor resultado global (875,16 kW) no final do processo de VND, e os piores resultados apresentados na Tabela 19 que inicialmente são melhores do ponto de vista das perdas. No entanto, a melhor solução nesse caso é encontrada com um tempo computacional (30,96 s) maior que as melhores apresentadas na Tabela 19.

Em geral, é possível perceber que os resultados são melhores quando utilizado o AH

aqui proposto. As análises previamente apresentadas permitem ampliar a discussão em direção às características exclusivas do problema de RSD, como os tipos de sistemas estudados, os níveis de demanda, o tipo de reconfiguração executada (estática ou dinâmica), a influência de restrições ligadas ao desequilíbrio de tensão e corrente e por fim à integração com o planejamento da recarga de VE e o problema de AE.

6.3 Análise STE com Demanda Variável e STD Com Demanda Fixa e Variável - RE e RD

Nas seções anteriores, todos os sistemas apresentados e estudados foram STEs com demanda fixa. No entanto, como previamente discutido, para que se obtenham representações mais próximas da realidade, condições de desequilíbrio e de demanda variável devem ser consideradas. Portanto três STDs são analisados sob as condições de demanda fixa e variável: um STD de 19 barras e 20 linhas, um STD de 25 barras e 27 linhas e um terceiro STD modificado de 123 barras. Ademais, análises considerando reconfiguração estática (RE) e reconfiguração dinâmica (RD) são apresentadas, discutindo as vantagens e desvantagens de ambas. O algoritmo utilizado em todas as soluções de RE é o AH baseado em MBO e VND, apresentado nas seções anteriores. No caso da RD, o algoritmo utilizado é o BATA.

Inicialmente, visando demonstrar as diferenças de resultados quando um STE é considerado com diferentes níveis de demanda, o STE de 33 barras é discutido sob essas condições, sendo o problema modelado conforme o apresentado na subseção 3.1, em que a função objetivo passa a ser o valor dos custos de perdas ativas. As cargas do sistema foram separadas conforme os tipos e características discutidos na subseção 5.1, apresentando as seguintes características (tipo de carga/barra de alocação): residencial (3~5,9~10,12,14~21,23~25,29,31,33), comercial (2,7~8,11,22,26~28,30) e industrial (6,13,32). O primeiro teste é conduzido através de uma RE, similarmente ao apresentado em Possagnolo (2015) e Souza (2017).

O melhor resultado encontrado quando a RE é realizada, aponta para a abertura das chaves 9-7-14-28-32 com custos de perdas de 129,8 USD em oposição às chaves inicialmente abertas 33-34-35-36-37 que apresentam custos de 189,7 USD, indo ao encontro ao apresentado em Souza (2017) e Possagnolo (2015). Em relação aos níveis de tensão, apresentados na Figura 10, também houve uma melhora, indo de um mínimo de 0,926 p.u na hora 20 para um mínimo de 0,951 p.u também na hora 20. É possível verificar que o conjunto de chaves para demanda variável é diferente para o conjunto com demanda fixa, anteriormente apresentado quando da discussão dos algoritmos, justificando assim a modelagem e análise proposta.

Quando a RD é realizada, o chaveamento é executado de forma horária, em oposição à configuração única para o período de 24 horas apresentada para a RE. A Tabela 20

apresenta a comparação entre os melhores resultados de RE e RD para o STE de 33 barras com demanda variável, em que CA-RD-BATA indica o conjunto de chaves abertas encontrado pelo algoritmo BATA para a RD, CA-RE-AH o conjunto de chaves abertas encontrado pelo AH para a RE, CPH-RD os custos de perdas ativas horários encontrados pelo BATA para a RD e CPH-RE os custos de perdas ativas horários encontrados pelo AH para a RE. Os níveis de tensão para o melhor resultado da RD são apresentados na Figura 11 em comparação aos do melhor resultado da RE.

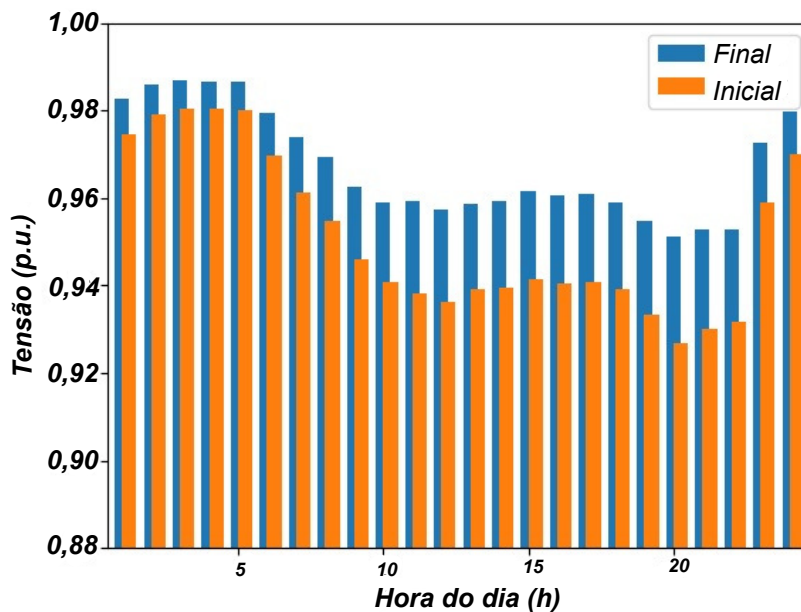


Figura 11 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STE-33 barras

É possível notar que, na maioria dos períodos, RE e RD apresentaram os mesmos valores de custos de perdas, com uma leve vantagem para a RD a partir das 19 horas. O mínimo valor de tensão foi o mesmo apresentado para a RE.

Com a consolidação dos resultados, é possível partir para os casos dos STDs, tanto do ponto de vista da demanda fixa quanto da variável. Os modelos matemáticos que regem esses sistemas nas duas condições são os apresentados na subseção 3.2. As mesmas análises de RE e RD são apresentadas para a demanda variável.

O primeiro STD é composto de 19 barras e conhecido da literatura (SUBRAHMANYAM; RADHAKRISHNA, 2010), apresentando desequilíbrio entre as cargas em cada fase. A topologia inicial do sistema apresenta as chaves 19-20 inicialmente abertas, e, na demanda fixa, perdas ativas de 13,22 kW e valor mínimo de tensão de 0,95 p.u. na barra 19 fase B. Após a reconfiguração para o caso da demanda fixa, o algoritmo híbrido apresenta as chaves abertas 10-11, com perdas ativas de 8,06 kW e valor mínimo de tensão de 0,969 p.u. na barra 13 e fase C, ou seja, uma redução de 38,98 %. A Figura 13 demonstra os níveis de tensão na topologia original e final. Esses resultados vão ao encontro aos apresentados no trabalho de Subrahmanyam e Radhakrishna (2010).

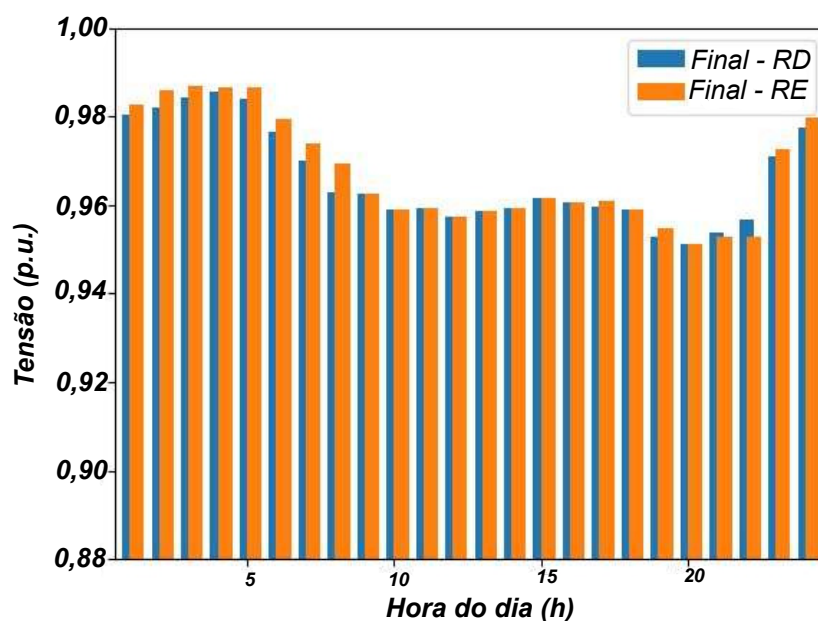


Figura 12 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STE-33 barras

Tabela 20 – Resultados detalhados STE-33 barras (RD v RE)

STE-33 barras				
Hora	CA-RD-BATA	CA-RE-AH	CPH-RD (USD)	CPH-RE (USD)
1	7-14-9-17-28	7-14-9-32-28	0,8	0,8
2	33-14-9-17-25	7-14-9-32-28	0,6	0,6
3	33-14-10-17-27	7-14-9-32-28	0,5	0,5
4	7-14-35-36-27	7-14-9-32-28	0,5	0,5
5	7-14-10-17-26	7-14-9-32-28	0,5	0,5
6	7-14-11-31-28	7-14-9-32-28	1,1	1,1
7	7-14-10-31-37	7-14-9-32-28	2,9	3
8	7-14-9-31-37	7-14-9-32-28	4,1	4,2
9	7-14-9-32-28	7-14-9-32-28	5,7	5,7
10	7-14-10-32-28	7-14-9-32-28	6,9	6,9
11	7-14-9-32-28	7-14-9-32-28	6,6	6,6
12	7-14-9-32-28	7-14-9-32-28	7,1	7,1
13	7-14-10-32-28	7-14-9-32-28	7,3	7,3
14	7-14-10-32-28	7-14-9-32-28	6,9	6,9
15	7-14-10-32-28	7-14-9-32-28	7,1	7,1
16	7-14-9-32-28	7-14-9-32-28	7,5	7,5
17	7-14-9-36-28	7-14-9-32-28	7,3	7,2
18	7-14-10-32-28	7-14-9-32-28	7,9	7,9
19	7-14-10-32-37	7-14-9-32-28	12,1	12,2
20	7-14-9-32-37	7-14-9-32-28	13,7	14,5
21	7-14-9-36-37	7-14-9-32-28	12,4	13,2
22	7-14-9-36-37	7-14-9-32-28	5	5,4
23	7-14-10-36-37	7-14-9-32-28	2	2
24	7-14-10-31-37	7-14-9-32-28	1	1,1

Quando a demanda é considerada como variável, as simulações de RE e RD são conduzidas com a seguinte divisão de cargas (tipo de carga/barra de alocação): residencial (2~4,7~9,10,15~16), comercial (5~6,12~13,17) e industrial (1,11,14,18).

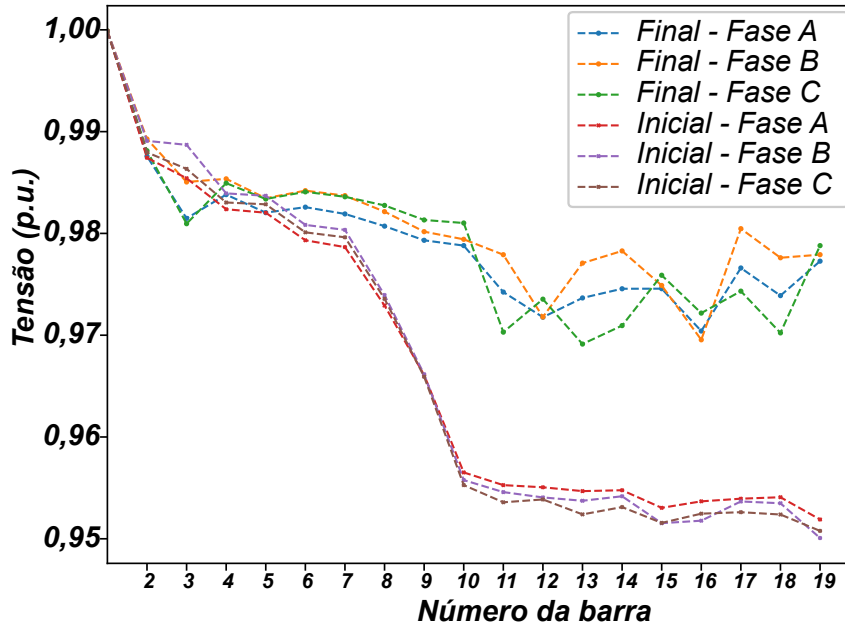


Figura 13 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-19 barras

O melhor resultado encontrado quando a RE é realizada, aponta para abertura das chaves 13-11 com custos de perdas ativas de 7,02 USD em oposição aos custos iniciais de 11,22 USD, apresentando uma redução de 37,49 %. Os níveis de tensão novamente apresentam melhoras, subindo seus mínimos de 0,963 p.u. para 0,976 p.u. respectivamente nas horas 12 e 20, conforme visto na Figura 14. Da mesma forma que o STE de 33 barras, as simulações de RE indicaram uma solução diferente entre os casos com demanda fixa e variável, mais uma vez justificando a importância da análise. Os resultados quando a RD é aplicada e os níveis mínimos de tensão nessa abordagem são comparados aos da RE respectivamente na Tabela 21 e na Figura 15.

Novamente, da mesma forma que o STE de 33 barras, os custos de perdas ativas reduziram ligeiramente em alguns períodos, especialmente entre as 17 e as 21 horas. É possível perceber também que o nível mínimo de tensão para a RD também foi pouco menor que o apresentado na RE, com um valor mínimo de 0,975 p.u.

O segundo STD testado é composto de 25 barras e 27 linhas, amplamente utilizado na literatura, e apresenta desequilíbrio entre cargas em suas fases. As chaves inicialmente abertas para o caso em referência são 25-26-27. Quando a análise é realizada do ponto de vista da demanda fixa, os valores iniciais de perdas ativas e o valor mínimo de tensão são respectivamente 150,68 kW e 0,927 p.u. na barra 12, fases B ou C. O melhor resultado encontrado pelo algoritmo, indica a abertura das chaves 22-15-17, com valores de perdas ativas finais de 133,96 kW e tensão mínima de 0,937 p.u. na barra 13 e fase A, indicando uma redução de 10,79 % e uma melhora no perfil de tensão em relação à situação inicial. A

Tabela 21 – Resultados detalhados STD-19 barras (RD v RE)

STD-19 barras				
Hora	CA-RD-BATA	CA-RE-AH	CPH-RD (USD)	CPH-RE (USD)
1	10-20	13-11	0,04	0,04
2	16-20	13-11	0,03	0,03
3	10-14	13-11	0,02	0,02
4	16-11	13-11	0,02	0,02
5	10-20	13-11	0,02	0,02
6	10-18	13-11	0,05	0,05
7	10-11	13-11	0,14	0,14
8	13-11	13-11	0,22	0,22
9	10-14	13-11	0,34	0,35
10	10-14	13-11	0,4	0,4
11	10-14	13-11	0,39	0,39
12	10-14	13-11	0,44	0,45
13	13-11	13-11	0,38	0,38
14	13-11	13-11	0,37	0,37
15	13-11	13-11	0,4	0,4
16	10-14	13-11	0,42	0,42
17	10-14	13-11	0,41	0,42
18	10-14	13-11	0,47	0,48
19	10-11	13-11	0,66	0,67
20	10-11	13-11	0,71	0,72
21	10-11	13-11	0,62	0,63
22	13-11	13-11	0,25	0,25
23	10-11	13-11	0,09	0,09
24	13-11	13-11	0,05	0,05

Figura 16 ilustra o perfil de tensão antes e após a reconfiguração considerando a demanda como fixa.

Quando a demanda é alterada para variável, seguindo as premissas previamente estabelecidas, as cargas são definidas tanto para RE quanto para RD como (tipo de carga/barras de alocação): residencial (1,5,7,9~11,16~18,21,23,25), comercial (15,20,22,24) e industrial (3~4,6,8,12~13,19). Nesse caso, o valor dos custos iniciais de perdas ativas para as chaves 10-11 abertas é 131,58 USD com tensões mínimas iniciais para o período de 24 horas de 0,943 p.u. mínimo na hora 20.

No caso da RE, a melhor topologia final encontrada pelo algoritmo indica a abertura das chaves 22-15-17, similarmente ao caso com demanda fixa, apresentando custos totais de perdas ativas da ordem de 117,51 USD e tensão mínima de 0,951 p.u. na hora 20. É perceptível que há uma melhora em ambos os valores em relação à configuração inicial, com uma redução de custos de 10,71 % e aumento dos níveis de tensão. De forma a demonstrar as diferenças entre a RE e a RD, os resultados detalhados para as duas situações são apresentados na Tabela 22, enquanto os valores de tensão finais para RE e RD são apresentados respectivamente nas Figuras 17 e 18.

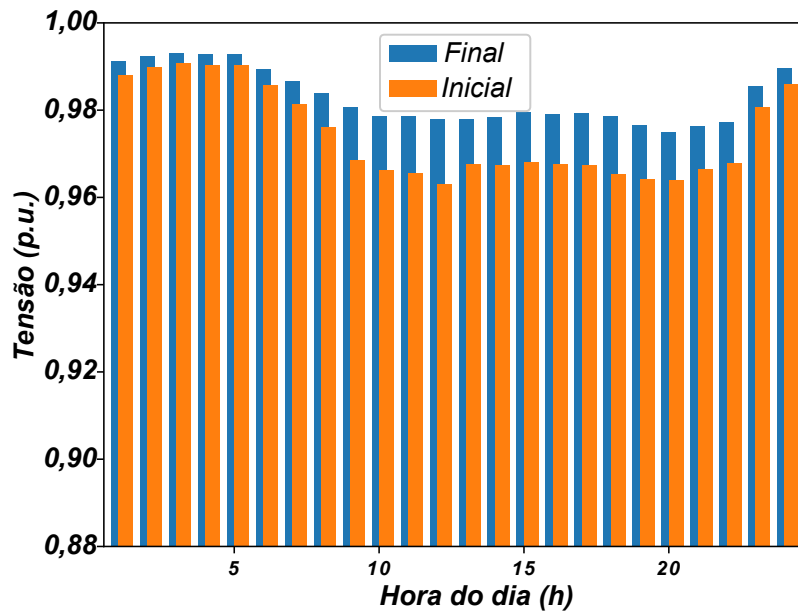


Figura 14 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-19 barras

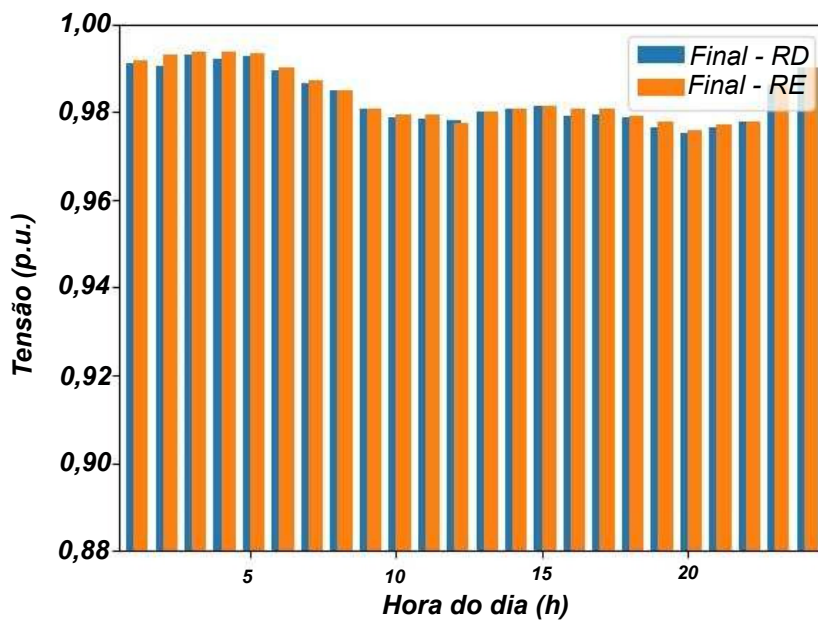


Figura 15 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-19 barras

Percebe-se que a RD melhorou ligeiramente os valores de custos de perdas ativas apenas nas últimas 5 horas do período completo. O mínimo nível de tensão para RD foi de 0,945 p.u., o que acaba por ser menor que o mínimo encontrado na RE.

Um último STD estudado é composto por 123 barras e é apresentado em Kersting (1991). Esse sistema em sua forma original apresenta diversas complexidades como: trechos monofásicos, reguladores de tensão, diferentes níveis de tensão, bancos de capacitores, etc. Para que a análise seja feita apenas do ponto de vista da RSD, o sistema foi modi-

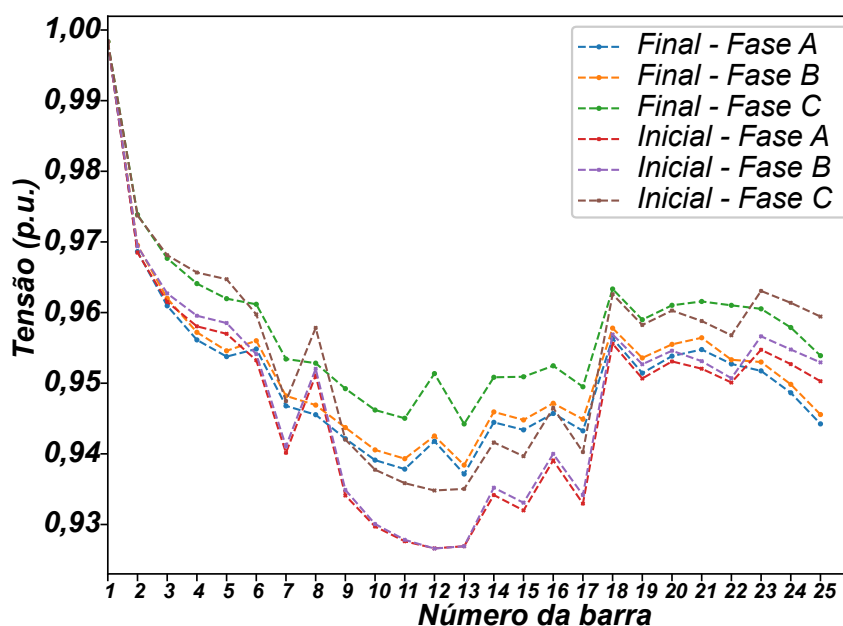


Figura 16 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-25 barras

Tabela 22 – Resultados detalhados STD-25 barras (RD v RE)

STD-25 barras				
Hora	CA-RD-BATA	CA-RE-AH	CPH-RD (USD)	CPH-RE (USD)
1	22-17-14	22-15-17	0,58	0,59
2	22-17-27	22-15-17	0,43	0,43
3	22-17-14	22-15-17	0,36	0,36
4	22-17-14	22-15-17	0,38	0,38
5	22-17-14	22-15-17	0,39	0,39
6	22-17-14	22-15-17	0,82	0,83
7	22-17-14	22-15-17	2,31	2,33
8	22-17-15	22-15-17	3,64	3,64
9	22-17-15	22-15-17	5,76	5,76
10	22-17-15	22-15-17	6,74	6,74
11	22-17-15	22-15-17	6,82	6,82
12	22-17-15	22-15-17	7,63	7,63
13	22-17-15	22-15-17	6,56	6,56
14	22-17-15	22-15-17	6,44	6,44
15	22-17-15	22-15-17	7,03	7,03
16	22-17-15	22-15-17	7,36	7,36
17	22-17-15	22-15-17	7,28	7,28
18	22-17-15	22-15-17	8,1	8,1
19	22-17-15	22-15-17	10,9	10,9
20	22-17-14	22-15-17	11,5	11,54
21	22-17-14	22-15-17	10	10,09
22	22-17-14	22-15-17	3,95	4,01
23	22-17-14	22-15-17	1,5	1,51
24	22-17-14	22-15-17	0,8	0,81

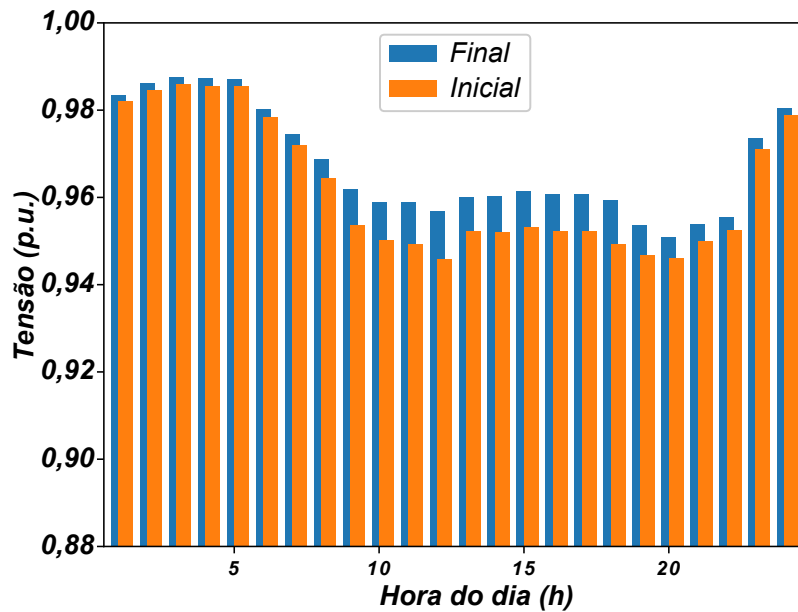


Figura 17 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-25 barras

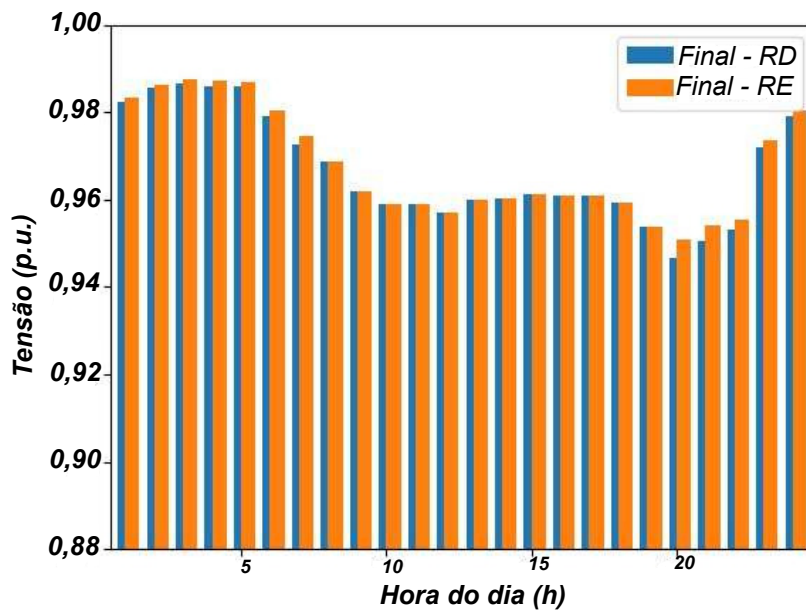


Figura 18 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-25 barras

ficado para considerar apenas as cargas, excluindo assim os equipamentos originalmente existentes. Ademais, o número de barras e linhas é alterado para satisfazer a restrição relacionada a radialidade, visto que algumas barras do sistema original não são considerados pois possuem transformadores em suas posições, portanto passando a considerar 125 barras e 126 linhas. Exclusivamente para esse sistema com demanda fixa, o nível mínimo de tensão admissível foi alterado para 0,9 p.u., enquanto o nível máximo permaneceu em 1,05 p.u.. Isso é necessário para que soluções factíveis sejam encontradas, em

face às características específicas desse sistema. A Figura 19 ilustra o sistema modificado utilizado.

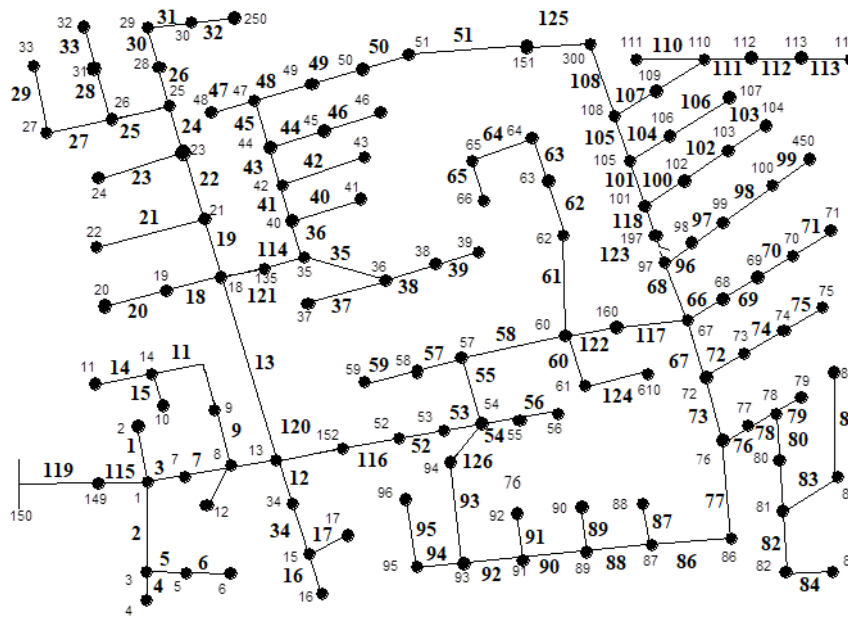


Figura 19 – STD-123 barras modificado

A topologia inicial do sistema, indica a abertura das chaves 125-126, com perdas ativas na demanda fixa de 109,12 kW e tensão mínima de 0,912 p.u. na barra 114 fase A. Nesse caso, o algoritmo aponta como melhor solução a abertura das chaves 118-93, apresentando perdas ativas de 105,68 kW e tensão mínima de 0,918 p.u. na barra 114 fase A. Verifica-se pelos resultados que houve uma redução de 3,15 % em relação às perdas ativas e uma melhora nos índices de tensão, similar a todos os casos apresentados. A Figura 20 apresenta a comparação entre os níveis de tensão iniciais e finais para demanda fixa.

Seguindo o raciocínio aplicado às simulações com demanda variável dos STEs e STDs anteriores, duas situações são abordadas, RE e RD. Para isso, as cargas novamente devem ser divididas conforme o tipo de consumidor e as premissas estabelecidas, apresentando-se da seguinte forma (tipo de carga/barra de alocação): (1,2,5,6~9,12,19,20,28~30,32~35, 37,38,42,43,45~50,53,55,58,59,62,65,66,73,76,83,85~88 ,90,92,94,96,100,103,104,106,107, 109,111~113), comercial (4,7,17,24,52,60,63,64,70,74,79,95,98,99) e industrial (16,22,31,39,41,51,56,68,69,71,75,80,82,84,102,114). Para esse caso, o custo total de perdas ativas inicial é 96,5 USD e os menores níveis de tensão 0,928 p.u mínimo na hora 20.

Quando a RE é aplicada no sistema, o algoritmo aponta como melhor solução a abertura das chaves 125-93, com custos de perdas ativas de 95,6 USD e valor mínimo de tensão de 0,931 p.u. na hora 20. É possível notar uma redução de 0,97 % nos valores de custos de perdas ativas em relação a topologia inicial e uma melhor nos níveis de tensão mínimos.

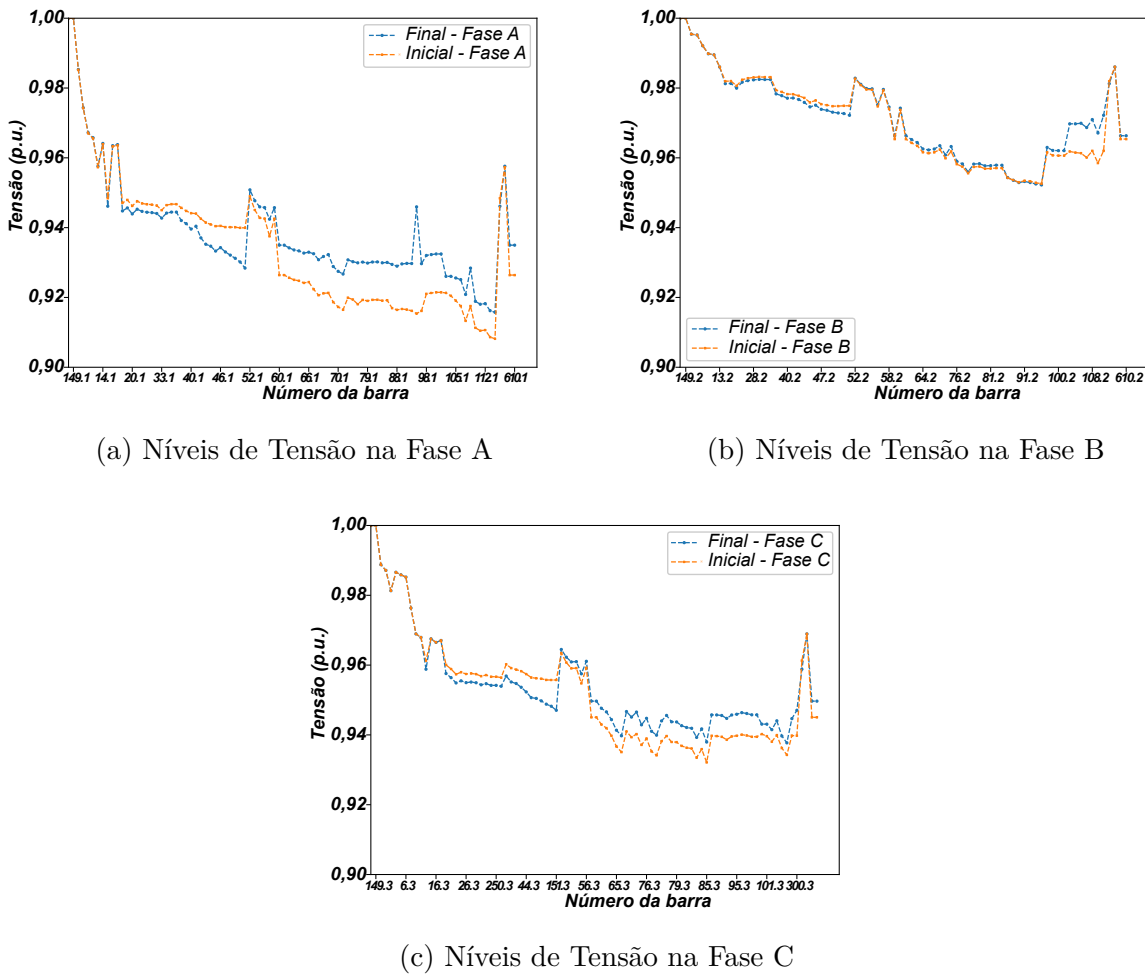


Figura 20 – Níveis de Tensão Demanda Fixa STD-123 barras modificado

Além disso, percebe-se que o conjunto de chaves abertas é diferente da demanda fixa, mais uma vez enfatizando a importância das duas análises. Para efeito de comparação, a RD também é executada. Os melhores resultados da RE e RD são apresentados detalhadamente na Tabela 23. Os níveis de tensão finais para RE e RD são apresentados respectivamente nas Figuras 21 e 22.

Especificamente para este sistema, a RD apresentou uma diminuição dos custos de perdas em todas as horas do período diário. O menor nível de tensão para RD é o mesmo que para RE, ou seja, 0,931 p.u. com a diferença apenas no horário em que é visto (18 horas para a RD e 20 horas para RE).

De forma a enfatizar as diferenças, vantagens e desvantagens entre RE e RD para todos os sistemas, sejam STEs ou STDs, apresenta-se a Tabela 24, em que NCH indica o número de chaveamentos para RE e RD, CT a soma dos custos de perdas em 24 horas para RE e RD e V_{min} a mínima tensão para RE e RD.

Os resultados resumidos na Tabela 24 mostram que na maioria dos casos, a RD apresentou valores totais de custos de perdas ativas pouco menores que os encontrados via RE, com uma única exceção para o STD de 123 barras modificado, como discutido an-

Tabela 23 – Resultados detalhados STD-123 barras modificado (RD v RE)

STD-123 barras modificado				
Hora	CA-RD-BATA	CA-RE-AH	CPH-RD (USD)	CPH-RE (USD)
1	123-93	125-93	0,66	0,67
2	123-93	125-93	0,4	0,41
3	118-126	125-93	0,34	0,35
4	118-126	125-93	0,33	0,34
5	123-126	125-93	0,36	0,37
6	123-93	125-93	0,91	0,93
7	118-93	125-93	2,56	2,6
8	123-93	125-93	3,31	3,39
9	118-93	125-93	4,15	4,29
10	68-67	125-93	3,36	4,98
11	123-93	125-93	3,93	4,09
12	101-122	125-93	3,08	4,72
13	101-55	125-93	3,28	4,88
14	101-122	125-93	2,91	4,45
15	123-117	125-93	3,13	4,27
16	123-122	125-93	3,36	4,74
17	68-93	125-93	4,25	4,44
18	101-122	125-93	3,64	5,28
19	68-55	125-93	6,01	9,64
20	125-77	125-93	10,69	12,14
21	125-86	125-93	10	11,23
22	125-88	125-93	4,42	4,82
23	118-93	125-93	1,57	1,61
24	118-93	125-93	0,9	0,92

Tabela 24 – Resumo dos resultados encontrados para os STDs e STEs (RD e RE)

Sistema	NCH-RE	NCH-RD	CT-RE (USD)	CT-RD (USD)	V_{min} -RE (p.u.)	V_{min} -RD (p.u.)
STE-33 barras	5	35	129,8	127,5	0,951	0,951
STD-19 barras	2	21	7,02	6,9	0,976	0,975
STD-25 barras	3	7	117,5	117,3	0,951	0,945
STD-123 barras modificado	1	31	95,6	77,6	0,931	0,931

teriormente, demonstrando em geral uma vantagem mínima para essa abordagem. Essa vantagem mínima é confirmada pelo fato de que, para realizar a RD, diversas operações de chaveamento são necessárias, como indicado na Tabela 24, enquanto que na RE, essa operação é realizada apenas uma única vez no período total.

Em função de tais chaveamentos, novas condições deveriam ser impostas ao problema de RSD com RD, visto que o desgaste das chaves passa a ser um problema considerável na modelagem do problema. Isso acarretaria em impactos para o operador do sistema, não apenas do ponto de vista de custos, mas também de uma perspectiva técnica, pois

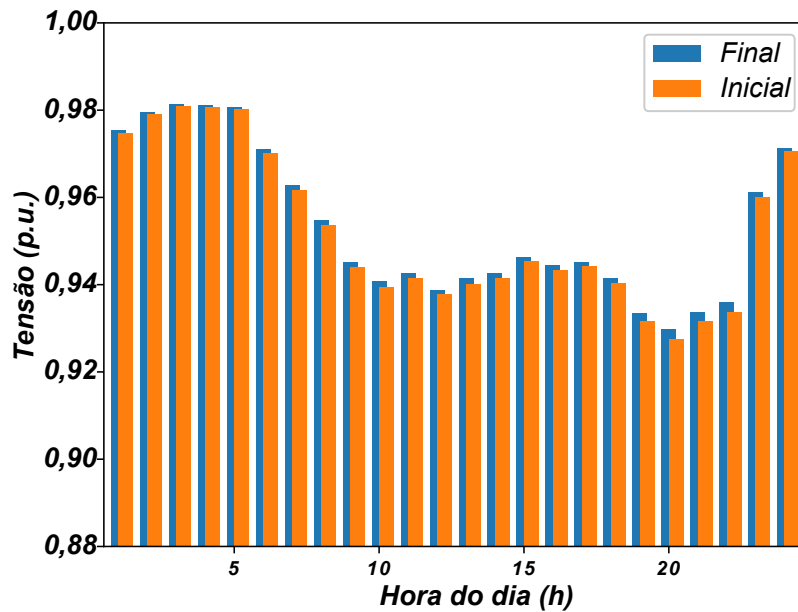


Figura 21 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RE) STD-123 barras modificado

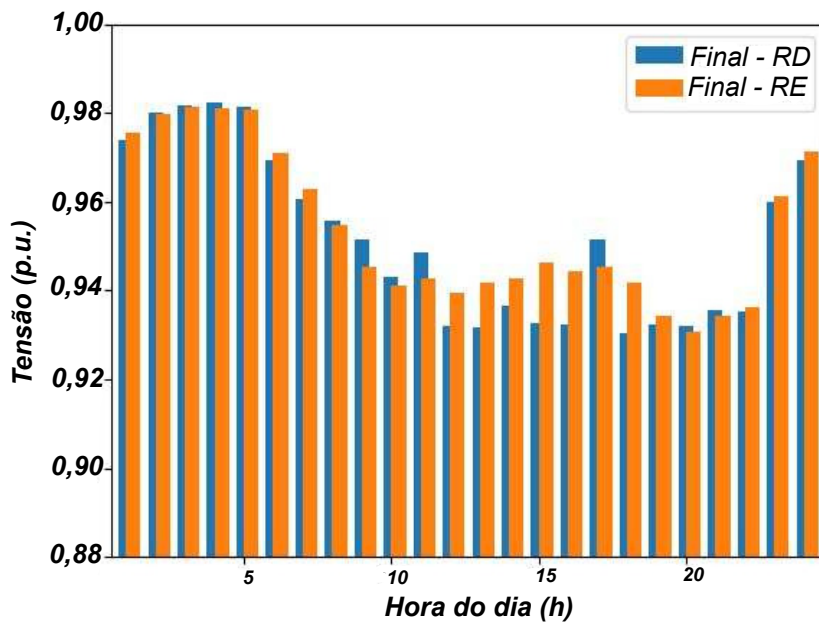


Figura 22 – Níveis de Tensão Demanda Variável (RD) STD-123 barras modificado

transitórios seriam produzidos e a confiabilidade do sistema seria afetada (LÓPEZ et al., 2004). Ademais, o tempo computacional, apesar de não explorado em detalhes, mostrou-se maior para a RD em comparação com a RE, mais uma vez injustificando o seu uso. Portanto, em face à todas as características discutidas e apresentadas, a abordagem via RE acaba por ser mais indicada.

6.4 Análise STD Fixa e Variável - IDT e IDC

Determinando-se que a RE é a mais indicada, uma análise mais detalhada do ponto de vista das restrições de IDT e IDC apresenta-se como um ponto importante, visto que a maioria dos trabalhos que tratam de RSD e STDs abordam o problema desconsiderando essas condições, como por exemplo em Monteiro et al. (2020). Na subseção anterior, a maioria dos STDs atende os limites máximos de IDT e IDC respectivamente de 3% e 30%, com exceção do STD de 123 barras modificado. Portanto a análise apresentada aqui é considerada caso a caso, ou seja, STD com demanda fixa e STD com demanda variável (RE), todos solucionados através do AH baseado em MBO e VND.

A melhor solução para o STD de 19 barras, anteriormente discutida, atende os limites impostos para IDT e IDC, tanto no caso da demanda fixa, quanto na demanda variável. No caso da demanda fixa, os valores máximos de IDT e IDC apresentados são respectivamente de 0,42% e 25,31%. Já para a demanda variável, os mesmos valores são de 0,21% e 26,02%. Para ambos os casos, caso o valor de IDC seja considerado alto pois se encontra próximo ao limite de 30% estabelecido, novas soluções podem ser encontradas. Para isso os valores de IDC máximo admissíveis são reduzidos para os mínimos que apresentam soluções factíveis (i.e. 21% para demanda fixa e 22% para demanda variável).

Sob essas novas condições, a melhor solução para demanda fixa passa a apontar para abertura das chaves 9-20, com uma tensão mínima de 0,948 p.u. e perdas ativas finais de 12,05 kW. Os valores máximos de IDT e IDC passam a ser respectivamente 0,24% e 20,63%. No caso da demanda variável, a melhor solução também passa a considerar a abertura das chaves 9-20, obtendo um valor máximo de IDT de 0,21%, e um valor máximo de IDC de 21,18%, com tensão mínima de 0,960 p.u. Os custos totais de perdas ativas passam a ser 10,22 USD para o período de 24 horas.

O mesmo acontece quando analisa-se o STD de 25 barras anteriormente apresentado, em que ambos os limites máximos de IDT e IDC são atendidos nos dois níveis de demanda. A melhor solução apresentada anteriormente para ambos os casos, registra IDT e IDC máximos de 0,65% e 12,84% na demanda fixa e IDT e IDC máximos de 0,46% e 13,41% na demanda variável. Novamente, caso os valores de IDC sejam considerados altos, pois são os que se encontram mais próximos ao limite de 30%, outras soluções ótimas podem ser encontradas e, para essa análise, o limite máximo de IDC é reduzido para o mínimo que apresenta soluções factíveis nesse sistema, ou seja 12,83% para demanda fixa e 13% para demanda variável.

Nesses casos, as melhores soluções passam a ser a abertura das chaves 22-26-15 na demanda fixa e 22-17-14 no caso da variável. A primeira topologia apresenta perdas ativas de 141,85 kW e tensão mínima de 0,937 p.u., com IDT e IDC máximos de 0,65% e 12,828% respectivamente. A segunda topologia apresenta custos totais de perdas ativas de 119,39 USD e tensão mínima de 0,945 p.u., com IDT e IDC máximos de 0,49% e 12,95% respectivamente.

O resumo desses resultados é apresentado para ambos os casos na Tabela 25, em que CAF indica as chaves abertas finais e FO o valor da função objetivo.

Tabela 25 – IDT e IDC para STDs - 19 barras e 25 barras

Limites e Soluções	STD-19 barras fixa	STD-19 barras variável	STD-25 barras fixa	STD-25 barras variável
IDT <3%	0,42%	0,21%	0,65%	0,46%
IDC <30%	25,31%	26,02%	12,84%	13,41%
IDT-min. fact.	0,24%	0,21%	0,65%	0,49%
IDC-min. fact.	20,63%	21,18%	12,828%	12,45%
CAF (IDT <3% IDC <30%)	10-11	13-11	22-15-17	22-15-17
CAF (IDT and IDT-min. fact.)	9-20	9-20	22-26-15	22-17-14
FO (IDT <3% IDC <30%)	8,06 kW	7,02 USD	133,96 kW	117,51 USD
FO (IDT e IDC min. fact.)	12,05 kW	10,22 USD	141,85 kW	119,39 USD

Os resultados consolidados na Tabela 25, mostram a influência direta do IDT e IDC nos resultados da reconfiguração para esses dois sistemas. Quando os limites são considerados em todas as situações (i.e. 3 % para IDT e 30 % para IDC), os resultados são os mesmos que os apresentados desconsiderando essas restrições.

No entanto, quando o nível de IDC máximo admissível é diminuído ligeiramente e individualmente em cada sistema, novos resultados são encontrados em comparação aos apresentados com nível de 30%. Esses resultados são vistos para ambos os sistemas, por exemplo para o STD de 25 barras, três diferentes soluções são apresentadas, a depender da análise a ser realizada (tipo de demanda) e o nível de IDC máximo admitido. Em alguns casos, o valor do máximo IDT também diminuiu juntamente ao novo valor máximo de IDC estabelecido, como no caso do STD de 19 barras com demanda fixa. Além disso, a solução factível com o mínimo valor de IDC máximo também acarretou em um aumento nos valores de perdas ativas e custos totais de perdas ativas na maioria dos casos, demonstrando a influência desses índices nos resultados à serem determinados.

Especificamente para o STD de 123 barras modificado, as soluções factíveis só são encontradas quando a restrição de IDC é desconsiderada, pois, apesar da solução apresentada atender o valor de IDT, o valor de IDC supera por uma grande margem o limite de 30%, pois alguns trechos do sistema apresentam correntes de valores muito baixos (próximos a zero), por exemplo no caso da linha 22 do sistema modificado, que apresenta correntes de magnitudes 54,775 A na fase A, 0,004 A na fase B e 58,477 A na fase C. Isso também acontece no sistema em sua configuração original, ou seja, considerando todos os equipamentos, com correntes na linha 22 de magnitudes 55,853 A na fase A, 0,005 A na fase B, e 55,404 A na fase C, apresentando uma característica de grande desequilíbrio do ponto de vista de correntes nesse sistema, e, mais uma vez, enfatizando a influência

destes índices nos resultados da reconfiguração.

6.5 Análise STE e STD em conjunto com planejamento da recarga de VE e AE

Na última análise proposta no presente trabalho, os STEs e STDs anteriormente apresentados são estudados em conjunto ao planejamento da recarga de VE e à AE. Aqui, cada uma das etapas é conduzida separadamente, podendo ocorrer a AE primeiro e o carregamento de VE posteriormente, ou o carregamento de VE e posteriormente a AE. A reconfiguração sempre acontecerá por último, pois é o problema principal estudado e deve considerar ambas características.

No presente trabalho, o planejamento da recarga de VE é realizado em primeiro lugar, considerando uma taxa de penetração para todos os sistemas de 30 % apenas nas barras residenciais. Em segundo lugar a AE é tratada incluindo os VE, visando a minimização dos custos de perdas e instalação de compensadores, conforme apresentado no Capítulo 3, com pesos de $W_l = 0,3$ e $W_q = 0,7$. Os custos relacionados à parcela de perdas ativas das equações (52) e (55) são os mesmos atrelados aos níveis de demanda utilizados no processo de RSD, enquanto que os custos relacionados à parcela de instalação dos BC/COMP são definidos como constantes a cada nível de demanda (hora) utilizando como base o valor de $5 \text{ USD}/kVAr$, apresentado em (SILVA; BELATI; ANGELOS, 2020), dividido por 8760 (número de horas por ano), pois todos os casos estudados nessa subseção consideram a demanda variável em um período de 24 horas, sendo todos os custos calculados no mesmo período. Por fim a reconfiguração é efetuada em conjunto às duas características anteriores, visando reduzir especificamente os custos de perdas. Os problemas são solucionados através dos seguintes algoritmos anteriormente definidos: Planejamento da Recarga de VE / GA; AE / BATA; RSD / Híbrido (MBO + VND)

Em função da consideração do carregamento de VE, apenas estudos que apresentam demanda variável são apresentados. Para isso, os VE são modelados no OpenDSS como cargas inserindo ou consumindo potência ativa. Já as unidades de GD apresentam curvas de geração de energia ao longo das 24 horas de um dia. No caso das simulações realizadas, todas as unidades foram consideradas como geração eólica com potências de 1 MW e 125 kW e curvas de carga diárias dadas em função da Figura 23 (CHEN; HU; CHEN, 2016), modeladas no OpenDSS como geradores inserindo apenas potência ativa. Como os COMP são considerados como elementos de eletrônica de potência, os mesmos são modelados no OpenDSS como geradores, conforme indicado no Capítulo 5, inserindo apenas potência reativa com curva de carga constante.

Então, o primeiro caso estudado é o STE de 33 barras com demanda variável considerando os tipos de cargas e localização conforme anteriormente descrito e as chaves inicialmente abertas 33-34-35-36-37. O primeiro problema auxiliar (i.e. planejamento da

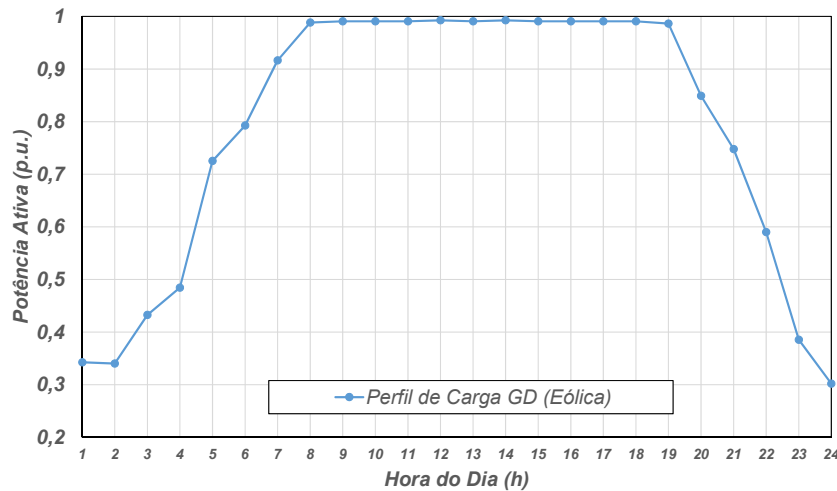


Figura 23 – Perfil de Carga do GD considerado

recarga de VE para VF) é solucionado via GA, com o melhor valor da função objetivo para o STE de 33 barras com demanda variável sendo apresentado na Tabela 26 juntamente com o novo perfil de carga total do sistema, apresentado na Figura 24.

Tabela 26 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STE-33 barras

STE-33 barras						
Hora (h)	1	2	3	4	5	6
P (kW)	642,61	851,75	825,83	784,56	643,61	286,14
Hora (h)	7	8	9	10	11	12
P (kW)	84,01	3,69	0	0	0	0
Hora (h)	13	14	15	16	17	18
P (kW)	0	6,66	13,32	10,12	-39,88	13,79
Hora (h)	19	20	21	22	23	24
P (kW)	-168,17	-382,95	-294,24	-442,89	333	568,3

O carregamento dos VE é inserido no sistema e soluciona-se o problema de AE considerando a AGD de duas unidades de GD eólicas nas barras do sistema e a ADC de duas unidades de COMP, em que a melhor solução encontrada para a minimização dos custos totais diários pelo algoritmo BATA é apresentada na Tabela 27.

A melhor solução encontrada pelo algoritmo proposto, aponta para alocação das duas unidades de GD com potência ativa de 1 MW individualmente nas barras 28 e 23. Já os dois COMP são alocados nas barras 30 e 16 e apresentam respectivamente valores de 600 kVar e 100 kVar. Os custos diários de perdas ativas e de instalação de COMP são respectivamente 50,13 USD e 9,6 USD com um total ponderado de 21,76 USD. O nível mínimo de tensão é da ordem de 0,960 p.u. na hora 20.

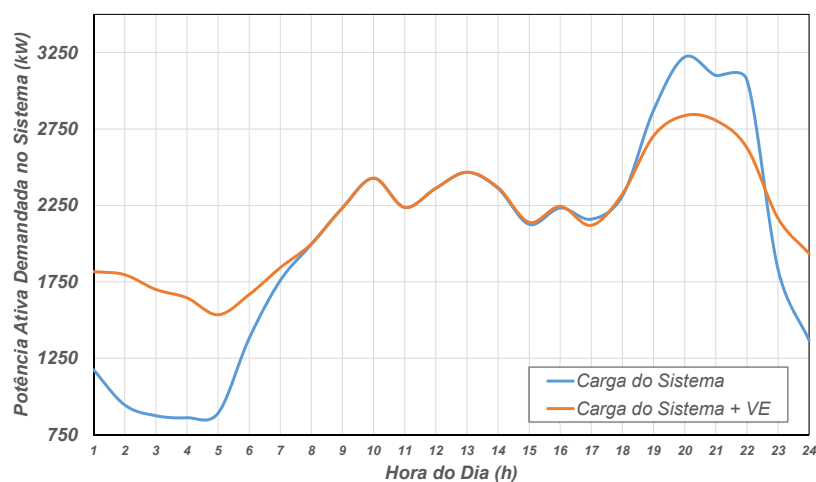


Figura 24 – Perfil de Carga do STE-33 barras antes e após o planejamento da recarga de VE.

Tabela 27 – Resultados para a AGD e ADC STE-33 barras

Equipamento	Local (barras)	Dimensão
Compensador	30 / 16	600 kVAr / 100 kVAr
GD	28 / 23	1 MW / 1 MW
Custo de perdas (USD)	Custo de instalação compensador (USD)	Função objetivo (USD)
50,13	9,6	21,76

Através da solução dos dois problemas secundários, a reconfiguração do STE de 33 barras com demanda variável considerando estas duas novas características pode ser efetuada visando a minimização dos custos de perdas ativas, conforme apresentado na modelagem do problema completo. Para isso, o AH é utilizado, sendo 100 simulações realizadas considerando os parâmetros anteriormente apresentados. Os melhores resultados são apresentados na Tabela 28 e os níveis de tensão antes e após a reconfiguração são ilustrados na Figura 25

Tabela 28 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STE-33 barras / demanda variável)

Solução inicial	Custo de Perdas Inicial (USD)	Solução final	Custo de Perdas Final (USD)	Redução (%)
33-34-35-36-37	50,13	11-14-17-33-37	40,10	20

É possível observar que para o caso do STE de 33 barras com demanda variável na presença de VE e equipamentos, o valor dos custos de perdas já foram reduzidos considerando apenas a AGD e ADC. Ainda assim, após a RSD sob essas condições, esses

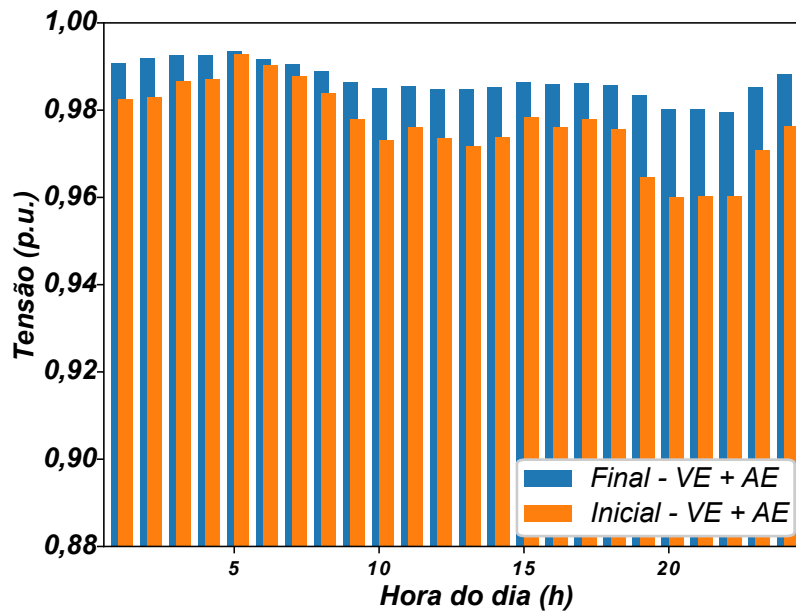


Figura 25 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STE-33 barras / demanda variável)

mesmos valores ainda foram reduzidos em 20 % em relação à condição apenas da AE. Além disso, o conjunto de chaves abertas é diferente ao caso em que apenas a RSD foi considerada, como apresentado na subseção 6.3, apontando para abertura das chaves 11-14-17-33-37 ao invés das chaves 7-9-14-28-37. Adicionalmente, verifica-se que a RSD proporcionou uma melhora ainda maior dos níveis de tensão em comparação à condição inicial, agora com uma tensão mínima de 0,98 p.u. na hora 22.

O segundo sistema estudado sob as mesmas condições (i.e. demanda variável considerando recarga de VE e a presença de equipamentos), é o STD de 19 barras anteriormente apresentado com as mesmas características de carregamento por barra da subseção 6.4. Para esse sistema, as unidades dimensionadas devem ser de tamanho reduzido (e.g. 125 kW), principalmente no caso da unidade de GD, pois o sistema apresenta um baixo carregamento, e, ao inserir uma unidade de valores próximos aos máximos considerados no trabalho (i.e. 1 MW), o problema acaba por não convergir para uma solução. Além disso, a restrição de desequilíbrio de corrente (IDC) deve ser ajustada para um limite máximo de 100% para a inserção dos equipamentos e reconfiguração em conjuntos com equipamentos e VE, visto que, mesmo em casos convergentes, o desequilíbrio de corrente apresenta valores da ordem de 95% devido a alta influência dos equipamentos no sistema com as suas condições originais (i.e. baixo carregamento).

Então, a primeira etapa visa o carregamento de VE, indicando os valores de função objetivo para VF conforme a Tabela 29 e perfis de carga totais iniciais e após a recarga de acordo com a Figura 26.

Posteriormente, efetua-se a AE considerando o planejamento da recarga de VE e a

Tabela 29 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD-19 barras

STD-19 barras						
Hora (h)	1	2	3	4	5	6
P (kW)	63,27	69,93	80,12	77,62	48,22	24,81
Hora (h)	7	8	9	10	11	12
P (kW)	1,47	0	0	0	0	0
Hora (h)	13	14	15	16	17	18
P (kW)	0	0	0	0	16,65	-19,98
Hora (h)	19	20	21	22	23	24
P (kW)	-29,97	-26,64	-16,65	-9,99	11,87	46,62

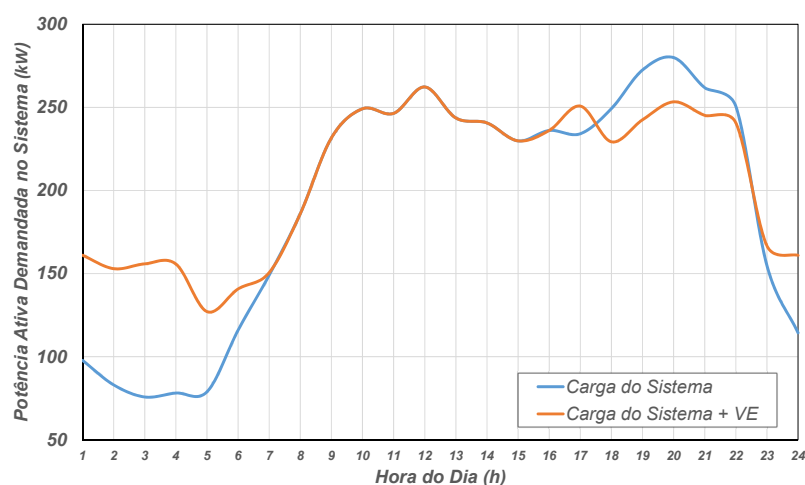


Figura 26 – Perfil de Carga do STD-19 barras antes e após o planejamento da recarga de VE.

AGD de uma unidade de GD eólica nas barras do sistema e a ADC de uma unidade de compensador. A melhor solução apresentada pelo algoritmo BATA para o problema auxiliar é descrita na Tabela 30.

Tabela 30 – Resultados para a AGD e ADC STD-19 barras

Equipamento	Local (barras)	Dimensão
Compensador	9	100 kVAr
GD	11	125 kW
Custo de perdas (USD)	Custo de instalação compensador (USD)	Função objetivo (USD)
2,64	1,44	1,80

Os resultados da Tabela 30 apontam para a alocação da unidade de GD de 125 kW na barra 11. Em relação ao compensador, a alocação e o dimensionamento indicam a barra

9 e valor de potência reativa de 100 kVAr. Os custos totais, ponderados, são da ordem de 1,80 USD, com custo de perdas ativas de 2,64 USD e custo de instalação de COMP de 1,44 USD. O nível mínimo de tensão é de 0,98 p.u. na hora 22.

A partir dos resultados, é possível realizar a reconfiguração do STD de 19 barras com demanda variável considerando as características adicionais previamente estabelecidas. Novamente, 100 execuções foram efetuadas utilizando o AH. Os melhores resultados são apresentados na Tabela 31 e os níveis de tensão na Figura 27.

Tabela 31 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-19 barras / demanda variável)

Solução inicial	Custo de Perdas Inicial (USD)	Solução final	Custo de Perdas Final (USD)	Redução (%)
10-11	2,64	18-19	2,40	9,1

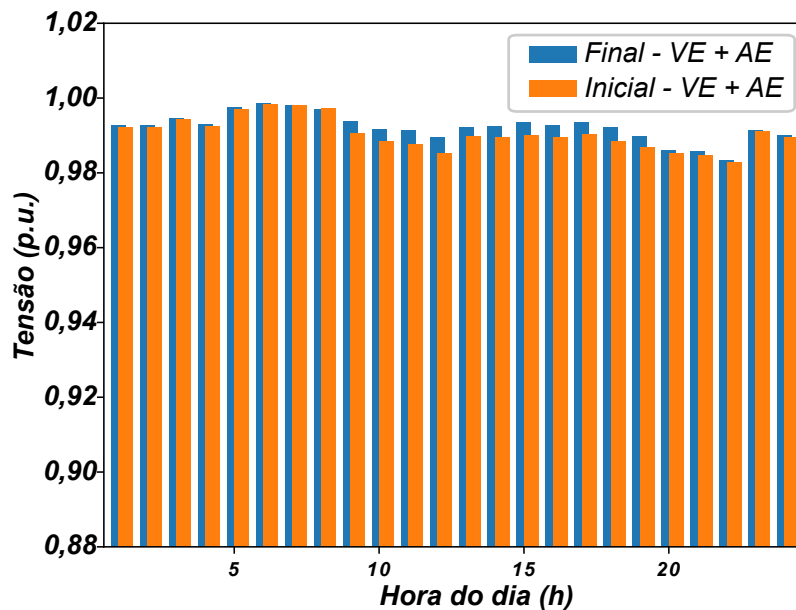


Figura 27 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-19 barras / demanda variável)

A partir dos resultados observa-se que no STD de 19 barras com demanda variável na presença de equipamentos e VE, novamente o valor dos custos de perdas já foram reduzidos significativamente na etapa de AGD e ADC, indo de 7,02 USD para 2,64 USD. Mesmo assim, a RSD ainda possibilitou uma redução desses valores, de 9,1 %, indo para 2,40 USD. Novamente houve uma mudança da topologia em relação ao caso em que a RSD foi considerada sozinha, apontando agora para a abertura das chaves 18-19. Além disso, os níveis mínimos de tensão melhoraram ligeiramente após a RSD, como verifica-se na Figura 27, indo para um mínimo de 0,983 p.u. na hora 22. Todos os resultados foram

encontrados considerando o limite de IDC de 100%, caso contrário a solução do sistema seria inviável devido às suas condições originais, como frisado anteriormente.

O terceiro sistema estudado visando a reconfiguração juntamente com planejamento da recarga de VE, AE e demanda variável é o STD de 25 barras anteriormente apresentado. Todas as definições de carga nas barras, seguem o estabelecido na subseção 6.3. Igualmente aos sistemas anteriormente propostos, a primeira etapa considera o carregamento de VE, solucionado através do GA, que apresenta resultados conforme a Tabela 32 e Figura 28.

Tabela 32 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD-25 barras

STD-25 barras						
Hora (h)	1	2	3	4	5	6
P (kW)	437,84	511,49	543,84	497,87	429,43	178,22
Hora (h)	7	8	9	10	11	12
P (kW)	33,84	2,28	0	0	0	0
Hora (h)	13	14	15	16	17	18
P (kW)	0	0	-3,33	6,66	3,33	-79,92
Hora (h)	19	20	21	22	23	24
P (kW)	-176,49	-229,37	-176,16	-186,48	176,49	374,79

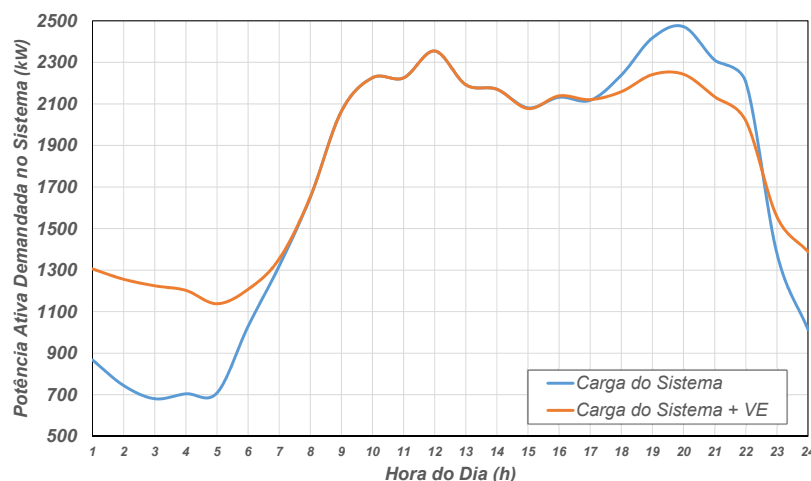


Figura 28 – Perfil de Carga do STD-25 barras antes e após o planejamento da recarga de VE.

Novamente, a AE é realizada considerando o planejamento da recarga, com a AGD de uma unidade de GD eólica nas barras do sistema e a ADC de uma unidade de compensador. A Tabela 33 indica os melhores resultados para o problema de AE.

Tabela 33 – Resultados para a AGD e ADC STD-25 barras

Equipamento	Local (barras)	Dimensão
Compensador	15	400 kVAr
GD	12	1 MW
Custo de perdas (USD)	Custo de instalação compensador (USD)	Função objetivo (USD)
89,43	5,52	30,69

A Tabela 33 indica a alocação de uma unidade de GD de 1 MW na barra 12 e de um compensador de 400 kVAr na barra 15. As alocações apresentadas, proporcionam valores de custos de perdas ativas de 89,43 USD e de custos de instalação de COMP da ordem de 5,52 USD, com um total ponderado de custos de 30,69 USD. O nível mínimo de tensão é 0,958 p.u. na hora 12.

Os resultados encontrados permitem a resolução do problema principal de reconfiguração para o STD de 25 barras nas condições impostas. Similarmente aos demais, 100 simulações foram executadas através do AH, com resultados conforme a Tabela 34 e níveis de tensão antes e após a reconfiguração na presença de equipamentos conforme a Figura 29.

Tabela 34 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-25 barras / demanda variável)

Solução inicial	Custo de Perdas Inicial (USD)	Solução final	Custo de Perdas Final (USD)	Redução (%)
25-26-27	89,43	17-22-27	86,30	3,5

É possível verificar pelos resultados apresentados na Tabela 34 que os valores de custos de perda, mais uma vez, foram reduzidos apenas com a AE. No entanto, após a RSD, esse valor apresentou uma redução adicional de 3,5 %, indicando a abertura das chaves 17-22-27. É possível notar, novamente, diferenças entre a topologia encontrada e a apresentada na subseção 6.3, que aponta para abertura das chaves 15-17-22. Ademais, o nível de tensão mínimo apresenta uma ligeira melhora, indo para 0,959 p.u. na hora 20. Para esse caso, o IDC máximo de 30 % inicialmente estabelecido como limite é atendido, assim como as demais restrições.

Por fim, apresenta-se a reconfiguração para o STD composto de 123 barras modificado, anteriormente apresentado, sob as mesmas condições de demanda variável estabelecidas na subseção 6.3, com a adição do planejamento da recarga de VE e dos equipamentos alocados. Como demonstrado anteriormente para esse sistema, o IDC influencia diretamente a solução do problema, tornando-o infactível sob esse ponto de vista. Portanto, a restrição de IDC foi pontualmente desconsiderada, visando apresentar uma solução para o sistema em referência sob as novas condições impostas. Na primeira etapa a solução para o planejamento da recarga de VE é procurada. Os padrões de carregamento encontrados

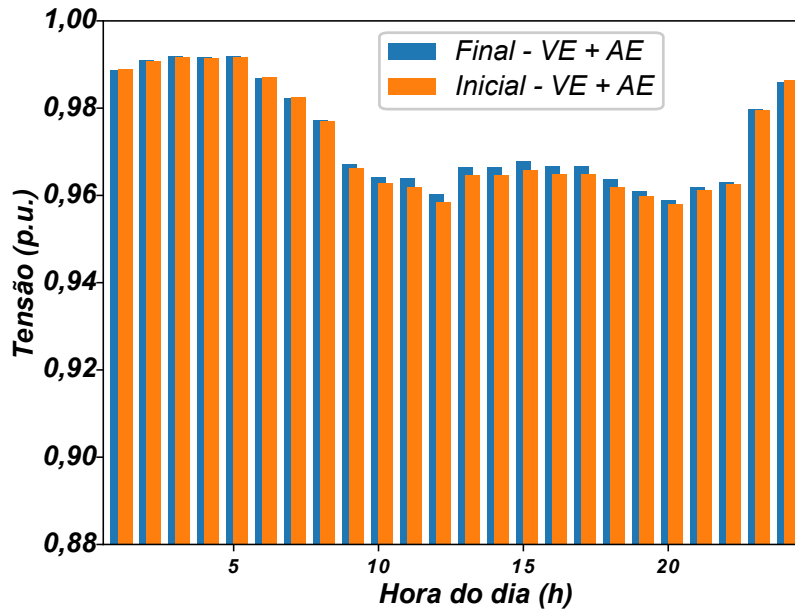


Figura 29 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-25 barras / demanda variável)

através do AG são apresentados na Tabela 35 e na Figura 30.

Tabela 35 – Potência ativa injetada/consumida pelos VE nas barras residenciais durante o período de 24 horas após o planejamento da recarga STD-123 barras modificado

STD-123 barras modificado						
Hora (h)	1	2	3	4	5	6
P (kW)	618,92	801,48	818,15	752,51	633,98	294,52
Hora (h)	7	8	9	10	11	12
P (kW)	89,91	0	0	0	0	0
Hora (h)	13	14	15	16	17	18
P (kW)	0	-6,66	3,33	1,19	-6,66	4,66
Hora (h)	19	20	21	22	23	24
P (kW)	-139,53	-388,31	-352,98	-412,92	336,33	552,78

Posteriormente, a AE é realizada considerando a AGD de duas unidades de GD eólicas de 1 MW e a ADC de duas unidades de COMP. Na Tabela 36 encontram-se os melhores resultados dessa etapa.

De acordo com os valores apresentados na Tabela 36, os melhores locais indicados para alocação das unidades de GD são as barras de número 78 e 87, enquanto que, para os COMP, os melhores locais indicados são as barras 63 e 76 com potência reativa respectivamente de 100 e 200 kVAr. Os custos de perdas ativas para o sistema sob tais condições é da ordem de 60,26 USD, com custos de instalação de COMP de 4,08 USD e custos totais ponderados de operação da ordem de 20,93 USD, considerando a ponderação

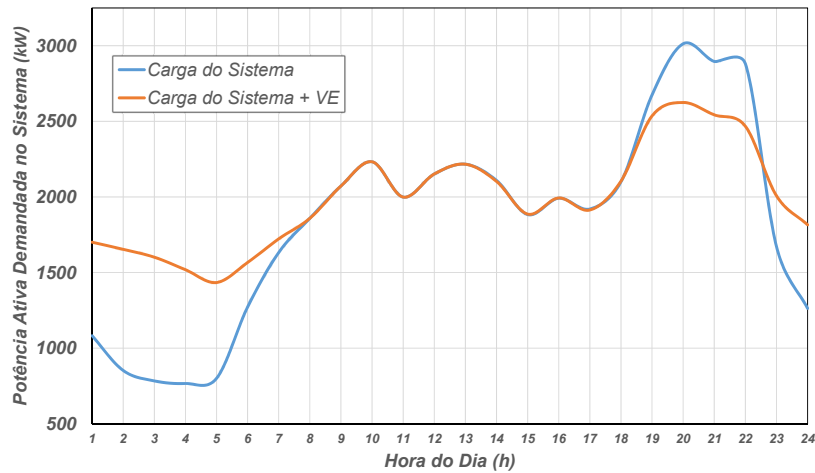


Figura 30 – Perfil de Carga do STD-123 barras modificado antes e após o planejamento da recarga de VE.

Tabela 36 – Resultados para a AGD e ADC STD-123 barras modificado

Equipamento	Local (barras)	Dimensão
Compensador	63 / 76	100 kVAr / 200 kVAr
GD	78 / 87	1 MW / 1 MW
Custo de perdas (USD)	Custo de instalação compensador (USD)	Função objetivo (USD)
60,26	4,08	20,93

previamente estabelecida para as simulações. A tensão mínima é da ordem de 0,94 p.u. na hora 20.

A partir da solução dos dois problemas secundários, parte-se para a resolução do problema principal de reconfiguração. Um total de 100 simulações foram realizadas através do AH, igualmente aos demais sistemas. Os melhores resultados são apresentados na Tabela 37 e os níveis de tensão antes e após a RSD com equipamentos na Figura 31.

Tabela 37 – Resultados RSD com equipamentos e VE (STD-123 barras modificado / demanda variável)

Solução inicial	Custo de Perdas Inicial (USD)	Solução final	Custo de Perdas Final (USD)	Redução (%)
125-126	60,26	125-93	59,70	0,9

Os resultados da Tabela 37 indicam a abertura das chaves 125-93 em oposição às inicialmente abertas 125-126, apresentando uma ligeira redução dos custos de perdas ativas, da ordem de 0,9 % e os resultados da Figura 31 indicam um pequeno aumento no nível de tensão mínimo, passando agora para 0,942 p.u. na hora 20. É possível notar,

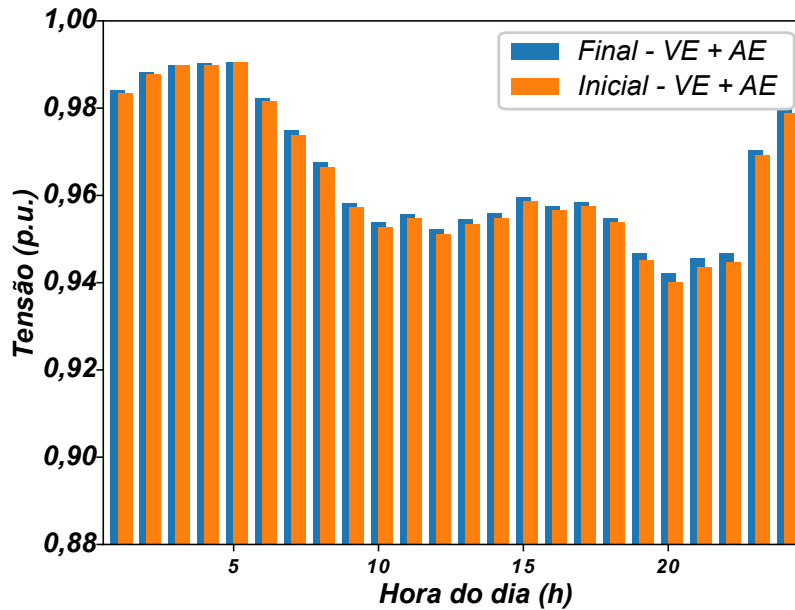


Figura 31 – Níveis de Tensão antes e após RSD com equipamentos e VE (STD-123 barras modificado / demanda variável)

similarmente a outros casos apresentados, que o conjunto de chaves abertas apresentadas como solução pelo AH, é diferente do caso considerando apenas a RSD com demanda fixa (chaves 118-93). Em relação ao conjunto de chaves para o caso considerando apenas RSD com demanda variável, o conjunto de chaves abertas é o mesmo (i.e. 125-93). No entanto, o AH aponta uma segunda solução ótima com o mesmo valor de custos de perdas ativas e tensão, apontando para a abertura das chaves 108-93, que acaba por ser diferente dos dois casos iniciais (i.e. demanda fixa e variável sem VE e AE). Tal análise demonstra e confirma a importância e viabilidade da reavaliação do problema de RSD sob novas condições, visto que uma solução ótima para uma condição, não necessariamente é a mesma para uma nova condição, podendo assim, ser aprimorada.

Conclusões

O problema de RSD é um dos problemas mais recorrentes no âmbito dos estudos de otimização aplicada a SEP, apresentando diversas abordagens tanto do ponto de vista da técnica utilizada em sua solução quanto do modelo e características inerentes à análise desejada. Nesse contexto, o trabalho apresentado possibilitou o estudo do problema sob diversas perspectivas ao utilizar técnicas meta-heurísticas bio-inspiradas em sua solução, discutir a influência da restrição de radialidade quando do uso de tais técnicas, propor uma técnica híbrida e modelar o problema com diversas características, enfatizando assim a importância e diferença de cada abordagem.

Dentro do último contexto, várias contribuições foram propostas e estudadas, indo desde o tradicional STE com demanda fixa, passando pelos STEs e STDs com demanda variável, simulações de RE e RD, influência do IDT e IDC nos casos de STDs. Por fim simulações de RSD foram conduzidas em STEs e STDs considerando o planejamento da recarga de VE e a AE.

Sob a ótica dos resultados dos diversos modelos, diferentes soluções foram encontradas, justificando as várias abordagens. Essa diferença já é apresentada quando as demandas fixas e variáveis são consideradas para os STEs, e confirmadas quando os sistemas são desequilibrados. As vantagens de se aplicar uma RE também são confirmadas quando comparadas à RD, visto o baixo ganho proporcionado pela última do ponto de vista da função objetivo em comparação aos impactos que os chaveamentos constantes podem causar em um sistema. Ainda, o estudo da influência do IDT e IDC também aponta para diferentes soluções a depender dos valores adotados como limites máximos admissíveis, inclusive demonstrando que alguns sistemas podem apresentar soluções ineficazes, como no caso do STD de 123 barras modificado quando o IDC é considerado. Por fim, a inclusão dos problemas secundários demonstram que as características desses equipamentos também influenciam diretamente os resultados da RSD, tanto do ponto de vista da função objetivo final, ou seja, perdas ativas e custos de perdas ativas quanto da topologia apresentada.

Do ponto de vista geral dos resultados dos algoritmos, duas técnicas propostas se

destacaram, nominalmente os algoritmos bio-inspirados MBO e BATA, com destaque para o primeiro ao apresentar taxas de convergência aos melhores resultados da literatura superiores aos demais para os sistemas estudados. Ainda, a utilização de uma nova metodologia para representar a radialidade, baseada no conceito de CPs, proporcionou uma melhora nos tempos computacionais sem prejuízo significativo à convergência. A implementação do AH baseado em MBO e VND aprimorou os resultados encontrados, diminuindo ainda mais o tempo de execução e aumentando a convergência aos melhores resultados, como visto na subseção 6.2.

A apresentação do problema sob diferentes perspectivas permite verificar a grande variação de abordagens existentes que podem ser propostas e como cada diferente característica pode vir a influenciar os resultados da RSD. As múltiplas formas de tratar o problema mostram que existe espaço para expansão do estudo em diversas frentes, em face ao constante surgimento de novas técnicas que podem ser aplicadas para aprimorar a solução, bem como a inclusão de novas características decorrentes do avanço de tecnologias que podem impactar de diferentes formas o problema.

7.1 Trabalhos Futuros

Algumas propostas que podem ser abordadas em trabalhos futuros:

- ❑ Aplicação do conceito de hiper-heurísticas na definição e calibragem dos parâmetros de cada técnica;
- ❑ Expansão da técnica híbrida à outros problemas de otimização em SEP;
- ❑ Abordagem em redes reais e de portes maiores que as aqui apresentadas;
- ❑ Análise detalhada do comportamento específico dos equipamentos alocados nas redes de distribuição quando a reconfiguração é efetuada;
- ❑ Estudo da RSD em conjunto com estratégias de planejamento, operação e incentivo aos consumidores, como resposta da demanda e regimes tarifários;
- ❑ Pesquisas em outras frentes, como a influência da estimação de parâmetros de linhas de distribuição na determinação do fluxo de potência e conseqüentemente no problema de RSD;

Referências

ABDELAZIZ, A. Y. et al. Distribution Systems Reconfiguration using a modified particle swarm optimization algorithm. **Electric Power Systems Research**, v. 79, n. 11, p. 1521–1530, 2009. ISSN 03787796.

ABDELAZIZ, A. Y.; OSAMA, R. A.; ELKHODARY, S. M. Distribution Systems Reconfiguration Using Ant Colony Optimization and Harmony Search Algorithms. **Electric Power Components and Systems**, Taylor and Francis, v. 41, n. 5, p. 537–554, mar 2013. ISSN 1532-5008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/15325008.2012.755232>>.

AMANULLA, B.; CHAKRABARTI, S.; SINGH, S. N. Reconfiguration of power distribution systems considering reliability and power loss. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 27, n. 2, p. 918–926, 2012. ISSN 08858977.

AMASIFEN, J. C. C.; ROMERO, R.; MANTOVANI, J. R. S. Algoritmos evolutivos dedicados à reconfiguração de redes radiais de distribuição sob demandas fixas e variáveis: estudo dos operadores genéticos e parâmetros de controle. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 16, n. 3, p. 303–317, 2005.

ANDERVAZH, M. R.; OLAMAEI, J.; HAGHIFAM, M. R. Adaptive multi-objective distribution network reconfiguration using multi-objective discrete particles swarm optimisation algorithm and graph theory. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 7, n. 12, p. 1367–1382, 2013. ISSN 17518687.

ANEEL. **AGENCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica**. 2009. 76 p. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/M?dulo8%7B_%7DRRevis?o%7B_%7D7.pdf>.

ARGHAVANI, H.; PEYRAVI, M. Unbalanced current-based tariff. **CIREN - Open Access Proceedings Journal**, v. 2017, n. 1, p. 883–887, 2017. ISSN 25150855.

AZIZIVAHED, A. et al. A hybrid evolutionary algorithm for secure multi-objective distribution feeder reconfiguration. **Energy**, Elsevier Ltd, v. 138, p. 355–373, 2017. ISSN 03605442. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.07.102>>.

- BARAN, M.; WU, F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989. ISSN 08858977. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=25627>>.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 1, p. 725–734, 1989. ISSN 0885-8977 VO - 4.
- BASU, S. K.; GOSWAMI, S. K. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 7, n. 3, p. 1484–1491, 1992.
- BEHBAHANI, M. R. P.; JALILIAN, A.; AMINI, M. A. Reconfiguration of distribution network using discrete particle swarm optimization to reduce voltage fluctuations. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 30, n. 9, p. 1–15, 2020. ISSN 20507038.
- BELKACEM, M. A novel tree seed algorithm for optimal reactive power planning and reconfiguration based STATCOM devices and PV sources. **SN Applied Sciences**, Springer International Publishing, v. 3, n. 3, 2021. ISSN 25233971. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s42452-021-04338-5>>.
- BORGHETTI, A. A mixed-integer linear programming approach for the computation of the minimum-losses radial configuration of electrical distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 27, n. 3, p. 1264–1273, 2012. ISSN 08858950.
- BOROZAN, V. Minimum loss reconfiguration of unbalanced distribution networks. **IEEE Power Engineering Review**, v. 17, n. 1, p. 64, 1997. ISSN 02721724.
- BOROZAN, V.; RAJICIC, D.; ACKOVSKI, R. Improved method for loss minimization in distribution networks. **Power Systems, IEEE Transactions on**, v. 10, n. 3, p. 1420–1425, 1995.
- CABEZAS, A. M. G. et al. Reconfiguration of Distribution Systems using the Newton Method in Quadratic Formulations. **IEEE Latin America Transactions**, v. 6, n. 2, p. 162–169, 2008. ISSN 1548-0992 VO - 6.
- CARRENO, E. M.; ROMERO, R.; PADILHA-FELTRIN, A. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, 2008. ISSN 08858950.
- CEBRIAN, J. C.; KAGAN, N. Reconfiguration of distribution networks to minimize loss and disruption costs using genetic algorithms. **Electric Power Systems Research**, v. 80, n. 1, p. 53–62, 2010. ISSN 0378-7796. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779609001898>>.
- CHANG, C. F. Reconfiguration and capacitor placement for loss reduction of distribution systems by ant colony search algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 23, n. 4, p. 1747–1755, 2008. ISSN 08858950.

- CHANG, H.-C.; KUO, C.-C. Network reconfiguration in distribution systems using simulated annealing. **Electric Power Systems Research**, v. 29, n. 3, p. 227–238, 1994. ISSN 03787796.
- CHANG, R. F.; CHANG, Y. C.; LU, C. N. Loss minimization of distribution systems with electric vehicles by network reconfiguration. **Proceedings - 2012 International Conference on Control Engineering and Communication Technology, ICCECT 2012**, IEEE, p. 551–555, 2012.
- CHEN, C. .; CHO, M. . Energy loss reduction by critical switches. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 8, n. 3, p. 1246–1253, 1993. ISSN 1937-4208 VO - 8.
- CHEN, S.; HU, W.; CHEN, Z. Comprehensive Cost Minimization in Distribution Networks Using Segmented-Time Feeder Reconfiguration and Reactive Power Control of Distributed Generators. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 31, n. 2, p. 983–993, 2016. ISSN 08858950.
- CHIANG, H. D.; JEAN-JUMEAU, R. Optimal network reconfigurations in distribution systems–I: A new formulation and a solution methodology. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 4, p. 1902–1909, 1990. ISSN 08858977.
- CHIANG, H.-D.; JEAN-JUMEAU, R. Optimal network reconfigurations in distribution systems. II. Solution algorithms and numerical results. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 3, p. 1568–1574, 1990. ISSN 08858977.
- CIVANLAR, S. et al. Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 3, n. 3, p. 1217–1223, 1988. ISSN 19374208.
- COELHO, F. C. R. **ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA VIA METAHEURÍSTICA EMPÍRICA DISCRETA**. 1–123 p. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade Federal de Juiz de Fora - UFJF, Juiz de Fora - MG, Brasil, 2018.
- DARLING, G. An efficient algorithm for real-time network reconfiguration in large scale unbalanced distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 11, n. 1, p. 511–517, 1996. ISSN 08858950. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=486141>>.
- DING, F.; LOPARO, K. A. Feeder Reconfiguration for Unbalanced Distribution Systems with Distributed Generation: A Hierarchical Decentralized Approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 31, n. 2, p. 1633–1642, 2016. ISSN 08858950.
- DOROSTKAR-GHAMSARI, M. R. et al. Value of Distribution Network Reconfiguration in Presence of Renewable Energy Resources. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 31, n. 3, p. 1879–1888, 2016. ISSN 08858950.
- DUGAN, R. C. Reference Guide: The Open Distribution System Simulator (OpenDSS). **Electric Power Research Institute, Inc.**, n. November, p. 1–177, 2013.
- DUGAN, R. C.; MCDERMOTT, T. E. An open source platform for collaborating on smart grid research. **IEEE Power and Energy Society General Meeting**, IEEE, n. Ivvc, p. 1–7, 2011. ISSN 19449925.

ESMAEILI, S. et al. A stochastic model predictive control approach for joint operational scheduling and hourly reconfiguration of distribution systems. **Energies**, v. 11, n. 7, 2018. ISSN 19961073.

FARAMARZI, A. et al. Marine Predators Algorithm: A nature-inspired metaheuristic. **Expert Systems with Applications**, v. 152, p. 113377, 2020. ISSN 09574174. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417420302025>>.

FLAIH, F. M. et al. A new method for distribution network reconfiguration analysis under different load demands. **Energies**, v. 10, n. 4, p. 1–19, 2017. ISSN 19961073.

GANESH, S.; KANIMOZHI, R. Meta-heuristic technique for network reconfiguration in distribution system with photovoltaic and D-STATCOM. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 12, n. 20, p. 4524–4535, 2018. ISSN 17518687.

GANGWAR, P.; SINGH, S. N.; CHAKRABARTI, S. Network reconfiguration for unbalanced distribution systems. **IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON**, v. 2017-Decem, p. 3028–3032, 2017. ISSN 21593450.

_____. Network reconfiguration for the DG-integrated unbalanced distribution system. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 13, n. 17, p. 3896–3909, 2019. ISSN 17518687.

GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. **Handbook of Metaheuristics**. Boston, MA: Kluwer Academic Publisher, 2003.

GUIMARÃES, M. A. d. N. **Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica utilizando algoritmos de Busca Tabu**. 108 p. Tese (Doutorado) — Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Campinas - SP, 2005.

HANSEN, P.; MLADENOVIĆ, N. Variable neighborhood search methods. In: FLOUDAS, C. A.; PARDALOS, P. M. (Ed.). **Encyclopedia of Optimization**. Boston, MA: Springer US, 2009. p. 3975–3989. ISBN 978-0-387-74759-0. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-0-387-74759-0_694>.

HESARROOR, K.; DAS, D. Annual energy loss reduction of distribution network through reconfiguration and renewable energy sources. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, v. 29, n. 11, p. 1–21, 2019. ISSN 20507038.

HOOSHMAND, R.; SOLTANI, S. H. Simultaneous optimization of phase balancing and reconfiguration in distribution networks using BF-NM algorithm. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier Ltd, v. 41, n. 1, p. 76–86, 2012. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.03.010>>.

HUANG, K. Y.; CHIN, H. C. Distribution feeder energy conservation by using heuristics fuzzy approach. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, v. 24, n. 6, p. 439–445, 2002. ISSN 01420615.

JAFARI, A. et al. Dynamic and multi-objective reconfiguration of distribution network using a novel hybrid algorithm with parallel processing capability. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier B.V., v. 90, p. 106146, 2020. ISSN 15684946. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106146>>.

JIN, X. et al. Distribution network reconfiguration for load balancing using binary particle swarm optimization. In: **2004 International Conference on Power System Technology, 2004. PowerCon 2004**. [S.l.: s.n.], 2004. v. 1, p. 507–510 Vol.1.

KAHOULI, O. et al. Power system reconfiguration in distribution network for improving reliability using genetic algorithm and particle swarm optimization. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 11, n. 7, 2021. ISSN 20763417.

KAUR, M.; GHOSH, S. Network reconfiguration of unbalanced distribution networks using fuzzy-firefly algorithm. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier B.V., v. 49, p. 868–886, 2016. ISSN 15684946. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2016.09.019>>.

KENNEDY, J.; EBERHART, R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. **1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation**, v. 5, p. 4–8, 1997. ISSN 1062-922X.

KERSTING, W. H. Radial distribution test feeders. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 6, n. 3, p. 975–985, 1991. ISSN 0885-8950 VO - 6.

KHALIL, T. M.; GORPINICH, A. V. Reconfiguration for Loss Reduction of Distribution Systems Using Selective Particle Swarm Optimization. **International Journal of Multidisciplinary Sciences and Engineering**, v. 3, n. 6, p. 16–21, 2012.

KIM, H.; KO, Y.; JUNG, K. H. Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 8, n. 3, p. 1356–1366, 1993. ISSN 19374208.

KUMAR, K. S.; JAYABARATHI, T. Power system reconfiguration and loss minimization for an distribution systems using bacterial foraging optimization algorithm. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier Ltd, v. 36, n. 1, p. 13–17, 2012. ISSN 01420615. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2011.10.016>>.

LAVORATO, M. et al. Imposing radiality constraints in distribution system optimization problems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 27, n. 1, p. 172–180, 2012. ISSN 08858950.

LEE, R. E.; BROOKS, C. L. A method and its application to evaluate automated distribution control. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 3, n. 3, p. 1232–1240, 1988. ISSN 1937-4208 VO - 3.

LI, Z. et al. Optimal distribution systems operation in the presence of wind power by coordinating network reconfiguration and demand response. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier, v. 119, n. September 2019, p. 105911, 2020. ISSN 01420615. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.105911>>.

LI, Z. L. Z. et al. A hybrid particle swarm optimization approach for distribution network reconfiguration problem. **2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century**, p. 1–7, 2008. ISSN 1932-5517.

- LIU, K. Y. et al. A network reconfiguration method considering data uncertainties in smart distribution networks. **Energies**, v. 10, n. 5, p. 1–17, 2017. ISSN 19961073.
- LÓPEZ, E. et al. Online Reconfiguration Considering Variability Demand: Applications to Real Networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 19, n. 1, p. 549–553, 2004.
- MAIGHA; CROW, M. L. Economic scheduling of residential plug-in (hybrid) electric vehicle (PHEV) charging. **Energies**, v. 7, n. 4, p. 1876–1898, 2014. ISSN 19961073.
- MARINHO, M. R. **Otimização do Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica por meio das Meta-Heurísticas Busca Tabu , GRASP e Path Relinking**. 204 p. Tese (PhD Dissertation) — Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho - UNESP, Ilha Solteira - SP, Brasil, 2020.
- MCDERMOTT, T. E.; DREZGA, I.; BROADWATER, R. P. A heuristic nonlinear constructive method for distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 2, p. 478–483, 1999. ISSN 1558-0679 VO - 14.
- MEHTA, R. et al. Smart charging strategies for optimal integration of plug-in electric vehicles within existing distribution system infrastructure. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 9, n. 1, p. 299–312, 2018.
- MENDOZA, J. et al. **Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and addressed operators: real application**. 2006. 948–954 p.
- MERLIN, A.; BACK, H. Search for a Minimal-Loss Operating Spanning Tree Configuration in an Urban Power Distribution System. In: **Proceedings 5th Power System Computation Conference (PSCC)**. [S.l.]: Proceedings 5th Power System Computation Conference (PSCC), 1975.
- MIRJALILI, S.; MIRJALILI, S. M.; LEWIS, A. Grey Wolf Optimizer. **Advances in Engineering Software**, Elsevier Ltd, v. 69, p. 46–61, 2014. ISSN 09659978. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>>.
- MOHAMED, M. A.-e.-h.; ALI, Z. M.; AHMED, M. Energy Saving Maximization of Balanced and Unbalanced Distribution Power Systems via Network Reconfiguration and Optimum Capacitor Allocation Using a Hybrid Metaheuristic Algorithm. 2021.
- MONTEIRO, R. V. A. et al. Electric distribution network reconfiguration optimized for PV distributed generation and energy storage. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 184, n. August 2019, p. 106319, 2020. ISSN 03787796. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106319>>.
- MORI, H.; OGITA, Y. **A parallel tabu search based method for reconfigurations of distribution systems**. 2000. 73–78 vol. 1 p.
- MOSTAFA, H. A.; EL-SHATSHAT, R.; SALAMA, M. M. Phase balancing of a 3-phase distribution system with a considerable penetration of single phase solar generators. **Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference**, IEEE, p. 14–17, 2014. ISSN 21608563.

NAMACHIVAYAM, G. et al. Reconfiguration and Capacitor Placement of Radial Distribution Systems by Modified Flower Pollination Algorithm. **Electric Power Components and Systems**, Taylor and Francis, v. 44, n. 13, p. 1492–1502, aug 2016. ISSN 1532-5008.

NARA, K. et al. Implementation of Genetic Algorithm for Distribution Systems Loss Minimum Re-Configuration. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 7, n. 3, p. 1044–1051, 1992. ISSN 15580679.

NAVEEN, S.; Sathish Kumar, K.; RAJALAKSHMI, K. Distribution system reconfiguration for loss minimization using modified bacterial foraging optimization algorithm. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier Ltd, v. 69, p. 90–97, 2015. ISSN 01420615. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061515000150>>.

NGUYEN, T. T. et al. Finding Radial Network Configuration of Distribution System Based on Modified Symbiotic Organisms Search. **Complexity**, v. 2021, 2021. ISSN 10990526.

NGUYEN, T. T. et al. An effective method to solve the problem of electric distribution network reconfiguration considering distributed generations for energy loss reduction. **Neural Computing and Applications**, Springer London, v. 2, 2020. ISSN 14333058. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00521-020-05092-2>>.

_____. Multi-objective electric distribution network reconfiguration solution using runner-root algorithm. **Applied Soft Computing Journal**, Elsevier B.V., v. 52, p. 93–108, 2017. ISSN 15684946. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2016.12.018>>.

NGUYEN, T. T.; TRUONG, A. V.; PHUNG, T. A. A novel method based on adaptive cuckoo search for optimal network reconfiguration and distributed generation allocation in distribution network. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier Ltd, v. 78, p. 801–815, 2016. ISSN 0142-0615. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.12.030>>.

NIKNAM, T.; FARD, A. K.; SEIFI, A. Distribution feeder reconfiguration considering fuel cell/wind/photovoltaic power plants. **Renewable Energy**, v. 37, n. 1, p. 213–225, 2012. ISSN 09601481.

OLAMAELI, J.; NIKNAM, T.; GHAREHPETIAN, G. Impact of Distributed Generators on Distribution Feeder Reconfiguration. **IEEE Power Tech**, p. 1747–1751, 2007. ISSN 19417012.

PEGADO, R. et al. Radial distribution network reconfiguration for power losses reduction based on improved selective BPSO. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 169, n. September 2018, p. 206–213, 2019. ISSN 03787796. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2018.12.030>>.

PEGADO, R. d. A.; RODRIGUEZ, Y. P. M. Distribution network reconfiguration with the OpenDSS using improved binary particle swarm optimization. **IEEE Latin America Transactions**, v. 16, n. 6, p. 1677–1683, 2018. ISSN 15480992.

PEREIRA, F. S.; VITTORI, K.; Da Costa, G. R. M. Ant colony based method for reconfiguration of power distribution system to reduce losses. **2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, T and D-LA**, n. 1, p. 1–5, 2008.

POSSAGNOLO, L. H. F. M. **Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável**. 1–179 p. Tese (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho - UNESP, Ilha Solteira - SP, Brasil, 2015.

RAJU, G. V.; P.R. Bijwe. Efficient reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for loss minimisation. **Generation, Transmission & Distribution, IET**, v. 2, n. 1, p. 7–12, 2008. ISSN 17518687. Disponível em: <<http://link.aip.org/link/IGTDAW/v1/i2/p324/s1&Agg=doi>>.

RAO, R. S. et al. Power loss minimization in distribution system using network reconfiguration in the presence of distributed generation. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 28, n. 1, p. 317–325, 2013. ISSN 08858950.

ROSA, W. M.; GEREZ, C.; BELATI, E. A. Optimal Distributed Generation Allocating Using Particle Swarm Optimization and Linearized AC Load Flow. **IEEE Latin America Transactions**, v. 16, n. 10, 2018.

RUGTHAICHAROENCHEEP, N.; SIRISUMRANNUKUL, S. Feeder reconfiguration for loss reduction in three phase distribution system under unbalanced loading conditions. **presented at the (UPEC)2010**, IEEE, p. 1–6, 2010.

SEDIGHIZADEH, M.; AHMADI, S.; SARVI, M. An efficient hybrid big bang-big crunch algorithm for multi-objective reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems in fuzzy framework. **Electric Power Components and Systems**, v. 41, n. 1, p. 75–99, 2013. ISSN 15325008.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. **Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction**. 1989. 1492–1498 p.

SILVA, D. J. da; BELATI, E. A.; ANGELOS, E. W. S. FPAES: A Hybrid Approach for the Optimal Placement and Sizing of Reactive Compensation in Distribution Grids. **Energies**, v. 13, n. 23, p. 6409, 2020. ISSN 1996-1073.

SILVA, F. A.; KAZMIERKOWSKI, M. P. Energy storage systems for electric vehicles [book news]. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, v. 15, n. 4, p. 93–94, 2021.

SILVA, L. I. et al. Reduced search space combined with particle swarm optimization for distribution system reconfiguration. **Electrical Engineering**, 2020. ISSN 1432-0487. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00202-020-01150-z>>.

SINGH, J.; TIWARI, R. Real power loss minimisation of smart grid with electric vehicles using distribution feeder reconfiguration. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 13, n. 18, p. 4249–4261, 2019. ISSN 17518687.

SIVANAGARAJU, S.; SRIKANTH, Y.; BABU, E. J. An Efficient Genetic Algorithm for Loss Minimum Distribution System Reconfiguration. **Electric Power Components and Systems**, Taylor and Francis, v. 34, n. 3, p. 249–258, mar 2006. ISSN 1532-5008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1080/15325000500240854>>.

SOUZA, S. S. et al. **Artificial immune algorithm applied to distribution system reconfiguration with variable demand**. 2016. 561–568 p.

SOUZA, S. S. F. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica considerando demandas variáveis utilizando algoritmos imunológicos artificiais**. 1–120 p. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho - UNESP, Ilha Solteira - SP, Brasil, 2017.

SU, C.-T.; CHANG, C.-F.; CHIOU, J.-p. P. Distribution network reconfiguration for loss reduction by ant colony search algorithm. **Electric Power Systems Research**, v. 75, n. 2-3, p. 190–199, 2005. ISSN 03787796. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378779605001021>>.

SUBRAHMANYAM, J. B. V.; RADHAKRISHNA, C. A simple method for feeder reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for loss minimization. **Electric Power Components and Systems**, v. 38, n. 1, p. 72–84, 2010. ISSN 15325008.

SWARNKAR, A.; GUPTA, N.; NIAZI, K. R. Adapted ant colony optimization for efficient reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for loss minimization. **Swarm and Evolutionary Computation**, Elsevier B.V., v. 1, n. 3, p. 129–137, 2011. ISSN 22106502. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.swevo.2011.05.004>>.

TAHER, S. A.; KARIMI, M. H. Optimal reconfiguration and DG allocation in balanced and unbalanced distribution systems. **Ain Shams Engineering Journal**, Faculty of Engineering, Ain Shams University, v. 5, n. 3, p. 735–749, 2014. ISSN 20904479. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.asej.2014.03.009>>.

TOLABI, H. B.; ALI, M. H.; RIZWAN, M. Simultaneous reconfiguration, optimal placement of DSTATCOM, and photovoltaic array in a distribution system based on fuzzy-aco approach. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, IEEE, v. 6, n. 1, p. 210–218, 2015. ISSN 19493029.

UNIYAL, A.; SARANGI, S. Optimal network reconfiguration and DG allocation using adaptive modified whale optimization algorithm considering probabilistic load flow. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 192, n. September 2020, p. 106909, 2021. ISSN 03787796. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106909>>.

WANG, G.-G.; DEB, S.; CUI, Z. Monarch butterfly optimization. **Neural Computing and Applications**, v. 31, n. 7, p. 1995–2014, jul 2019. ISSN 1433-3058. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00521-015-1923-y>>.

WANG, J. et al. Dynamic Reconfiguration of Multiobjective Distribution Networks Considering DG and EVs Based on a Novel LDBAS Algorithm. **IEEE Access**, v. 8, p. 216873–216893, 2020. ISSN 21693536.

WU, Y. K. et al. Study of reconfiguration for the distribution system with distributed generators. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 25, n. 3, p. 1678–1685, 2010. ISSN 08858977.

YANG, X. S. Bat algorithm for multi-objective optimisation. **International Journal of Bio-Inspired Computation**, v. 3, n. 5, p. 267–274, 2011. ISSN 17580366.

YANG, X.-S. **Nature-Inspired Optimization Algorithms**. First edit. Oxford: Elsevier, 2014. 258 p. ISBN 978-0-12-416743-8. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124167438000166>>.

ZHAI, H. F. et al. Dynamic reconfiguration of three-phase unbalanced distribution networks. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, Elsevier, v. 99, n. August 2017, p. 1–10, 2018. ISSN 01420615. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.12.027>>.

ZHANG, D.; FU, Z.; ZHANG, L. An improved TS algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 77, n. 5-6, p. 685–694, 2007. ISSN 03787796.

ZHOU, Q.; SHIRMOHAMMADI, D.; LIU, W.-H. Distribution feeder reconfiguration for operation cost reduction. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 12, n. 2, p. 730–735, 1997.

ZHOU, Y. et al. Plug-in electric vehicle market penetration and incentives: a global review. **Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change**, v. 20, n. 5, p. 777–795, 2015. ISSN 1573-1596. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11027-014-9611-2>>.

ZHU, J. Z. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm. **Electric Power Systems Research**, v. 62, n. 1, p. 37–42, 2002. ISSN 03787796.

ZIDAN, A.; EL-SAADANY, E. F. Network reconfiguration in balanced and unbalanced distribution systems with variable load demand for loss reduction and service restoration. **IEEE Power and Energy Society General Meeting**, IEEE, n. 1, 2012. ISSN 19449925.

ZIDAN, A.; FARAG, H. E.; EL-SAADANY, E. F. Network reconfiguration in balanced and unbalanced distribution systems with high DG penetration. **IEEE Power and Energy Society General Meeting**, IEEE, p. 1–8, 2011. ISSN 19449925.

ZIMMERMAN, R. D. **Network Reconfiguration for Loss Reduction in Three-Phase Power Distribution Systems**. 71 p. Tese (Master Thesis) — Cornell University, 1992.

Apêndices

APÊNDICE **A**

Dados dos sistemas estudados

Os dados de todos os sistemas utilizados ao longo do trabalho são apresentados nesta seção de Apêndices.

Tabela A.1 – Dados de Linhas STE-33 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
1	1	2	0,0922	0,047
2	2	3	0,493	0,2511
3	3	4	0,366	0,1864
4	4	5	0,3811	0,1941
5	5	6	0,819	0,707
6	6	7	0,1872	0,6188
7	7	8	0,7114	0,2351
8	8	9	1,03	0,74
9	9	10	1,044	0,74
10	10	11	0,1966	0,065
11	11	12	0,3744	0,1238
12	12	13	1,468	1,155
13	13	14	0,5416	0,7129
14	14	15	0,591	0,526
15	15	16	0,7463	0,545
16	16	17	1,289	1,721
17	17	18	0,732	0,574
18	2	19	0,164	0,1565
19	19	20	15,042	13,554
20	20	21	0,4095	0,4784
21	21	22	0,7089	0,9373
22	3	23	0,4512	0,3083
23	23	24	0,898	0,7091

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
24	24	25	0,896	0,7011
25	6	26	0,203	0,1034
26	26	27	0,2842	0,1447
27	27	28	1,059	0,9337
28	28	29	0,8042	0,7006
29	29	30	0,5075	0,2585
30	30	31	0,9744	0,963
31	31	32	0,3105	0,3619
32	32	33	0,341	0,5302
33	8	21	2	2
34	9	15	2	2
35	12	22	2	2
36	18	33	0,5	0,5
37	25	29	0,5	0,5

Tabela A.2 – Dados de Barras STE-33 Barras

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
1	0	0
2	100	60
3	90	40
4	120	80
5	60	30
6	60	20
7	200	100
8	200	100
9	60	20
10	60	20
11	45	30
12	60	35
13	60	35
14	120	80
15	60	10
16	60	20
17	60	20
18	90	40
19	90	40

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
20	90	40
21	90	40
22	90	40
23	90	50
24	420	200
25	420	200
26	60	25
27	60	25
28	60	20
29	120	70
30	200	600
31	150	70
32	210	100
33	60	40

Tabela A.3 – Dados de Linhas STE-69 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
1	1	2	0,0005	0,0012
2	2	3	0,0005	0,0012
3	3	4	0,0015	0,0036
4	4	5	0,0251	0,0294
5	5	6	0,366	0,1864
6	6	7	0,3811	0,1941
7	7	8	0,0922	0,047
8	8	9	0,0493	0,0251
9	9	10	0,819	0,2707
10	10	11	0,1872	0,0691
11	11	12	0,7114	0,2351
12	12	13	1,03	0,34
13	13	14	1,044	0,345
14	14	15	1,058	0,3496
15	15	16	0,1966	0,065
16	16	17	0,3744	0,1238
17	17	18	0,0047	0,0016
18	18	19	0,3276	0,1083
19	19	20	0,2106	0,069

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
20	20	21	0,3416	0,2745
21	21	22	0,014	0,0046
22	22	23	0,1591	0,0526
23	23	24	0,3463	0,1145
24	24	25	0,7488	0,2475
25	25	26	0,3089	0,1021
26	26	27	0,1732	0,0572
27	3	28	0,0044	0,0108
28	28	29	0,064	0,1565
29	29	30	0,3978	0,1315
30	30	31	0,0702	0,0232
31	31	32	0,351	0,116
32	32	33	0,839	0,2816
33	33	34	1,708	0,5646
34	34	35	1,474	0,4673
35	3	36	0,0044	0,0108
36	36	37	0,064	0,1565
37	37	38	0,1053	0,123
38	38	39	0,0304	0,0355
39	39	40	0,0018	0,0021
40	40	41	0,7283	0,8509
41	41	42	0,31	0,3623
42	42	43	0,041	0,0478
43	43	44	0,0092	0,0116
44	44	45	0,1089	0,1373
45	45	46	0,0009	0,0012
46	4	47	0,0034	0,0084
47	47	48	0,0851	0,2083
48	48	49	0,2898	0,7091
49	49	50	0,0822	0,2011
50	8	51	0,0928	0,0473
51	51	52	0,3319	0,1114
52	9	53	0,174	0,0886
53	53	54	0,203	0,1034
54	54	55	0,2842	0,1447
55	55	56	0,2813	0,1433
56	56	57	1,59	0,5337
57	57	58	0,7837	0,263

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
58	58	59	0,3042	0,1006
59	59	60	0,3861	0,1172
60	60	61	0,5075	0,2585
61	61	62	0,0974	0,0496
62	62	63	0,145	0,0738
63	63	64	0,7105	0,3619
64	64	65	1,041	0,5302
65	11	66	0,2012	0,0611
66	66	67	0,0047	0,0014
67	12	68	0,7394	0,2444
68	68	69	0,0047	0,0016
69	11	43	0,5	0,5
70	13	21	0,5	0,5
71	15	46	1	1
72	50	59	2	2
73	27	65	1	1

Tabela A.4 – Dados de Barras STE-69 Barras

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
1	0	0
2	0	0
3	0	0
4	0	0
5	0	0
6	2,6	2,2
7	40,4	30
8	75	54
9	30	22
10	28	19
11	145	104
12	145	104
13	8	5
14	8	5,5
15	0	0
16	45,5	30
17	60	35

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
18	60	35
19	0	0
20	1	0,6
21	114	81
22	5	3,5
23	0	0
24	28	20
25	0	0
26	14	10
27	14	10
28	26	18,6
29	26	18,6
30	0	0
31	0	0
32	0	0
33	14	10
34	19,5	14
35	6	4
36	26	18,55
37	26	18,55
38	0	0
39	24	17
40	24	17
41	1,2	1
42	0	0
43	6	4,3
44	0	0
45	39,22	26,3
46	39,22	26,3
47	0	0
48	79	56,4
49	384,7	274,5
50	384,7	274,5
51	40,5	28,3
52	3,6	2,7
53	4,35	3,5
54	26,4	19
55	24	17,2

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
56	0	0
57	0	0
58	0	0
59	100	72
60	0	0
61	1244	888
62	32	23
63	0	0
64	227	162
65	59	42
66	18	13
67	18	13
68	28	20
69	28	20

Tabela A.5 – Dados de Linhas STE-84 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
1	1	2	0,1944	0,6624
2	2	3	0,2096	0,4304
3	3	4	0,2358	0,4842
4	4	5	0,0917	0,1883
5	5	6	0,2096	0,4304
6	6	7	0,0393	0,0807
7	7	8	0,0405	0,1380
8	8	9	0,1048	0,2152
9	8	10	0,2358	0,4842
10	8	11	0,1048	0,2152
11	1	12	0,0786	0,1614
12	12	13	0,3406	0,6944
13	13	14	0,0262	0,0538
14	13	15	0,0786	0,1614
15	1	16	0,1134	0,3864
16	16	17	0,0524	0,1076
17	17	18	0,0524	0,1076
18	18	19	0,1572	0,3228
19	19	20	0,0393	0,0807

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
20	20	21	0,1703	0,3497
21	21	22	0,2358	0,4842
22	22	23	0,1572	0,3228
23	22	24	0,1965	0,4035
24	24	25	0,1310	0,2690
25	1	26	0,0567	0,1932
26	26	27	0,1048	0,2152
27	27	28	0,2489	0,5111
28	28	29	0,0486	0,1656
29	29	30	0,1310	0,2690
30	1	31	0,1965	0,3960
31	31	32	0,1310	0,2690
32	32	33	0,1310	0,2690
33	33	34	0,0262	0,0538
34	34	35	0,1703	0,3497
35	35	36	0,0524	0,1076
36	36	37	0,4978	10,222
37	37	38	0,0393	0,0807
38	38	39	0,0393	0,0807
39	39	40	0,0786	0,1614
40	40	41	0,2096	0,4304
41	39	42	0,1965	0,4035
42	42	43	0,2096	0,4304
43	1	44	0,0486	0,1656
44	44	45	0,0393	0,0807
45	45	46	0,1310	0,2690
46	46	47	0,2358	0,4842
47	1	48	0,2430	0,8280
48	48	49	0,0655	0,1345
49	49	50	0,0655	0,1345
50	50	51	0,0393	0,0807
51	51	52	0,0786	0,1614
52	52	53	0,0393	0,0807
53	53	54	0,0786	0,1614
54	54	55	0,0524	0,1076
55	55	56	0,1310	0,2690
56	1	57	0,2268	0,7728
57	57	58	0,5371	11,029

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
58	58	59	0,0524	0,1076
59	59	60	0,0405	0,1380
60	60	61	0,0393	0,0807
61	61	62	0,0262	0,0538
62	62	63	0,1048	0,2152
63	63	64	0,2358	0,4842
64	64	65	0,0243	0,0828
65	1	66	0,0486	0,1656
66	66	67	0,1703	0,3497
67	67	68	0,1215	0,4140
68	68	69	0,2187	0,7452
69	69	70	0,0486	0,1656
70	70	71	0,0729	0,2484
71	71	72	0,0567	0,1932
72	72	73	0,0262	0,0528
73	1	74	0,3240	11,040
74	74	75	0,0324	0,1104
75	75	76	0,0567	0,1932
76	76	77	0,0486	0,1656
77	1	78	0,2511	0,8556
78	78	79	0,1296	0,4416
79	79	80	0,0486	0,1656
80	80	81	0,1310	0,2640
81	81	82	0,1310	0,2640
82	82	83	0,0917	0,1883
83	83	84	0,3144	0,6456
84	6	56	0,1310	0,2690
85	8	61	0,1310	0,2690
86	12	44	0,1310	0,2690
87	13	73	0,3406	0,6994
88	14	77	0,4585	0,9415
89	15	19	0,5371	10,824
90	17	27	0,0917	0,1883
91	21	84	0,0786	0,1614
92	29	33	0,0524	0,1076
93	30	40	0,0786	0,1614
94	35	47	0,0262	0,0538
95	41	43	0,1965	0,4035

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
96	54	65	0,0393	0,0807

Tabela A.6 – Dados de Barras STE-84 Barras

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
1	0,0	0,0
2	0,0	0,0
3	100,0	50,0
4	300,0	200,0
5	350,0	250,0
6	220,0	100,0
7	1100,0	800,0
8	400,0	320,0
9	300,0	200,0
10	300,0	230,0
11	300,0	260,0
12	0,9	0,0
13	1200,0	800,0
14	800,0	600,0
15	700,0	500,0
16	0,0	0,0
17	300,0	150,0
18	500,0	350,0
19	700,0	400,0
20	1200,0	1000,0
21	300,0	300,0
22	400,0	350,0
23	50,0	20,0
24	50,0	20,0
25	50,0	10,0
26	50,0	30,0
27	100,0	60,0
28	100,0	70,0
29	1800,0	1300,0
30	200,0	120,0
31	0,0	0,0
32	1800,0	1600,0

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
33	200,0	150,0
34	200,0	100,0
35	800,0	600,0
36	100,0	60,0
37	100,0	60,0
38	20,0	10,0
39	20,0	10,0
40	20,0	10,0
41	20,0	10,0
42	200,0	160,0
43	50,0	30,0
44	0,0	0,0
45	30,0	20,0
46	800,0	700,0
47	200,0	150,0
48	0,0	0,0
49	0,0	0,0
50	0,0	0,0
51	200,0	160,0
52	800,0	600,0
53	500,0	300,0
54	500,0	350,0
55	500,0	300,0
56	200,0	80,0
57	0,0	0,0
58	30,0	20,0
59	600,0	420,0
60	0,0	0,0
61	20,0	10,0
62	20,0	10,0
63	200,0	130,0
64	300,0	240,0
65	300,0	200,0
66	0,0	0,0
67	50,0	30,0
68	0,0	0,0
69	400,0	360,0
70	0,0	0,0

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
71	0,0	0,0
72	2000,0	1500,0
73	200,0	150,0
74	0,0	0,0
75	0,0	0,0
76	1200,0	950,0
77	300,0	180,0
78	0,0	0,0
79	400,0	360,0
80	2000,0	1300,0
81	200,0	140,0
82	500,0	360,0
83	100,0	30,0
84	400,0	360,0

Tabela A.7 – Dados de Linhas STE-119 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
1	1	2	0	0,0001
2	2	3	0,036	0,01296
3	3	4	0,033	0,01188
4	3	5	0,045	0,0162
5	5	6	0,015	0,054
6	6	7	0,015	0,054
7	7	8	0,015	0,0125
8	8	9	0,018	0,014
9	9	10	0,021	0,063
10	3	11	0,166	0,1344
11	11	12	0,112	0,0789
12	12	13	0,187	0,313
13	13	14	0,142	0,1512
14	14	15	0,18	0,118
15	15	16	0,15	0,045
16	16	17	0,16	0,18
17	17	18	0,157	0,171
18	12	19	0,218	0,285
19	19	20	0,118	0,185

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
20	20	21	0,16	0,196
21	21	22	0,12	0,189
22	22	23	0,12	0,0789
23	23	24	1,41	0,723
24	24	25	0,293	0,1348
25	25	26	0,133	0,104
26	26	27	0,178	0,134
27	27	28	0,178	0,134
28	5	29	0,015	0,0296
29	29	30	0,012	0,0276
30	30	31	0,12	0,2766
31	31	32	0,21	0,243
32	32	33	0,12	0,054
33	33	34	0,178	0,234
34	34	35	0,178	0,234
35	35	36	0,154	0,162
36	31	37	0,187	0,261
37	37	38	0,133	0,099
38	30	39	0,33	0,194
39	39	40	0,31	0,194
40	40	41	0,13	0,194
41	41	42	0,28	0,15
42	42	43	1,18	0,85
43	43	44	0,42	0,2436
44	44	45	0,27	0,0972
45	45	46	0,339	0,1221
46	46	47	0,27	0,1779
47	36	48	0,21	0,1383
48	48	49	0,12	0,0789
49	49	50	0,15	0,0987
50	50	51	0,15	0,0987
51	51	52	0,24	0,1581
52	52	53	0,12	0,0789
53	53	54	0,405	0,1458
54	53	55	0,405	0,1458
55	30	56	0,391	0,141
56	56	57	0,406	0,1461
57	57	58	0,406	0,1461

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
58	58	59	0,706	0,5461
59	59	60	0,338	0,1218
60	60	61	0,338	0,1218
61	61	62	0,207	0,0747
62	62	63	0,247	0,8922
63	2	64	0,028	0,0418
64	64	65	0,117	0,2016
65	65	66	0,255	0,0918
66	66	67	0,21	0,0759
67	67	68	0,383	0,138
68	68	69	0,504	0,3303
69	69	70	0,406	0,1461
70	70	71	0,962	0,761
71	71	72	0,165	0,06
72	72	73	0,303	0,1092
73	73	74	0,303	0,1092
74	74	75	0,206	0,144
75	75	76	0,233	0,084
76	76	77	0,591	0,1773
77	77	78	0,126	0,0453
78	65	79	0,559	0,3687
79	79	80	0,186	0,1227
80	80	81	0,186	0,1227
81	81	82	0,26	0,139
82	82	83	0,154	0,148
83	83	84	0,23	0,128
84	84	85	0,252	0,106
85	85	86	0,18	0,148
86	80	87	0,16	0,182
87	87	88	0,2	0,23
88	88	89	0,16	0,393
89	66	90	0,669	0,2412
90	90	91	0,266	0,1227
91	91	92	0,266	0,1227
92	92	93	0,266	0,1227
93	93	94	0,266	0,1227
94	94	95	0,233	0,115
95	95	96	0,496	0,138

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
96	92	97	0,196	0,18
97	97	98	0,196	0,18
98	98	99	0,1866	0,122
99	99	100	0,0746	0,318
100	2	101	0,0625	0,0265
101	101	102	0,1501	0,234
102	102	103	0,1347	0,0888
103	103	104	0,2307	0,1203
104	104	105	0,447	0,1608
105	105	106	0,1632	0,0588
106	106	107	0,33	0,099
107	107	108	0,156	0,0561
108	108	109	0,3819	0,1374
109	109	110	0,1626	0,0585
110	110	111	0,3819	0,1374
111	111	112	0,2445	0,0879
112	111	113	0,2088	0,0753
113	113	114	0,2301	0,0828
114	101	115	0,6102	0,2196
115	115	116	0,1866	0,127
116	116	117	0,3732	0,246
117	117	118	0,405	0,367
118	118	119	0,489	0,438
119	47	28	0,5258	0,2925
120	18	28	0,5258	0,2916
121	9	25	0,4272	0,1539
122	55	44	0,48	0,1728
123	63	55	0,36	0,1296
124	38	63	0,57	0,572
125	10	41	0,53	0,3348
126	59	97	0,3957	0,1425
127	74	92	0,68	0,648
128	89	76	0,4062	0,1464
129	100	78	0,4626	0,1674
130	109	84	0,651	0,234
131	106	87	0,8125	0,2925
132	111	119	0,7089	0,2553
133	26	36	0,5	0,5

Ramo	Barra De	Barra Para	Resistência do Ramo Ω	Reatância do Ramo Ω
------	----------	------------	------------------------------	----------------------------

Tabela A.8 – Dados de Barras STE-119 Barras

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
1	0	0
2	0	0
3	133,84	101,14
4	16,214	11,292
5	34,315	21,845
6	73,016	63,602
7	144,2	68,604
8	104,47	61,725
9	28,547	11,503
10	87,56	51,073
11	198,2	106,77
12	146,8	75,995
13	26,04	18,687
14	52,1	23,22
15	141,9	117,5
16	21,87	28,79
17	33,37	26,45
18	32,43	25,23
19	20,234	11,906
20	156,94	78,523
21	546,29	351,4
22	180,31	164,2
23	93,167	54,594
24	85,18	39,65
25	168,1	95,178
26	125,11	150,22
27	16,03	24,62
28	26,03	24,62
29	594,56	522,62
30	120,62	59,117
31	102,38	99,554
32	513,4	318,5
33	475,25	456,14

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
34	151,43	136,79
35	205,38	83,302
36	131,6	93,082
37	448,4	369,79
38	440,52	321,64
39	112,54	55,134
40	53,963	38,998
41	393,05	342,6
42	326,74	278,56
43	536,26	240,24
44	76,247	66,562
45	53,52	39,76
46	40,328	31,964
47	39,653	20,758
48	66,195	42,361
49	73,904	51,653
50	114,77	57,965
51	918,37	1205,1
52	210,3	146,66
53	66,68	56,608
54	42,207	40,184
55	433,74	283,41
56	62,1	26,86
57	92,46	88,38
58	85,188	55,436
59	345,3	332,4
60	22,5	16,83
61	80,551	49,156
62	95,86	90,758
63	62,92	47,7
64	478,8	463,74
65	120,94	52,006
66	139,11	100,34
67	391,78	193,5
68	27,741	26,713
69	52,814	25,257
70	66,89	38,713
71	467,5	395,14

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVar)
72	594,85	239,74
73	132,5	84,363
74	52,699	22,482
75	869,79	614,775
76	31,349	29,817
77	192,39	122,43
78	65,75	45,37
79	238,15	223,22
80	294,55	162,47
81	485,57	437,92
82	243,53	183,03
83	243,53	183,03
84	134,25	119,29
85	22,71	27,96
86	49,513	26,515
87	383,78	257,16
88	49,64	20,6
89	22,473	11,806
90	62,93	42,96
91	30,67	34,93
92	62,53	66,79
93	114,57	81,748
94	81,292	66,526
95	31,733	15,96
96	33,32	60,48
97	531,28	224,85
98	507,03	367,42
99	26,39	11,7
100	45,99	30,392
101	100,66	47,572
102	456,48	350,3
103	522,56	449,29
104	408,43	168,46
105	141,48	134,25
106	104,43	66,024
107	96,793	83,647
108	493,92	419,34
109	225,38	135,88

Barra	Potência Ativa (kW)	Potência Reativa (kVAr)
110	509,21	387,21
111	188,5	173,46
112	918,03	898,55
113	305,08	215,37
114	54,38	40,97
115	211,14	192,9
116	67,009	53,336
117	162,07	90,321
118	48,785	29,156
119	33,9	18,98

Tabela A.9 – Dados de Linhas STD-19 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor	Comprimento (km)
1	1	2	1	3
2	2	3	1	5
3	2	4	1	1,5
4	4	5	1	1,5
5	4	6	1	1
6	6	7	1	2
7	6	8	1	2,5
8	8	9	1	3
9	9	10	1	5
10	10	11	1	1,5
11	10	12	1	1,5
12	11	13	1	5
13	11	14	1	1
14	12	15	1	5
15	12	16	1	6
16	14	17	1	3,5
17	14	18	1	4
18	15	19	1	4
19	3	17	1	6
20	5	19	1	5

Tabela A.10 – Dados de Tipos de Linhas STD-19 Barras

Tipo	Impedância (Ω/km)			
	1	Fase A	1,5609 + 0,67155j	0,5203 + 0,22385j
	Fase B	0,5203 + 0,22385j	1,5609 + 0,67155j	0,5203 + 0,22385j
	Fase C	0,5203 + 0,22385j	0,5203 + 0,22385j	1,5609 + 0,67155j

Tabela A.11 – Dados de Barras STD-19 Barras

Barra	Carga Fase A (kVA)	Carga Fase B (kVA)	Carga Fase C (kVA)
1	0	0	0
2	10,38 + 5,01j	5,19 + 2,52j	10,38 + 5,01j
3	11,01 + 5,34j	5,19 + 2,52j	9,72 + 4,71j
4	4,05 + 1,95j	5,67 + 2,76j	6,48 + 3,15j
5	6,48 + 3,15j	5,19 + 2,52j	4,53 + 2,19j
6	4,20 + 2,04j	3,09 + 1,50j	2,91 + 1,41j
7	9,72 + 4,71j	8,10 + 3,93j	8,10 + 3,93j
8	7,44 + 3,60j	5,34 + 2,58j	3,39 + 1,65j
9	12,3 + 5,97j	14,91 + 7,23j	13,29 + 6,42j
10	3,39 + 1,65j	4,20 + 2,04j	2,58 + 1,26j
11	7,44 + 3,60j	7,44 + 3,60j	11,01 + 5,34j
12	9,72 + 4,71j	8,10 + 3,93j	8,10 + 3,93j
13	4,38 + 2,13j	5,34 + 2,58j	6,48 + 3,15j
14	3,09 + 1,50j	3,09 + 1,50j	4,05 + 1,95j
15	4,38 + 2,13j	4,86 + 2,34j	6,96 + 3,36j
16	7,77 + 3,78j	10,38 + 5,01j	7,77 + 3,78j
17	6,48 + 3,15j	4,86 + 2,34j	4,86 + 2,34j
18	5,34 + 2,58j	5,34 + 2,58j	5,52 + 2,67j
19	8,76 + 4,23j	10,05 + 4,86j	7,14 + 3,45j

Tabela A.12 – Dados de Linhas STD-25 Barras

Ramo	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor	Comprimento (ft)
1	1	2	1	1000
2	2	3	1	500
3	2	6	2	500
4	3	4	1	500
5	3	18	2	500

Ramo	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor	Comprimento (ft)
6	4	5	2	500
7	4	23	2	400
8	6	7	2	500
9	6	8	2	1000
10	7	9	2	500
11	7	14	2	500
12	7	16	2	500
13	9	10	2	500
14	10	11	2	300
15	11	12	3	200
16	11	13	3	200
17	14	15	2	300
18	14	17	3	300
19	18	20	2	500
20	18	21	3	400
21	20	19	3	400
22	21	22	3	400
23	23	24	2	400
24	24	25	3	400
25	5	22	2	400
26	15	8	2	300
27	12	25	3	500

Tabela A.13 – Dados de Tipos de Linhas STD-25 Barras

Tipo	Impedância (Ω/km)			
	Impedância (Ω/km)			
Tipo	Fase A	Fase B	Fase C	
1	Fase A	$0,3686 + 0,6852j$	$0,0169 + 0,1515j$	$0,0155 + 0,1098j$
	Fase B	$0,0169 + 0,1515j$	$0,3757 + 0,6715j$	$0,0188 + 0,2072j$
	Fase C	$0,0155 + 0,1098j$	$0,0188 + 0,2072j$	$0,3723 + 0,6782j$
2	Fase A	$0,9775 + 0,8717j$	$0,0167 + 0,1697j$	$0,0152 + 0,1264j$
	Fase B	$0,0167 + 0,1697j$	$0,9844 + 0,8654j$	$0,0186 + 0,2275j$
	Fase C	$0,0152 + 0,1264j$	$0,0186 + 0,2275j$	$0,981 + 0,8648j$
3	Fase A	$1,928 + 1,4194j$	$0,0161 + 0,1183j$	$0,0161 + 0,1183j$

Fase B	$0,0161 + 0,1183j$	$1,9308 + 1,4215j$	$0,0161 + 0,1183j$
Fase C	$0,0161 + 0,1183j$	$0,0161 + 0,1183j$	$1,9337 + 1,4236j$

Tabela A.14 – Dados de Barras STD-25 Barras

Barra	Carga Fase A (kVA)	Carga Fase B (kVA)	Carga Fase C (kVA)
1	0	0	0
2	0	0	0
3	$35 + j25$	$40 + j30$	$45 + j32$
4	$50 + j40$	$60 + j45$	$50 + j35$
5	$40 + j30$	$40 + j30$	$40 + j30$
6	$40 + j30$	$45 + j32$	$35 + j25$
7	0	0	0
8	$40 + j30$	$40 + j30$	$40 + j30$
9	$60 + j45$	$50 + j40$	$50 + j35$
10	$35 + j25$	$40 + j30$	$45 + j32$
11	$45 + j32$	$35 + j25$	$40 + j30$
12	$50 + j35$	$60 + j45$	$50 + j40$
13	$35 + j25$	$45 + j32$	$40 + j30$
14	$50 + j35$	$50 + j40$	$60 + j45$
15	$133,3 + j100$	$133,3 + j100$	$133,3 + j100$
16	$40 + j30$	$40 + j30$	$40 + j30$
17	$40 + j30$	$35 + j25$	$45 + j32$
18	$40 + j30$	$40 + j30$	$40 + j30$
19	$60 + j45$	$50 + j35$	$50 + j40$
20	$35 + j25$	$40 + j30$	$45 + j32$
21	$40 + j30$	$35 + j25$	$45 + j32$
22	$50 + j35$	$60 + j45$	$50 + j40$
23	$60 + j45$	$50 + j40$	$50 + j35$
24	$35 + j25$	$45 + j32$	$40 + j30$
25	$60 + j45$	$50 + j30$	$50 + j35$

Tabela A.15 – Dados de Linhas STD-123 Barras modificado

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor
1	1	1,2	2,2	10
2	1	1,3	3,3	11

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor
3	3	1	7	1
4	1	3,3	4,3	11
5	1	3,3	5,3	11
6	1	5,3	6,3	11
7	3	7	8	1
8	1	8,2	12,2	10
9	1	8,1	9,1	9
10	3	8	13	1
11	1	9,1	14,1	9
12	1	13,3	34,3	11
13	3	13	18	2
14	1	14,1	11,1	9
15	1	14,1	10,1	9
16	1	15,3	16,3	11
17	1	15,3	17,3	11
18	1	18,1	19,1	9
19	3	18	21	2
20	1	19,1	20,1	9
21	1	21,2	22,2	10
22	3	21	23	2
23	1	23,3	24,3	11
24	3	23	25	2
25	2	25,1,3	26,1,3	7
26	3	25	28	2
27	2	26,1,3	27,1,3	7
28	1	26,3	31,3	11
29	1	27,1	33,1	9
30	3	28	29	2
31	3	29	30	2
32	3	30	250	2
33	1	31,3	32,3	11
34	1	34,3	15,3	11
35	2	35,1,2	36,1,2	8
36	3	35	40	1
37	1	36,1	37,1	9
38	1	36,2	38,2	10
39	1	38,2	39,2	10
40	1	40,3	41,3	11

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor
41	3	40	42	1
42	1	42,2	43,2	10
43	3	42	44	1
44	1	44,1	45,1	9
45	3	44	47	1
46	1	45,1	46,1	9
47	3	47	48	4
48	3	47	49	4
49	3	49	50	4
50	3	50	51	4
51	3	51	151	4
52	3	52	53	1
53	3	53	54	1
54	3	54	55	1
55	3	54	57	3
56	3	55	56	1
57	1	57,2	58,2	10
58	3	57	60	3
59	1	58,2	59,2	10
60	3	60	61	5
61	3	60	62	12
62	3	62	63	12
63	3	63	64	12
64	3	64	65	12
65	3	65	66	12
66	1	67,1	68,1	9
67	3	67	72	3
68	3	67	97	3
69	1	68,1	69,1	9
70	1	69,1	70,1	9
71	1	70,1	71,1	9
72	1	72,3	73,3	11
73	3	72	76	3
74	1	73,3	74,3	11
75	1	74,3	75,3	11
76	3	76	77	6
77	3	76	86	3
78	3	77	78	6

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor
79	3	78	79	6
80	3	78	80	6
81	3	80	81	6
82	3	81	82	6
83	1	81,3	84,3	11
84	3	82	83	6
85	1	84,3	85,3	11
86	3	86	87	6
87	1	87,1	88,1	9
88	3	87	89	6
89	1	89,2	90,2	10
90	3	89	91	6
91	1	91,3	92,3	11
92	3	91	93	6
93	1	93,1	94,1	9
94	3	93	95	6
95	1	95,2	96,2	10
96	3	97	98	3
97	3	98	99	3
98	3	99	100	3
99	3	100	450	3
100	3	197	101	3
101	1	101,3	102,3	11
102	3	101	105	3
103	1	102,3	103,3	11
104	1	103,3	104,3	11
105	1	105,2	106,2	10
106	3	105	108	3
107	1	106,2	107,2	10
108	1	108,1	109,1	9
109	3	108	300	3
110	1	109,1	110,1	9
111	1	110,1	111,1	9
112	1	110,1	112,1	9
113	1	112,1	113,1	9
114	1	113,1	114,1	9
115	3	135	35	4
116	3	149	1	1

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	Tipo do Condutor
117	3	152	52	1
118	3	160	67	6

Tabela A.16 – Dados de Linhas/Chaves STD-123 Barras modificado

Ramo	Fases	Barra De	Barra Para	R1 (Ω)	R0 (Ω)	Comprimento (kft)
119	3	150	149	1,00E-03	1,00E-03	0,001
120	3	13	152	1,00E-03	1,00E-03	0,001
121	3	18	135	1,00E-03	1,00E-03	0,001
122	3	60	160	1,00E-03	1,00E-03	0,001
123	3	97	197	1,00E-03	1,00E-03	0,001
124	3	61	610	1,00E-03	1,00E-03	0,001
125	3	151	300	1,00E-03	1,00E-03	0,001
126	1	54,1	94	1,00E-03	1,00E-03	0,001

Tabela A.17 – Dados de Tipos de Linhas STD-123 Barras modificado

		Impedância (Ω /ft)		
Tipo		Impedância (Ω /ft)		
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
1	Fase A	0,086666667	0,029545455	0,02907197
		+0,204166667j	+0,095018939j	+0,072897727j
	Fase B	0,029545455	0,088371212	0,029924242
		+0,095018939j	+0,198522727j	+0,080227273j
	Fase C	0,02907197	0,029924242	0,087405303
		+0,072897727j	+0,080227273j	+0,201723485j
		Capacitância (F/ft)		
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
1	Fase A	2,851710072	-0,920293787	-0,350755566
	Fase B	-0,920293787	3,004631862	-0,585011253
	Fase C	-0,350755566	-0,585011253	2,71134756
		Impedância (Ω /ft)		
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
2	Fase A	0,088371212	0,02992424	0,029545455
		+0,198522727j	+0,080227273j	+0,095018939j

	Fase B	0,02992424 +0,080227273j	0,087405303 +0,201723485j	0,02907197 +0,072897727j
	Fase C	0,029545455 +0,095018939j	0,02907197 +0,072897727j	0,086666667 +0,204166667j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	3,004631862	-0,585011253	-0,920293787
2	Fase B	-0,585011253	2,71134756	-0,350755566
	Fase C	-0,920293787	-0,350755566	2,851710072
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,087405303 +0,201723485j	0,02907197 +0,072897727j	0,029924242 +0,080227273j
3	Fase B	0,02907197 +0,072897727j	0,086666667 +0,204166667j	0,029545455 +0,095018939j
	Fase C	0,029924242 +0,080227273j	0,029545455 +0,095018939j	0,088371212 +0,198522727j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	2,71134756	-0,350755566	-0,585011253
3	Fase B	-0,350755566	2,851710072	-0,920293787
	Fase C	-0,585011253	-0,920293787	3,004631862
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,087405303 +0,201723485j	0,029924242 +0,080227273j	0,02907197 +0,072897727j
4	Fase B	0,029924242 +0,080227273j	0,088371212 +0,198522727j	0,029545455 +0,095018939j
	Fase C	0,02907197 +0,072897727j	0,029545455 +0,095018939j	0,086666667 +0,204166667j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	2,71134756	0,585011253	-0,350755566
4	Fase B	0,585011253	3,004631862	-0,920293787
	Fase C	-0,350755566	-0,920293787	2,851710072
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,088371212 +0,198522727j	0,029545455 +0,095018939j	0,029924242 +0,080227273j
5				

	Fase B	0,029545455 +0,095018939j	0,086666667 +0,204166667j	0,02907197 +0,072897727j
	Fase C	0,029924242 +0,080227273j	0,02907197 +0,072897727j	0,087405303 +0,201723485j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	3,004631862	-0,920293787	-0,585011253
5	Fase B	-0,920293787	2,851710072	-0,350755566
	Fase C	-0,585011253	-0,350755566	2,71134756
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,086666667 +0,204166667j	0,02907197 +0,072897727j	0,029545455 +0,095018939j
6	Fase B	0,02907197 +0,072897727j	0,087405303 +0,201723485j	0,029924242 +0,080227273j
	Fase C	0,029545455 +0,095018939j	0,029924242 +0,080227273j	0,088371212 +0,198522727j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	2,851710072	-0,350755566	-0,920293787
6	Fase B	-0,350755566	2,71134756	-0,585011253
	Fase C	-0,920293787	-0,585011253	3,004631862
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,086666667 +0,204166667j	0,02907197 +0,072897727j	0
7	Fase B	0,02907197 +0,072897727j	0,087405303 +0,201723485j	0
	Fase C	0	0	0
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	2,569829596	-0,52995137	0
7	Fase B	-0,52995137	2,597460011	0
	Fase C	0	0	0
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
	Fase A	0,086666667 +0,204166667j	0,02907197 +0,072897727j	0
8				

	Fase B	0,02907197 +0,072897727j	0,087405303 +0,201723485j	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Capacitância (F/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
8	Fase A	2,569829596	-0,52995137	0
	Fase B	-0,52995137	2,597460011	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Impedância (Ω/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
9	Fase A	0,251742424 +0,255208333j	0	0
	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Capacitância (F/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
9	Fase A	2,270366128	0	0
	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Impedância (Ω/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
10	Fase A	0,251742424 +0,255208333j	0	0
	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Capacitância (F/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
10	Fase A	2,270366128	0	0
	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Impedância (Ω/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
11	Fase A	0,251742424 +0,255208333j	0	0
	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Tipo	Capacitância (F/ft)			
	Fase A	Fase B	Fase C	
11	Fase A	2,270366128	0	0

	Fase B	0	0	0
	Fase C	0	0	0
Impedância (Ω/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
12	Fase A	0,288049242	0,09844697	0,093257576
		+0,142443182j	+0,052556818j	+0,040852273j
	Fase B	0,09844697	0,29032197	0,09844697
		+0,052556818j	+0,135643939j	+0,052556818j
	Fase C	0,093257576	0,09844697	0,288049242
		+0,040852273j	+0,052556818j	+0,142443182j
Capacitância (F/ft)				
Tipo		Fase A	Fase B	Fase C
12	Fase A	33,77150149	0	0
	Fase B	0	33,77150149	0
	Fase C	0	0	33,77150149

Tabela A.18 – Dados de Barras STD-123 Barras modificado

Barra	Carga Fase A (kVA)	Carga Fase B (kVA)	Carga Fase C (kVA)
1	0	0	0
2	0	0	0
3	35+25j	40+30j	45+32j
4	50+40j	60+45j	50+35j
5	60+30j	60+30j	60+30j
6	40+30j	45+32j	35+25j
7	0+0j	0+0j	0+0j
8	60+30j	60+30j	60+30j
9	60+45j	50+40j	50+35j
10	35+25j	40+30j	45+32j
11	45+32j	35+25j	40+30j
12	50+35j	60+45j	50+40j
13	35+25j	45+32j	40+30j
14	50+35j	50+40j	60+45j
15	200+100j	200+100j	200+100j
16	60+30j	60+30j	60+30j
17	40+30j	35+25j	45+32j
18	60+30j	60+30j	60+30j
19	60+45j	50+35j	50+40j

Barra	Carga Fase A (kVA)	Carga Fase B (kVA)	Carga Fase C (kVA)
20	35+25j	40+30j	45+32j
21	40+30j	35+25j	45+32j
22	50+35j	60+45j	50+40j
23	60+45j	50+40j	50+35j
24	35+25j	45+32j	40+30j
25	60+45j	50+30j	50+35j

Fluxo de potência - OpenDSS

Para que a RSD atenda os objetivos desejados é necessário a utilização de um fluxo de carga robusto e confiável para correta determinação e representação dos estados dos sistemas em estudo. Para o caso do presente trabalho, optou-se pelo uso do software OpenDSS, visto sua robustez em lidar com características específicas de sistemas de distribuição tais como: baixa relação X/R, diferentes tipos de cargas e sua configuração radial. Além disso, os métodos disponíveis no OpenDSS são facilmente aplicáveis à STD e a STE e STD considerando equipamentos dispostos ao longo da rede, como unidades de GD, bancos de capacitores, compensadores etc, sem a necessidade de desenvolvimento de métodos específicos para tratamento de sistemas com as mais diversas características. A seguir são apresentados os principais métodos utilizados pelo OpenDSS para o cálculo do fluxo de potência.

B.1 Métodos utilizados pelo OpenDSS

Inicialmente, o OpenDSS não é um software exclusivo para cálculos de fluxo de potência. Suas origens têm em vista análises de harmônicos em sistemas de potência, voltado para o planejamento da distribuição, por exemplo, na presença de unidades de GD. Porém, sua configuração torna possível a sua adaptação de um software de análise de harmônicos, para a análise de fluxos de potência.

Para o cálculo do fluxo nos sistemas de distribuição, o OpenDSS considera a quantidade de energia como a fonte dominante. Possui ainda a vantagem de solucionar não apenas fluxos para sistemas radiais, como o *back and forward sweep* (BFS), mas também para sistemas malhados. Também possibilita a utilização em circuitos polifásicos ou circuitos simplificados com a representação em sequência positiva, o que, devido à sua versatilidade, favorece sua utilização em sistemas trifásicos desequilibrados.

Há ainda a vantagem da representação em diversos modos, como por exemplo o modo *snapshot*, que resolve o fluxo para demanda fixa e outros, como *daily mode*, *yearly mode*,

dutycycle mode e *monte carlo mode*, que favorecem seu uso em casos em que a demanda é variável e em aplicações com unidades de GD intermitentes (solar/eólica), VE, etc.

Dois tipos de solução são possíveis no OpenDSS: fluxo de potência iterativo e solução direta. No primeiro, cargas e geradores distribuídos são tratados como injeções de potência, ao passo que no segundo, são incluídos como admitâncias na matriz de admitâncias do sistema. São definidas na propriedade *LoadModel* como P (modo iterativo) ou A (modo de admitância), sendo o primeiro modo o *default*.

Há também dois tipos de algoritmos empregados na solução do fluxo de carga no OpenDSS: “Normal” e método de Newton. O primeiro é o *default* do *software* sendo mais rápido e preferencial para simulações à longo prazo devido a sua velocidade. O segundo é mais robusto e aplicável a circuitos com maior dificuldade de solução.

Baseado no exposto é possível inferir que o padrão para cálculo de fluxo de potência no OpenDSS é o fluxo de potência iterativo, ou seja, a modelagem *default* dos componentes *LoadModel=P* em conjunto com o método “Normal”. Para outros tipos de análises (faltas, estudos de harmônicos, etc) as opções devem ser alteradas para atender melhor as simulações buscadas. A seguir, discute-se o método usualmente aplicado pelo OpenDSS na resolução da maior parte dos problemas de fluxo de potência.

B.1.1 Método de fluxo de carga “Normal”

Basicamente o software OpenDSS define os elementos de um sistema de distribuição como *power conversion elements* (PC), que são componentes como geradores e cargas, e *power delivery elements* (PD), que são linhas e transformadores e usa uma representação através de admitâncias nodais do sistema.

Uma matriz de admitância nodal primitiva é montada a partir dos dados fornecidos pelo usuário para cada elemento do circuito, que na realidade são diversas matrizes de admitância que formarão a matriz de admitância primitiva do sistema como um todo, conforme pode ser visto na Figura B.1, que também representa o processo de solução executado pelo OpenDSS. Essas matrizes de admitâncias primitivas serão computadas e compostas pelas admitâncias próprias e mútuas de cada trecho do circuito analisado.

O algoritmo demonstrado na Figura B.1 tem o vetor de correntes preenchido por correntes de compensação que provêm dos elementos PC do sistema. A corrente de compensação é dada pela diferença entre a corrente absorvida pelos elementos de conversão não lineares e a porção linear desse elemento, caso algum esteja presente na matriz de admitâncias primitivas Y .

Basicamente a representação do elemento é dada por um equivalente de Norton, em que a admitância representa a parte linear do elemento e é incluída na matriz de admitâncias primitivas do sistema e a fonte de corrente representa a parte não linear. Então cada uma das parcelas de corrente dos elementos PC é calculada separadamente para composição da corrente de compensação e conseqüentemente das correntes injetadas por esses elementos.

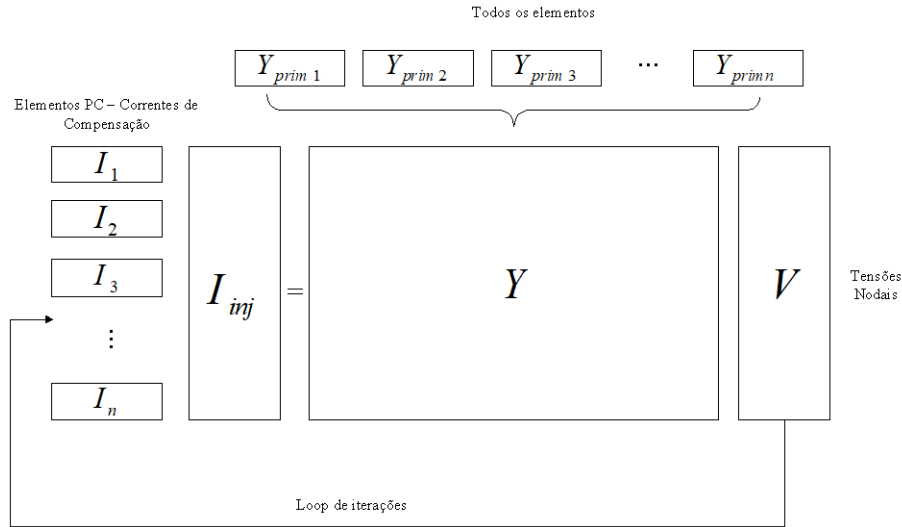


Figura B.1 – Algoritmo formação admitâncias primitivas

Basicamente, o algoritmo para cálculo de fluxo de potência através do OpenDSS pode ser dividido em 4 passos fundamentais iterativos listados:

1º Passo: Sugestão inicial de tensões, obtidas através da execução de uma solução direta de $I = Y_{sistema}V$, em que $Y_{sistema}$ é a matriz de admitâncias do sistema em estudo. Todas as cargas e geradores são modelados pelos seus modelos equivalentes lineares, ou seja, sem injeção de correntes. Essa abordagem é muito parecida com a conhecida *flat start* (todas as tensões 1.0 p.u. e todos os ângulos de fase 0°) de outros algoritmos de fluxo de potência, com a exceção de que leva em consideração todas as conexões polifásicas e as tensões do sistema;

2º Passo: Tem início o processo iterativo, obtendo-se todas as correntes dos elementos PC, $I_{comp} = V_k Y_{linear} - I_{term}$, em que I_{comp} é a corrente de compensação (não-linear), V_k é a tensão no elemento PC, Y_{linear} é a parcela linear do elemento PC e I_{term} é a corrente no terminal da carga, e as adicionando no espaço apropriado no vetor de injeção de correntes I ;

3º Passo: De posse do novo vetor de correntes injetadas I , as novas tensões são determinadas através da equação $V_{n+1} = Y_{sistema}^{-1} I(V_n)$, em que $I(V_n)$ é o vetor de correntes para o vetor de tensões atual e V_{n+1} é o novo vetor de tensões, com $n = 0, 1, 2, \dots, conv$, em que *conv* é a convergência, solucionado através do KLU Solve, que é um *solver* interno ao software OpenDSS;

4º Passo: Teste de convergência, que é o critério de parada do algoritmo especificado. Caso seja atendido, o algoritmo para, senão, volta para o passo 2 e realiza os próximos passos até que atinja o ponto desejado. O limite para convergência é de 0,0001 p.u. e é calculado em função da tensão de base das barras, ou seja, quando se especifica a tensão de base de uma barra a qual o nó i pertence, essa tensão é utilizada. Do contrário, quando a tensão de base não é especificada, o cálculo do erro é baseado na tensão do nó da última iteração, tornando a convergência mais difícil em sistemas com nós com tensão nodal

relativamente baixa. A definição de tensões de base para todas as barras torna-se então importante.