UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

Modelos matemáticos e heurísticas baseadas em técnicas de programação matemática para o problema de minimização de perdas e reconfiguração de redes elétricas

Karla Barbosa de Freitas Spatti

Tese de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Ciências de Computação e Matemática Computacional (PPG-CCMC)

SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito:

Assinatura: _____

Karla Barbosa de Freitas Spatti

**Modelos matemáticos e heurísticas baseadas em técnicas
de programação matemática para o problema de
minimização de perdas e reconfiguração de redes elétricas**

Tese apresentada ao Instituto de Ciências
Matemáticas e de Computação – ICMC-USP,
como parte dos requisitos para obtenção do título
de Doutora em Ciências – Ciências de Computação e
Matemática Computacional. *VERSÃO REVISADA*

Área de Concentração: Ciências de Computação e
Matemática Computacional

Orientador: Prof. Dr. Claudio Fabiano Motta Toledo

Coorientador: Prof. Dr. Alexandre Cláudio
Botazzo Delbem

**USP – São Carlos
Junho de 2018**

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Achille Bassi
e Seção Técnica de Informática, ICMC/USP,
com os dados inseridos pelo(a) autor(a)

B238m Barbosa de Freitas Spatti, Karla
Modelos matemáticos e heurísticas baseadas em técnicas de programação matemática para o problema de minimização de perdas e reconfiguração de redes elétricas / Karla Barbosa de Freitas Spatti; orientador Claudio Fabiano Motta Toledo; coorientador Alexandre Cláudio Botazzo Delbem. -- São Carlos, 2018.
116 p.

Tese (Doutorado - Programa de Pós-Graduação em Ciências de Computação e Matemática Computacional) -- Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, 2018.

1. Minimização de Perdas. . 2. Otimização.. 3. Reconfiguração de Redes Elétricas.. 4. Modelos Matemáticos.. 5. Heurística Fix-and-Optimize.. I. Fabiano Motta Toledo, Claudio , orient. II. Cláudio Botazzo Delbem, Alexandre , coorient. III. Título.

Karla Barbosa de Freitas Spatti

Mathematical models and heuristic based on mathematical programming techniques for the problem of minimization of losses and reconfiguration of electrical networks

Doctoral dissertation submitted to the Institute of Mathematics and Computer Sciences – ICMC-USP, in partial fulfillment of the requirements for the degree of the Doctorate Program in Computer Science and Computational Mathematics. *FINAL VERSION*

Concentration Area: Computer Science and Computational Mathematics

Advisor: Prof. Dr. Claudio Fabiano Motta Toledo

Co-advisor: Prof. Dr. Alexandre Cláudio Botazzo Delbem

**USP – São Carlos
June 2018**

*Este trabalho é dedicado aos meus pais Carlos e Verônica,
que mesmo distante, sempre me apoiaram e sonharam comigo este título.
Em especial, ao meu esposo Danilo Hernane Spatti que sempre ao meu lado foi meu guia em
todos esses anos, sem você este sonho não teria se tornado realidade.*

AGRADECIMENTOS

Aos meus familiares que sempre me apoiaram e torceram por mim durante todos esses anos acreditando na realização deste trabalho, em especial a meus pais Carlos e Verônica.

Ao meu esposo Danilo, por todo apoio, incentivo, que nunca mediu esforços pra me ajudar no desenvolvimento deste trabalho.

Aos colegas do Laboratório de Computação Reconfigurável - LCR, pela ajuda, amizade, conversas e momentos de descontração.

Ao amigo Márcio Arantes Silva pela amizade, paciência, por todas as conversas sem hora para acabar, por todo conhecimento transmitido, por estar sempre a disposição para tirar minhas dúvidas e me ajudar.

Ao meu orientador Claudio Toledo primeiramente por ter me aceitado como sua orientada, e ainda pelo apoio, amizade, paciência, incentivo ao trabalho, por sempre estar a disposição para tudo que precisei durante esses anos, pela preocupação quanto a pesquisa e também meu aprendizado, por todo conhecimento transmitido, por ser um exemplo de profissional a ser seguido, obrigada por me ajudar a realizar esse sonho.

Ao meu coorientador Alexandre Delbem pelo apoio e por sempre estar a disposição para o esclarecimento de minhas dúvidas.

Ao Prof. Ivan Nunes pelo suporte e ensinamentos na fase inicial desta pesquisa.

Ao CNPq - Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico pelo apoio financeiro durante esses anos de trabalho e dedicação.

*“Com abelhas ou sem abelhas,
os problemas interessantes da Matemática têm,
para o pesquisador, a doçura do mel.”
(Ary Quintela)*

RESUMO

SPATTI, K. B. F. **Modelos matemáticos e heurísticas baseadas em técnicas de programação matemática para o problema de minimização de perdas e reconfiguração de redes elétricas**. 2018. 116 p. Tese (Doutorado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2018.

A reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica consiste em alterar sua topologia por meio de manobras de chaves nos circuitos primários. Trata-se de um problema de otimização combinatória, onde normalmente os objetivos são a minimização de perdas ativas e/ou número de manobras realizadas, atendendo as restrições como isolamento de faltas, balanceamento de cargas entre os alimentadores e melhoria dos níveis de tensão. As dificuldades na modelagem e na resolução exata de problemas envolvendo a reconfiguração de redes de distribuição advém do tamanho dos sistemas reais, representados por um número elevado de chaves e alimentadores e ainda pela natureza combinatorial do problema. Para tratar essas questões, diversas modelagens e técnicas computacionais têm sido desenvolvidas, em particular heurísticas de melhoramento que através de uma solução factível, otimiza os resultados reduzindo o espaço de busca, até encontrar uma nova solução com melhor função objetivo. Neste sentido, são propostas duas formulações matemáticas descrevendo novas restrições a fim de melhorar a descrição do problema. A primeira, uma formulação mais simplificada, considera apenas a parte ativa das instâncias; na segunda um modelo completo é descrito otimizando parte das restrições do primeiro modelo e considerando também a parte reativa das instâncias. Duas heurísticas também são adaptadas pela primeira vez para o problema de reconfiguração de redes, pois a heurística de melhoramento *Fix-and-Optimize* é configurada de duas formas diferentes, determinando seus principais parâmetros através de uma análise de sensibilidade. Os resultados dos dois modelos propostos e também das heurísticas adaptadas para 13 sistemas de referência são descritos e comparados com outros métodos da literatura. Para verificar a eficiência e robustez dos métodos e heurísticas desenvolvidos, replicações são propostas de dois sistemas de referência, 9 replicações do sistema de 72 barras e 4 replicações do sistema de 10560 barras. Seus resultados bem como o desempenho dos métodos são descritos e avaliados.

Palavras-chave: Minimização de perdas, Reconfiguração de redes elétricas, Otimização, Modelos matemáticos, Heurística Fix-and-Optimize.

ABSTRACT

SPATTI, K. B. F. **Mathematical models and heuristic based on mathematical programming techniques for the problem of minimization of losses and reconfiguration of electrical networks**. 2018. 116 p. Tese (Doutorado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2018.

A reconfiguration of electricity distribution networks consists in altering a topology of the networks by means of key maneuvers in the primary circuits. It is a problem of combinatorial optimization, where the objectives are a minimization of active losses and/or number of maneuvers performed, taking into account constraints such as fault isolation, load balance between feeders and improvement of voltage levels. As difficulties in modeling and in the exact resolution of problems involving a reconfiguration of distribution networks come from the size of the real systems, represented by a large number of switches and feeders, and also by the combinatorial nature of the problem. To address these issues, several models and computational techniques have been developed, in particular heuristics of improvement that through a feasible solution, improves results by reducing the search space, until finding a new solution with better objective function. In this sense, in this thesis it is proposed of two mathematical formulations describing new constraints in order to improve a description of the problem. A first, simpler formulation considers only a active part of the instances, in the second a complete model is described optimizing some restrictions of the first model and also considering the reactive part of the instances. Two heuristics are also first adapted to the network reconfiguration problem. The Fix-and-Optimize enhancement heuristic is configured in two different ways, determining its key parameters through a sensitivity analysis. The results of the two proposed models and also of the heuristics adapted for 13 reference systems are described and compared with other methods of the literature. To verify the efficiency and robustness of the developed methods and heuristics, replications are proposed for two reference systems, 9 replications of the 72 bus system and 4 replications of the 10560 bus system. Its results as well as the performance of the methods are described and evaluated.

Keywords: Power loss minimization, Power distribution reconfiguration, Optimization, Mathematical methods, Fix-and-Optimize heuristic.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – O sistema de energia elétrica	44
Figura 2 – Exemplo de grafo.	46
Figura 3 – Exemplo de um sistema de distribuição de energia contendo 3 alimentadores.	47
Figura 4 – Método de Varredura Direta/Inversa.	52
Figura 5 – Modelando a rede de distribuição como uma floresta onde os nós raiz são subestações.	57
Figura 6 – Janela do <i>Fix and Optimize</i>	64
Figura 7 – Exemplo de deslocamento da janela do <i>Fix and Optimize</i>	65
Figura 8 – Exemplo da heurística Fix-and-Optimize para o modelo MIQP Real com <i>window size</i> = 6 e <i>overlap rate</i> = 50%.	68
Figura 9 – Exemplo do funcionamento do algoritmo <i>Spanning Tree</i>	71
Figura 10 – Exemplo da heurística Fix-and-Optimize para o modelo MIQP Completo com <i>window size</i> = 6 e <i>overlap rate</i> = 50%.	73
Figura 11 – Análise dos Parâmetros Size x Increment x Computacional Time para o sistema de 415 barras.	76
Figura 12 – Tempo Computacional para a melhor solução do sistema de 415 barras usando Size-60, Inc-20 e variando Overlap.	77
Figura 13 – Evolução do GAP para os sistemas 2x72-5x72 barras	85
Figura 14 – Evolução do GAP para os sistemas 6x72-10x72 barras	85
Figura 15 – Evolução do GAP para os sistemas 2x72-5x72 barras com zoom 5/500	86
Figura 16 – Evolução do GAP para os sistemas 6x72-10x72 barras com zoom 10/500	86
Figura 17 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros <i>spSize</i> , <i>overlap</i> e <i>pInc</i> - Grupo 1.	90
Figura 18 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros <i>spSize</i> , <i>overlap</i> e <i>pInc</i> - Grupo 2.	91
Figura 19 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros <i>spSize</i> , <i>overlap</i> e <i>pInc</i> - Grupo 3.	92

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Fix-and-Optimize para MIQP Real	65
Algoritmo 2 – Ordenação de Arcs	66
Algoritmo 3 – Fix-and-Optimize para MIQP Completo	69
Algoritmo 4 – <i>Maximum Spanning Tree</i>	70

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparação dos trabalhos citados com os métodos utilizados.	41
Tabela 2 – Comparação dos trabalhos citados com os métodos utilizados.	42
Tabela 3 – Comparação do modelo MIQP Real pra o sistema de 415 barras.	77
Tabela 4 – Comparação da heurística FO para o sistema de 415 barras.	78
Tabela 5 – Configurações de Máquina.	78
Tabela 6 – Comparação de Resultados: Sistemas de 16 barras (ABUR, 1996b).	79
Tabela 7 – Comparação de Resultados: Sistema de 70 barras.	81
Tabela 8 – Comparação de Resultados: Sistema de 873 barras.	83
Tabela 9 – Comparação de Resultados (Heurística): Sistema de 873 barras.	83
Tabela 10 – Dados dos Novos Sistemas	84
Tabela 11 – Resultados das Extensões do Sistema de 72 barras usando o Modelo MIQP Real	87
Tabela 12 – Divisão dos sistemas testes em grupos.	88
Tabela 13 – Parâmetros para a análise de sensibilidade.	89
Tabela 14 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 1. . .	89
Tabela 15 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 2. . .	93
Tabela 16 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 3. . .	93
Tabela 17 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 1.	94
Tabela 18 – Resultados dos sistemas do Grupo 1.	95
Tabela 19 – CPU's dos sistemas comparados no Grupo 1.	96
Tabela 20 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 2.	97
Tabela 21 – Resultados dos Sistemas do Grupo 2.	97
Tabela 22 – Resultados dos sistemas estendidos de 72 barras usando o modelo MIQP Completo.	98
Tabela 23 – Resultados dos sistemas estendidos de 72 barras usando a heurística FO. . .	98
Tabela 24 – Dados os novos sistemas - extensão do sistema de 10560 barras.	99
Tabela 25 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 3.	100
Tabela 26 – Parâmetros considerados para a heurística FO - Grupo 3.	100
Tabela 27 – Resultados dos sistemas estendidos de 10560 barras.	100
Tabela 28 – Comparação dos resultados para o sistema de 10560 barras	101
Tabela 29 – Resultados da heurística FO para o modelo MIQP Real aplicada no modelo MIQP Completo.	102

Tabela 30 – Resultados da heurística FO para o modelo MIQP Completo aplicada no
modelo MIQP Real. 103

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABRADEE	Associação Brasileira de Distribuidores de Energia
AC	Alternating Current
ACSA	<i>Ant Colony Search Algorithm</i>
AG	Algoritmo Genético
AGA	Adaptive Genetic Algorithm
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
BFOA	<i>Bacterial Foraging Optimization Algorithm</i>
BRKGA	Biased Random-Key Genetic Algorithm
COD	Centro de Operação de Distribuição
CSA	Codificação Sequencial Aditiva
CSS	Codificação Sequencial Subtrativa
DC	Direct Current
EA	<i>Evolutionary Algorithm</i>
EF	Energia Fornecida
EI	Energia Injetada
FMCF	Fluxo Máximo de Custo Mínimo
FO	<i>Fix-and-Optimize</i>
FPO	Fluxo de Potência Ótimo
GD	Geração Distribuída
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
IAGA	<i>Improved Adaptive Genetic Algorithm</i>
IEDs	Dispositivos Eletrônicos Inteligentes
LCF	<i>Linear Current Flow</i>
LP	<i>Linear Problem</i>
LS	<i>Local Search</i>
MCMF	<i>Minimum Cost Minimum Flow</i>
MEAN	<i>Multi-objective Evolutionary Algorithm with Node-depth encoding</i>
MICP	Programação Cônica Inteira Mista
MILP	<i>Mixed-Integer Linear Programming</i>
MINLP	Mixed Integer Nonlinear Programming
MIP	Mixed-Integer Problem

MIQCP	<i>Mixed-Integer Quadratically Constrained Programming</i>
MIQP	Mixed-Integer Quadratically Programming
MLP	<i>Multi-Layer Perceptron</i>
MPF	Modelo Pai-Filho
MST	<i>Minimum Spanning Tree</i>
NA	Normalmente Abertas
NF	Normalmente Fechada
NrGA	<i>Non-revisiting Genetic Algorithm</i>
PBE	Particionamento Binário do Espaço
PCIM	Programação Cônica Inteira Mista
PGSA	<i>Plant Growth Simulation Algorithm - PGSA</i>
PNLIM	Programação Não-Linear Inteiro Misto
PNT	Perdas Não Técnicas
PRODIST	Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
PT	Perdas Técnicas
RNP	Representação Nó-Profundidade
SD	Sistema de Distribuição
UVDA	<i>Uniform Voltage Distribution based constructive Algorithm</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Contexto e Motivação	25
1.2	Objetivos	26
1.3	Organização do Texto	27
2	BIBLIOGRAFIA FUNDAMENTAL	29
2.1	Métodos Exatos e Fundamentados em Programação Matemática	29
2.2	Métodos Heurísticos	32
2.3	Métodos Meta-Heurísticos	36
2.4	Avaliação dos Trabalhos Relacionados	39
3	RECONFIGURAÇÃO DE REDES ELÉTRICAS	43
3.1	Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica	43
3.1.1	<i>Regulamentação do Setor Elétrico Brasileiro</i>	45
3.1.2	<i>Elementos de um Sistema de Distribuição Radial</i>	45
3.1.3	<i>Representação de um SD utilizando Grafos</i>	45
3.2	Reconfiguração de Redes	48
3.2.1	<i>Formulação Matemática</i>	48
3.3	Perdas na Rede de Distribuição	50
3.4	Fluxo de Potência	51
3.4.1	<i>Método de Soma de Correntes para o cálculo do Fluxo de Potência</i>	52
4	MODELOS MATEMÁTICOS	55
4.1	Modelo MIQP Real - DC	55
4.2	Modelo MIQP Completo - AC	59
5	MÉTODOS	63
5.1	Fix-and-Optimize	63
5.2	Heurística Fix and Optimize para Modelo MIQP Real	65
5.3	Heurística Fix-and-Optimize para Modelo MIQP Completo	67
6	RESULTADOS COMPUTACIONAIS	75
6.1	Resultados Computacionais: Modelo MIQP Real e Heurística FO para MIQP Real	75

6.1.1	<i>Análise de Sensibilidade e o Sistema de 415 barras</i>	75
6.1.2	<i>Sistemas de Referência</i>	78
6.1.2.1	<i>Sistema de 16 barras</i>	78
6.1.2.2	<i>Sistema de 33 barras</i>	79
6.1.2.3	<i>Sistema de 69 barras</i>	80
6.1.2.4	<i>Sistema de 70 barras</i>	81
6.1.2.5	<i>Sistema de 72 barras</i>	81
6.1.2.6	<i>Sistema de 119 barras</i>	82
6.1.2.7	<i>Sistema de 873 barras</i>	82
6.1.3	<i>Extensões do Sistema de 72 barras e Resultados</i>	84
6.2	Resultados Computacionais: Modelo MIQP Completo e Heurística FO para MIQP Completo	87
6.2.1	<i>Análise de Sensibilidade</i>	88
6.2.2	<i>Sistemas de Referência</i>	93
6.2.2.1	<i>Sistemas Testes - Grupo 1</i>	94
6.2.2.2	<i>Sistemas Testes - Grupo 2</i>	95
6.2.3	<i>Resultados das Extensões do Sistema de 72 barras</i>	97
6.2.4	<i>Extensão do Sistema de 10560 barras</i>	99
6.3	Análise Comparativa das Heurísticas	101
7	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	105
7.1	Artigos	107
	REFERÊNCIAS	109

INTRODUÇÃO

1.1 Contexto e Motivação

O marco regulatório do setor elétrico no Brasil criou um mercado competitivo, exigindo que as empresas concessionárias de energia busquem sempre novos procedimentos para aumentar a eficiência, tanto na gestão administrativa quanto na técnica, ao mesmo tempo que atendem aos anseios de acionistas e clientes. Tal setor é regulamentado por agências e órgãos reguladores, que visam promover o incremento constante da qualidade da energia que é ofertada, bem como uma operação com custos compatíveis.

Neste contexto de companhias concessionárias, o sistema elétrico brasileiro pode ser dividido em três grandes grupos: geração, transmissão e distribuição. O primeiro destes compreende os centros geradores de energia como as usinas hidrelétricas. A transmissão é responsável pelo transporte da energia elétrica dos centros de geração até as subestações de distribuição, por meio das linhas de transmissão. Por fim, os alimentadores de distribuição são os responsáveis pela conexão final aos grandes, médios e pequenos consumidores (KAGAN; OLIVEIRA; ROBB, 2005).

As redes de distribuição primárias, ou redes de média tensão, emergem das subestações de distribuição e operam normalmente em configuração radial. Tais redes atendem aos consumidores primários (indústrias de médio porte, conjuntos comerciais, entre outros) e às estações transformadoras que suprem a rede secundária, ou de baixa tensão. As redes primárias podem ser aéreas ou subterrâneas, sendo que as aéreas são as mais utilizadas no Brasil.

Nas redes de distribuição primárias, um dos problemas que tem ganhado cada vez mais a atenção dos agentes do setor é o das perdas elétricas, pois estas contribuem para aumentar o custo operacional do sistema, exigindo a antecipação de investimento com o objetivo de manter a qualidade da energia. Tais perdas podem ser divididas em duas formas distintas: perdas técnicas e perdas comerciais. As perdas técnicas são inerentes ao sistema de distribuição e se

relacionam com diversos fatores, tais como propriedades do material, tipos de equipamentos dos consumidores, nível de utilização do sistema, dentre outros. As perdas comerciais são aquelas ocasionadas por fraude de energia.

Segundo a Associação Brasileira de Distribuidores de Energia (ABRADEE), na última década, a média das perdas técnicas ficou em torno de 8 % do total de energia produzida no país (ABRADEE, 2017). O uso de ferramentas apropriadas torna possível o planejamento de ações eficazes capazes de reduzir tal percentual e aumentar a energia disponível. Além disso, tais ferramentas também podem permitir uma melhor regulação da magnitude das tensões ao longo dos circuitos de distribuição, obtendo-se uma diminuição do custo operacional da rede.

A redução de perdas em sistemas de distribuição pode ser obtida por meio de três linhas de atuação: substituição de linhas e equipamentos, modificações na carga e reconfiguração das redes. As duas primeiras formas de se reduzir perdas técnicas estão associadas a ações de longo prazo e custos de investimentos na rede. A reconfiguração, por outro lado, constitui-se como um aspecto importante no planejamento de sistemas de distribuição, onde se define com que topologia o circuito da rede irá operar dentro do horizonte de planejamento (KAGAN, 1999).

Tomando por base as premissas expostas, a presente tese descreve resultados obtidos através do desenvolvimento de metodologias para redução de perdas por meio de reconfiguração de redes. Trata-se da alteração de topologia da rede, por meio de manobras de comutação das chaves de interconexões, buscando a redução das perdas técnicas e mantendo a condição de radialidade do sistema. Ao se alterar o estado de uma chave de interconexão (aberto/fechado), as correntes de carga são transferidas de um alimentador para outro. Dada a existência de um elevado número de chaves nos sistemas reais de distribuição, a quantidade de operações de comutação resultante pode ser relativamente grande.

Nesse contexto, a análise das topologias radiais existentes na rede é necessária para se encontrar uma topologia ótima. Desta forma, o problema de reconfiguração de redes de distribuição para minimizar as perdas se torna um problema de otimização de natureza combinatória em função do número de topologias possíveis.

1.2 Objetivos

O principal objetivo desta pesquisa é avaliar a minimização das perdas técnicas através da reconfiguração de rede de distribuição de energia elétrica, utilizando uma nova formulação matemática e a resolução aproximada utilizando a heurística de melhoria *Fix-and-Optimize*. Essa avaliação será conduzida sobre instâncias da literatura, instâncias propostas neste trabalho e instâncias fundamentadas em sistemas reais. Atenção especial será dada à avaliação de sistemas de grande porte, onde métodos exatos ou baseados em técnicas de programação matemática normalmente enfrentam problemas para obtenção de boas soluções dentro de um tempo computacional razoável.

Os objetivos específicos são delineados como:

- Propor novas restrições para o problema de reconfiguração que permitam melhorar sua descrição e encontrar de forma mais rápida uma solução.
- Adaptar a heurística de melhoria *Fix-and-Optimize* que utiliza a resolução de submodelos para melhorar a solução atual do problema. A heurística *Fix-and-Optimize* ainda não foi aplicada ao problema de reconfiguração de redes tal como abordada nesta pesquisa.
- Avaliar a viabilidade do uso do modelo e da heurística propostos na resolução de sistemas elétricos de grande porte.

1.3 Organização do Texto

O restante deste texto está estruturada da seguinte forma:

- No [Capítulo 2](#), encontram-se resultados da pesquisa bibliográfica realizada para apoio no desenvolvimento deste trabalho. A investigação mostrou a grande dificuldade do problema elétrico tratado, pela natureza combinatorial do estado das chaves e também pela restrição de radialidade nas redes de distribuição. Destaca-se que foram encontrados poucos trabalhos que abordam a solução do problema de reconfiguração de redes por otimização clássica, que é um dos objetivos deste trabalho.
- No [Capítulo 3](#), apresentam-se as bases metodológicas utilizadas para o desenvolvimento desse trabalho, destacando os conceitos principais para o entendimento do problema tratado.
- No [Capítulo 4](#), descrevem-se os modelos matemáticos desenvolvidos. Primeiramente um modelo simplificado que considera apenas a parte ativa das instâncias envolvidas, já apresentando boa aproximação na resolução do problema. Seguindo, apresenta-se um modelo completo, considerando a parte reativa das instâncias e melhorando assim a descrição do problema.
- No [Capítulo 5](#), apresentam-se as duas heurísticas de melhoria adaptadas para o problema descrito neste trabalho. As heurísticas são desenvolvidas e detalhadas com exemplos específicos.
- No [Capítulo 6](#) são detalhados e comparados os resultados de 26 sistemas testados com os modelos matemáticos e heurísticas desenvolvidas neste trabalho. Em seguida, uma análise comparativa das duas heurísticas é apresentada.
- No [Capítulo 7](#), as conclusões desta tese de doutorado e as perspectivas para trabalhos futuros são apresentadas.

BIBLIOGRAFIA FUNDAMENTAL

A revisão bibliográfica descrita neste capítulo apresenta os trabalhos relacionados considerando três grupos de metodologias de otimização utilizadas na resolução do problema de redução de perdas através da reconfiguração de redes: métodos exatos ou fundamentados em técnicas de programação matemática, métodos heurísticos e meta-heurísticos.

Antes porém, na linha temporal, cabe enfatizar os trabalhos pioneiros ([MERLIN; BACK, 1975](#)) e ([CIVANLAR *et al.*, 1988](#)) na resolução do problema aqui tratado. No primeiro, os autores desenvolveram um método exato que encontra a configuração ótima com menores perdas através da técnica de programação inteira *branch-and-bound*. Além disso, outro método, agora heurístico, denominado *Abertura sequencial de chaves* foi desenvolvido no mesmo trabalho. Neste método, parte-se de uma rede com todas as chaves fechadas e por uma heurística dos fluxos dos arcos as chaves são abertas a fim de obter uma configuração radial com menores perdas. No segundo trabalho, os autores apresentam uma heurística denominada *branch-exchange* (ou troca de ramos), onde a configuração final com perdas menores que a inicial é obtida pela permutação de pares de chaves (uma aberta e outra fechada).

Após esses trabalhos, inúmeros algoritmos foram propostos a fim de encontrar uma solução ótima ou próxima da ótima. Neste capítulo, apresentam-se as pesquisas mais proeminentes e relacionadas ao problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica, em especial aquelas que trataram da redução de perdas ativas.

2.1 Métodos Exatos e Fundamentados em Programação Matemática

Os métodos exatos têm como objetivo encontrar soluções ótimas, porém suas aplicações em sistemas de distribuição de larga-escala pode se tornar difícil devido à característica combinatorial e ao crescimento exponencial das variáveis do problema mencionado. Muitas

das vezes, para sua utilização em grandes sistemas, modelos têm suas restrições simplificadas e/ou relaxadas, permitindo assim a obtenção de soluções aproximadas. Alguns métodos exatos aplicados na resolução de tais modelos são: *branch-and-bound*, *branch-and-cut*, Decomposição de Benders e Programação Dinâmica.

Um dos trabalhos pioneiros a resolver o problema de minimização de perdas com reconfiguração de redes de forma exata foi (GLAMOCANIN, 1990), onde os autores o conceberam como um problema de transporte com custos quadráticos. As premissas mais presentes na literatura correlata, sobre redução de perdas com reconfiguração de redes, referem-se à necessidade de se utilizar sempre topologias radiais ((ABUR, 1996b) e (ABUR, 1996a)) e de se impor restrições elétricas como nível de tensão, corrente e número de chaveamentos. A medida que se aumentam as quantidades de chaveamentos, estes devem ser considerados como restrições nos métodos de otimização, como feito pelos autores (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990).

Fica evidente em (JR; WATANABE, 1990), por exemplo, que a elevação da quantidade de chaves na rede demanda por uma metodologia capaz de otimizar o problema com reduzido custo computacional para se encontrar uma solução. Outro aspecto a ser levado em consideração é o relacionamento das variáveis elétricas no sistema de distribuição, sendo que praticamente todas as propostas de otimização utilizando variáveis elétricas na distribuição necessitam de um algoritmo de fluxo de carga específico (JASMON; CALLISTUS; LEE, 1991) e (BARAN; WU, 1989). Em (LÓPEZ *et al.*, 2002), por exemplo, os autores propuseram um fluxo de carga radial para resolver sub-problemas a cada iteração e não o problema completo de uma única vez.

Os autores em (CHEN; CHO, 1993) apresentam o primeiro trabalho sobre reconfiguração de redes de distribuição com o objetivo de reduzir perdas de energia em um determinado período. Para tanto, a carga foi caracterizada por um perfil diário discretizado em 24 pontos (período de integração de 1 hora) e utilizou-se dados medidos em campo durante o período de 1 ano. Dois instantes de chaveamento foram definidos ao longo deste ano: um no início do verão e outro no início do inverno. Para isso, a reconfiguração da rede foi executada em duas etapas: uma de hora em hora durante 1 dia e outra dependendo das variações sazonais da carga, que foram incorporadas ao problema.

Os autores em (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) e (RAMOS *et al.*, 2005) apresentam métodos fundamentados no caminho-para-nó, permitindo que as restrições elétricas e de radialidade da rede sejam formuladas de forma algébrica. A adição do critério de máxima queda de tensão permitida, que considerou magnitude das tensões nas barras, é o que diferencia as duas propostas. Com isso, a formulação busca encontrar a solução para redes de grande porte, apesar de utilizar a rede referida em (BARAN; WU, 1989) para testes. Seguindo essa mesma linha em teoria de grafos, métodos de restabelecimento de energia e minimização de perdas são propostos em (MOHANRAM; SUDHAKAR, 2011) e (AVELLA; VILLACCI; SFORZA, 2005) utilizando um algoritmo de árvore geradora mínima e um modelo de arborescência de Steiner, respectivamente.

Uma metodologia para reconfiguração de redes de distribuição integrada com Fluxo de Potência Ótimo (FPO), com base em uma abordagem de decomposição de Benders, é descrita em (KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009). A formulação é dividida em duas: a primeira trata o problema principal (mestre) que é formulado como um problema de programação não-linear inteiro misto (PNLIM) e a segunda é o sub-problema que é formulado como um problema de programação não-linear. Basicamente, o primeiro determina a topologia radial da rede de distribuição e o segundo é utilizado para determinar a possibilidade de se obter uma solução do problema mestre por meio de um FPO. Também são fornecidas informações para formular os cortes lineares que ligam ambos os problemas. Uma variante do algoritmo de decomposição de Benders utilizado em reconfiguração de redes pode ser encontrada em (KAGAN; ADAMS, 1993).

Os autores em (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015) provam experimentalmente que a configuração radial é uma das piores topologias quando o objetivo é se operar com um mínimo de perdas técnicas. Utilizando-se de modelos PNLIM, promoveram um debate na comunidade científica a respeito de uma possível mudança de paradigma topológico para a operação de sistemas de distribuição com um pequeno número de *loops*, quando as perdas se aproximam das mínimas possíveis. Cabe salientar, entretanto, que a operação de topologias não radiais implicaria em mudanças significativas na operação e proteção dos sistemas de distribuição. A PNLIM também se faz presente em (HIJAZI; THIÉBAUX, 2015), sendo que os autores promoveram relaxamento das restrições e equações de fluxo de carga para garantir a otimalidade da solução, resultando em grande custo computacional.

Pensando no problema como um modelo PNLIM, destacam-se os trabalhos (OLIVEIRA *et al.*, 2014) e (JABR; SINGH; PAL, 2012). O primeiro apresenta um algoritmo para reconfiguração ótima de sistemas de distribuição com objetivo de minimizar perdas considerando diferentes níveis de carregamento. Já em (JABR; SINGH; PAL, 2012), o grande diferencial é o fato dos autores tratarem a presença de Geração Distribuída (GD) no sistema de distribuição, utilizando o algoritmo de Programação Cônica Inteira Mista (PCIM) disponível em (JABR, 2006). Em contrapartida aos métodos inteiros mistos, em (ROMERO-RAMOS; RIQUELME-SANTOS; REYES, 2010) é apresentado um novo modelo para calcular as perdas do sistema de distribuição utilizando-se um grupo não convencional de variáveis ao invés das tensões nas barras. Essas novas variáveis permitem obter um problema de otimização mais simples, onde o produto de variáveis contínuas e variáveis binárias não aparece e o problema passa a ter uma função objetivo linear com restrições de desigualdade.

As técnicas de ramificação, como Branch-and-Cut (AHMADI; MARTÍ, 2015a) e Branch-and-Bound (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014) são utilizadas para redução do espaço de busca e o tempo computacional. Nas referidas propostas, à medida que o número de nós aumenta, o espaço de busca e o tempo computacional diminuem, ao contrário de outras técnicas encontradas na literatura, pois reduzem o número de soluções candidatas durante a busca ótima.

Um modelo de programação inteira mista quadrática é descrito em (TAYLOR; HOVER, 2012), onde os autores resolveram o problema de reconfiguração de redes utilizando as restrições quadráticas originais e uma aproximação cônica de segunda ordem para o fluxo de carga. Uma das principais vantagens da proposta é garantir a otimalidade, porém com elevado custo computacional em sistemas de larga escala.

2.2 Métodos Heurísticos

De acordo com (NGUYEN; YANG; BRANKE, 2012) e (BOUSSAÏD; LEPAGNOT; SIARRY, 2013), os métodos heurísticos são conhecidos por retornarem boas soluções para problemas complexos de otimização, dentro de um tempo computacional razoável. Todavia, esses métodos não necessariamente comprovam a otimalidade da solução obtida. Segundo (SOUZA, 2008), as heurísticas são mais utilizadas em problemas em que não é estritamente necessário encontrar o ótimo global, mas apenas uma boa solução já pode ser suficiente.

Técnicas heurísticas para resolver o problema de redução de perdas com reconfiguração de redes têm sido propostas desde o fim dos anos 80, sendo que é possível se destacar o trabalho (CIVANLAR *et al.*, 1988) como sendo um dos mais citados em pesquisas correlatas. Como já mencionado no início deste Capítulo, os autores partem de uma solução factível e através do método *branch exchange* alteram a topologia da rede analisando as tensões da chave escolhida para ser fechada, permitindo assim estimar a variação da perda total do sistema devido à transferência de carga de um circuito para outro. Nesse trabalho, os autores testam o método para o sistema de 16 barras, encontrando uma solução para o problema apesar de não ser a topologia com menores perdas possíveis. Nos anos seguintes, diversos autores, tais como (LIU; LEE; VU, 1989), (BARAN; WU, 1989), (SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989), (MORELATO; MONTICELLI, 1989) e (GOSWAMI; BASU, 1992) propuseram modificações para melhorar a eficiência e precisão do método proposto em (CIVANLAR *et al.*, 1988).

A minimização de perdas e o balanceamento de carga em (BARAN; WU, 1989) são tratados como um problema de programação inteira. Através da heurística *branch-exchange*, uma chave inicialmente aberta é fechada a fim de gerar *loop* e as possíveis chaves a serem abertas para que a rede permaneça radial e ainda com menores perdas são analisadas. Esta análise é feita por dois métodos diferentes de aproximação do fluxo de potência desenvolvido pelos próprios autores para sistemas de distribuição radiais. Sendo assim, os métodos são utilizados para calcular o novo fluxo de potência após cada possível troca de ramos, escolhendo ao final a que tenha menor perda. Os autores ainda destacam que o método não examina todas as árvores possíveis, garantindo que a solução será otimizada localmente. Os métodos de estimativa do fluxo de potência desenvolvidos para redução de perdas podem ainda ser utilizados para o problema de balanceamento de carga. Estratégias heurísticas foram empregadas em (SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989), (MORELATO; MONTICELLI, 1989) e (GOSWAMI; BASU, 1992) para reconfiguração e

restabelecimento do sistema, inserindo limites de tensão nas barras, limite máximo de fluxo de corrente nas linhas, e limites de operações nos chaveamentos.

Os autores (TALESKI; RAJICIC, 1997) propuseram um método com o objetivo de reduzir a energia perdida por efeito Joule em redes de distribuição. O método pode ser usado para obter a configuração de rede com perda mínima de energia ativa durante um período de tempo. A técnica utilizada é a troca de ramos e são analisados pares de alimentadores definidos pelas chaves Normalmente Abertas (NA) que os interconectam. A reconfiguração é realizada fechando todas as chaves abertas que definem o laço e, posteriormente, abrindo a chave no ramal que produz máxima redução em perdas de energia. O método de se escolher qual a chave candidata a ser aberta é o mesmo encontrado em (CIVANLAR *et al.*, 1988) e regras heurísticas são utilizadas para determinar a ordem com que os laços são analisados e reconfigurados.

Um método heurístico construtivo para o problema de reconfiguração de redes é descrito em (DCDERMOTT; DREZGA; BROADWATER, 1999) que, diferentemente do trabalho (MERLIN; BACK, 1975) descrito no início deste Capítulo, inicia-se considerando todas as chaves do sistema abertas. A medida que o algoritmo avança, as chaves vão sendo fechadas até se obter um sistema radial. Para a escolha de qual chave deve ser fechada, utiliza-se uma fórmula aproximada verificando o incremento das perdas totais no sistema após o fechamento de cada uma. Em seguida, executa-se o fluxo de carga para verificar o incremento exato das perdas. O método é comparado com (GLAMOCANIN, 1990), (CIVANLAR *et al.*, 1988) e (BARAN; WU, 1989) obtendo melhores resultados em todas as comparações.

Um algoritmo heurístico é descrito em (MANTOVANI; CASARI; ROMERO, 2000) para obter configurações de redes com menores perdas, utilizando um procedimento fundamentado na máxima queda de tensão permitida nos alimentadores. Com base no método troca de ramos, os autores propõem fechar a chave inicialmente aberta, e buscar as possíveis chaves a serem abertas a fim de manter a radialidade, examinando as configurações geradas. Esta análise é feita através do cálculo do fluxo de potência, verificando se a maior queda de tensão da configuração analisada está dentro do limite permitido. Caso esteja, a configuração em questão é armazenada para uma posterior comparação com todas as outras encontradas neste processo. Caso contrário, novos chaveamentos são testados na busca de configurações com máxima queda de tensão dentro dos parâmetros permitidos.

Os autores em (GOHOKAR; KHEDKAR; DHOLE, 2004) propõem uma metodologia para resolver o problema de reconfiguração por meio de um fluxo de carga modificado iterativo. Apesar de usar teoria de grafos, a metodologia pode ser aplicada em sistemas de qualquer dimensão e não é necessária nenhuma sequência ou ordem de numeração para nós e ramos. Ainda, são necessárias muitas iterações antes da convergência do fluxo de carga. No trabalho descrito em (GOMES *et al.*, 2006), é apresentado um algoritmo heurístico de reconfiguração de redes, formulado especialmente para sistemas de distribuição radiais de grande porte. Diferentemente dos métodos heurísticos que selecionam cada chave candidata para ser aberta por meio da análise

sensitiva das variáveis diretamente associadas à chave, esta metodologia examina a sensibilidade das perdas totais do sistema em relação à topologia resultante da abertura da chave.

O problema de reconfiguração de redes utilizando um fluxo de carga para ramos é proposto em (SINGH *et al.*, 2009) para reduzir as perdas técnicas. A heurística denominada *Sequential Switch Opening* inicia-se com todas as chaves fechadas, abrindo-se sequencialmente uma a uma até que uma configuração radial com a menor perda seja encontrada. A sequência a ser seguida é a ordem crescente das correntes calculadas pelo fluxo de potência. Os autores ampliam o método para o problema de restabelecimento, conseguiram melhorar o perfil de tensão, porém foi testado apenas em sistemas de pequeno porte.

Um algoritmo multi-objetivo é proposto em (SAVIER; DAS, 2011), sujeito às restrições operacionais e elétricas para otimizar 4 objetivos, sendo eles: minimização das perdas técnicas, minimização dos desvios de tensões nos nós, minimização das violação da restrição de corrente e minimização do desequilíbrio de carregamento do transformador. Na maioria dos trabalhos encontrados em literatura, todas as chaves candidatas precisam ser testadas para se comprovar a eficiência de uma topologia na redução de perdas. Os autores diferenciam sua pesquisa ao considerar todas as chaves candidatas, porém a heurística proposta é capaz de avaliá-las individualmente.

Duas técnicas heurísticas são combinadas em (ABABEI; KAVASSERI, 2011) para reduzir o tempo computacional na busca de soluções para o problema da reconfiguração de redes com redução de perdas. Na primeira a técnica de troca de ramos foi melhorada modelando o problema de reconfiguração de redes como Fluxo Máximo de Custo Mínimo (FMCf) (AHUJA; MAGNANTI; ORLIN, 1993). Para isso, cargas são transferidas entre alimentadores de modo que se tenha maior redução de perdas. A segunda heurística denominada "caminhadas aleatórias" (DOYLE; SNELL, 2000) é utilizada para estimar as perdas e as magnitudes de tensão nas barras.

O trabalho de (ABULWABA, 2011) também utiliza a teoria de grafos no algoritmo de fluxo de carga. A metodologia utiliza o grafo direcionado para encontrar a profundidade e em cada mudança (iteração), nesta ordem, criam-se vetores necessários para geração de duas matrizes de nós. Uma delas é a matriz de incidência nó-ramo e a outra é uma relação entre injeção de corrente nas barras e correntes no ramo, evitando a criação de ramos desconexos ou ciclos. O algoritmo de fluxo de carga apresentado é integrado com técnicas heurísticas e uma nova busca heurística para resolver o problema de reconfiguração de redes com perda mínima. Tal técnica pode ser dividida em duas partes: uma determina a melhor combinação de comutação em todos os laços com o mínimo de esforço computacional possível, enquanto a outra determina a perda de energia e o cálculo do perfil de tensão da melhor combinação encontrada na primeira parte.

Uma heurística fundamentada no *opening-branch* é proposta em (ZIN *et al.*, 2012) que permite reduzir o número de operações de análise de fluxo de carga em cada topologia candidata.

Algumas chaves são iniciadas como abertas e as demais encontradas são atualizadas por meio de operações repetidas da heurística *circular-updating*. Uma lista de chaves candidatas é gerada a partir da configuração inicial e, se esta resulta em topologia radial, a primeira chave da lista é selecionada para ser fechada. O método então executa o fluxo de carga, o ramo com a menor corrente é selecionado para ser aberto na próxima iteração e a chave correspondente é colocada ao fim da lista. O procedimento é repetido até que a melhor configuração seja encontrada.

O método UVDA (*Uniform Voltage Distribution based constructive Algorithm*) é apresentado em (BAYAT, 2013) para resolver reconfigurações de redes de larga escala. O método inicia por meio da expansão de uma sub-rede, fazendo um mapeamento da máxima tensão possível nas barras. Os autores sugerem a aplicação simultânea de *branch-exchange* para cada chave aberta e seus respectivos pares vizinhos. Uma lista classificatória de chaves abertas e sequências de loops que promovam uma solução quase ótima ou ótima são determinadas por meio deste método. Em (GHASEMI; MOSHTAGH, 2014), os autores sugerem uma modificação no *branch-exchange* e uma nova codificação para sistemas de distribuição, visando a minimização das perdas e melhoria no perfil de tensão. O algoritmo parte de uma solução factível e calcula um fluxo de carga para cada nova configuração. O método pode ser empregado em sistemas de distribuição balanceados ou não, porém não considera a aplicação de múltiplas trocas de ramos ao mesmo tempo.

Os autores em (AHMADI; MARTI, 2015) formularam um fluxo de potência linear (*Linear Current Flow* (LCF)) para o problema de reconfiguração de redes elétricas. Essas equações são então utilizadas para formular o problema de minimização de perdas como um modelo MIQCP (*Mixed-Integer Quadratically Constrained Programming*). Tal modelo apresenta dois termos quadráticos e, para facilitar sua resolução, técnicas de relaxamento são aplicadas para substituir as restrições quadráticas por relaxações poliédricas. Deriva-se então um novo modelo denominado MILP (*Mixed-Integer Linear Programming*). Um método heurístico rápido é desenvolvido pelos autores para inicializar o processo de solução e encontrar a árvore geradora mínima para o grafo que representa uma rede com todas as chaves fechadas. Os testes são feitos comparando os dois modelos propostos e, embora o tamanho do problema MILP seja maior do que o MIQCP, a complexidade computacional do problema de programação linear resolvido em cada iteração é menor que o problema de programação quadrática equivalente.

Os mesmos autores propõem em (AHMADI; MARTÍ, 2015b) uma heurística para encontrar boas soluções iniciais através do problema de árvore geradora mínima (MST - *Minimum Spanning Tree*) para a minimização de perdas por meio da reconfiguração de redes. O algoritmo *Prim* (PRIM, 1957) é utilizado para encontrar a MST e depois um processo de busca local fundamentado na análise de sensibilidade na vizinhança das possíveis chaves abertas é executado. A cada mudança no estado das chaves é necessário o cálculo do fluxo de potência para avaliar as perdas da configuração encontrada. Os testes são comparados com o modelo MIQCP proposto em (AHMADI; MARTI, 2015) e observa-se que a solução gerada pelo MST está muito próxima da solução encontrada por MIQCP, além de apresentar tempo computacional extremamente

baixo.

A contribuição principal do trabalho descrito em (FARIA; RESENDE; ERNST, 2017) consiste na utilização da teoria de grafos para gerar apenas soluções factíveis, sendo que o tempo de busca é utilizado como métrica de performance do método. Nomeado de BRKGA (*Biased Random-Key Genetic Algorithm*), o algoritmo produz soluções denominadas chaves aleatórias no intervalo real $(0,1)$ e depois um *decoder* é empregado para mapear essas soluções no espaço de busca do problema. Tal processo de decodificação utiliza regras derivadas da teoria de grafos e garante apenas a geração de soluções factíveis, reduzindo a dimensão do espaço de busca e evitando desperdício de tempo em soluções não factíveis.

2.3 Métodos Meta-Heurísticos

Os métodos Meta-Heurísticos apresentam estratégias mais gerais de exploração do espaço de busca que permitem sua aplicação em uma variedade maior de problemas de otimização (TALBI, 2009). Segundo (SOUZA, 2008), as meta-heurísticas são generalizações dos métodos heurísticos que utilizam técnicas de Otimização e Inteligência Computacional para obter melhores estratégias de busca. Alguns desses métodos que têm se destacado na literatura são: Algoritmo Genético (AG), *Simulated annealing*, *Bushy Tabu*, *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP), Otimização por Colônia de Formigas, Otimização por Enxame de Partículas, entre outros.

O primeiro método fundamentado em algoritmos genéticos para resolver o problema de redução de perdas com reconfiguração de redes foi proposto por (NARA *et al.*, 1992). Foram realizadas comparações com o método proposto por (AOKI *et al.*, 1990), onde melhores resultados foram obtidos com algoritmos genéticos. Porém, uma limitação deste método é a geração de indivíduos infactíveis quando seus pais eram submetidos aos operadores genéticos e, conseqüentemente, tinham que ser descartados. Melhoramentos desta pesquisa podem ser encontrados em (ZHU, 2002).

Um algoritmo evolutivo para resolver o problema de reconfiguração de redes sob diferentes condições de carregamento foi proposto em (AMASIFEN; ROMERO; MANTOVANI, 2005). Neste trabalho, os indivíduos são simbolizados por vetores decimais que representam somente as chaves abertas necessárias para manter o sistema radial. Para reduzir o esforço computacional na geração da população inicial e melhorar o desempenho do processo, os autores desenvolveram uma metodologia capaz de identificar redes radiais. No mesmo ano, os autores em (DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005) propuseram uma codificação de árvore e dois operadores genéticos para melhorar o desempenho dos *Evolutionary Algorithm* (EA) para problemas de reconfiguração de redes. Tal proposta surge do fato de que vários EAs têm sido utilizados para lidar com este problema complexo, porém o tempo de execução pode ser muito alto e tais problemas podem ser drasticamente afetados pela representação em árvore adotada.

Segundo os autores, representações inadequadas podem reduzir de forma efetiva o desempenho do algoritmo, ou seja, a representação empregada para a codificação dos cromossomos e dos operadores correspondentes são muito importantes para o desempenho.

Baseado no algoritmo genético adaptativo (AGA - *Adaptive Genetic Algorithm*) (SRI-NIVAS; PATNAIK, 1994), um algoritmo genético adaptativo melhorado (IAGA - *Improved Adaptive Genetic Algorithm*) que combina controle de capacitores e reconfiguração de rede para redução de perdas em sistemas de distribuição é proposto em (ZHANG; FU; ZHANG, 2008). Enquanto o IAGA é usado para otimizar o controle de capacitores, um algoritmo de troca de ramos simplificado é utilizado para encontrar a topologia ideal para cada indivíduo durante o processo evolutivo. Ainda no campo de algoritmos genéticos adaptativos, uma adaptação do AG apresentado em (CHU; BEASLEY, 1997) é proposta em (CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008) utilizando uma nova codificação capaz de garantir a radialidade de todas as configurações geradas. A partir da codificação proposta é gerada uma população inicial contendo apenas topologias radiais. O objetivo desta abordagem é minimizar as perdas ativas que são calculadas por meio do fluxo de potência de Varredura Direta/Inversa (SANTOS; DELBEM; BRETAS, 2008) para cada nova configuração obtida.

Os autores em (BRAZ; SOUZA, 2011) propuseram uma abordagem de reconfiguração de redes para minimizar perdas e número de operações de chaves. Um AG com duas codificações sequenciais, nomeadas de codificação sequencial subtrativa (CSS) e codificação sequencial aditiva (CSA), é capaz de representar apenas topologias radiais. Uma nova codificação para várias técnicas de meta-heurísticas é introduzida em (SWARNKAR; GUPTA; NIAZI, 2011b) para resolver o mesmo problema. Tal codificação é fundamentada na teoria de grafos, onde não apenas se restringe o espaço de busca da solução ótima, mas também se evitam verificações em malhas tendenciosas. Isso é justificado uma vez que a restrição de radialidade aumenta razoavelmente a complexidade quando se aplica meta-heurísticas.

Uma abordagem denominada MEAN (*Multi-objective Evolutionary Algorithm with Node-depth encoding*) é proposta em (SANTOS *et al.*, 2010) combinando um algoritmo evolutivo multi-objetivo com Representação Nó-Profundidade (RNP). O método trabalha paralelamente com várias subpopulações armazenadas em tabelas, possibilitando assim a realização de uma melhor exploração do espaço de busca. Como cada configuração gerada pelos operadores da RNP possui todas as barras já ordenadas segundo a relação do Modelo Pai-Filho (MPF), a abordagem proposta possibilita a execução do algoritmo de fluxo de carga (SANTOS; DELBEM; BRETAS, 2008) de forma mais eficiente. Nesta mesma linha destacam-se os trabalhos descritos em (CEBRIAN; KAGAN, 2010) e (SANCHES *et al.*, 2011)

Os autores em (KIM; KO; JUNG, 1993) utilizaram redes neurais artificiais do tipo MLP (*Multi-Layer Perceptron*), para resolver o problema de reconfiguração de redes de distribuição. Para treinar tal rede neural, os autores aplicam um conjunto de configurações para diferentes valores de carregamento e, para diminuir o esforço computacional, a rede de distribuição foi divi-

dida em zonas de carga. Nesta mesma linha se encontra o trabalho de (SALAZAR; GALLEGU; ROMERO, 2006), onde os autores combinam uma rede neural artificial MLP com técnicas de *clustering* (agrupamento). Tais técnicas combinadas com técnicas de validação foram utilizadas para determinar o conjunto de treinamento para a rede neural visando reduzir o número de dados de entrada e melhorar o desempenho do algoritmo. A ferramenta matemática conhecida como técnica de *clustering* é utilizada na análise e criação de grupos com características comuns, além de aumentar a capacidade de generalização e facilitar a busca de soluções com menores perdas pela rede neural.

Os autores (SU; CHANG; CHIOU, 2005) apresentaram um algoritmo fundamentado em colônias de formigas (*Ant Colony Search Algorithm* (ACSA)) para resolver o problema de minimização de perdas por reconfiguração de redes. Ao aplicar o ACSA, a solução quase-ótima para o problema de reconfiguração pode ser efetivamente alcançada. Também pode-se encontrar a utilização deste tipo de algoritmo nos trabalhos (ABDELAZIZ; OSAMA; EL-KHODARY, 2012) e (CARPANETO; CHICCO, 2008), ambos com o objetivo de minimizar as perdas através da reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica. Já em (AHUJA *et al.*, 2013), os autores promoveram uma modificação no algoritmo de busca de colônia de formigas, conseguindo melhorias computacionais para o problema em questão.

Em (DAS, 2006a), combinou-se um sistema *fuzzy* multi objetivo e regras heurísticas para resolver o problema de reconfiguração na rede de distribuição de energia elétrica. Os objetivos são avaliados pelos conjuntos *fuzzy* e as regras heurísticas são empregadas para reduzir o número de chaveamentos. Esta metodologia foi testada apenas para um sistema de distribuição com 70 barras.

Outras meta-heurísticas empregadas no problema de reconfiguração de redes e que podem ser encontradas em literatura são: *Plant Growth Simulation Algorithm* - PGSA (PGSA) (WANG; CHENG, 2008), Busca Tabu melhorada (ZHANG; FU; ZHANG, 2007), *Particle Swarm Optimization* (PSO) (ABDELAZIZ *et al.*, 2009), *Bacterial Foraging Optimization Algorithm* (KUMAR; JAYABARATHI, 2012) e AG sem revisitas (*Non-revisiting Genetic Algorithm* (NrGA)) (WANG; GAO, 2013) e (YUEN; CHOW, 2009). O método fundamentado em "*plant growth simulation algorithm*" (PGSA) para minimizar o total de perda de potência, descrito em (WANG; CHENG, 2008), caracteriza-se pelo mecanismo de crescimento de plantas e determina a possibilidade de novos ramos crescerem em diferentes nós de acordo com mudanças na função objetivo. Assim, o modelo simula o processo de crescimento de uma planta em direção à luz (ótimo global).

Um PSO modificado foi desenvolvido em (ABDELAZIZ *et al.*, 2009) para resolver o problema de reconfiguração com perda mínima. A modificação considerou a incorporação de uma configuração para o parâmetro de peso de inércia. Esse parâmetro diminui linearmente durante a simulação, permitindo explorar uma grande área no início da simulação. Além disso, é apresentada uma modificação no número de iterações e no tamanho da população.

Um método baseado em BFOA (*Bacterial Foraging Optimization Algorithm*) é descrito

em (KUMAR; JAYABARATHI, 2012) e aplicado ao problema de reconfiguração de redes que é formulado como um problema não-linear. BFOA é utilizado para encontrar a solução ideal e modificações foram necessárias para manter a estrutura radial da rede e também reduzir o espaço de busca de soluções.

Os autores em (WANG; GAO, 2013) propuseram um AG sem revisitas (NrGA) (YUEN; CHOW, 2009) a fim de resolver o problema de minimização de perdas sem violar as restrições elétricas da rede como por exemplo, limites máximos de corrente nas linhas e limites de queda de tensão. O Particionamento Binário do Espaço (PBE) que é um método para subdividir recursivamente um espaço de busca em dois hiperplanos é utilizado nesta metodologia, e uma estrutura de dados em árvore é construída para armazenar as soluções exploradas, possibilitando a consulta para verificar a revisita.

2.4 Avaliação dos Trabalhos Relacionados

Há poucos trabalhos que exploram a otimização clássica convexa de modelos matemáticos capazes de descrever o problema de minimização de perdas com reconfiguração de redes, como pode ser visto na Tabela 1 e Tabela 2 a seguir. Isso se explica pela complexidade dos problemas envolvendo sistemas de distribuição e a dificuldade de métodos convexos resolverem instâncias de grande porte. Há também poucas abordagens que exploram a resolução de problemas de larga escala utilizando técnicas de programação matemática sobre os modelos formulados.

Conforme apresentado no Capítulo 1, esta pesquisa se propõe a utilizar juntamente com métodos de otimização clássica, uma heurística de melhoria, denominada *Fix-and-Optimize* (FO), para resolver de maneira eficiente o problema de reconfiguração de redes. Partindo de uma solução inicial, a heurística FO resolve sub-modelos inteiro mistos a cada iteração, considerando um subconjunto de variáveis inteiras para ser otimizado e deixando as demais fixadas em seus valores atuais. A ideia é explorar uma porção do espaço de busca fixando parte da solução. Tal heurística tem sido aplicada com sucesso na resolução de problemas de dimensionamento de lotes ((SAHLING *et al.*, 2009), (HELBER; SAHLING, 2010) e (TOLEDO *et al.*, 2015)), timetabling ((DORNELES; ARAÚJO; BURIOL, 2014)), virtual network functions placement and chaining ((LUIZELLI *et al.*, 2017)), agendamento de pacientes ((TURHAN; BILGEN, 2017)), dentre outros.

Poucos são os trabalhos na literatura que utilizam heurísticas similares para solucionar o problema de perdas em sistemas de potência. Um exemplo são as heurísticas que fecham uma chave inicialmente aberta em uma rede radial de forma a obter um *loop*. Em seguida, dentro desse *loop*, encontra-se a melhor chave a ser aberta através de uma análise de sensibilidade (OLIVEIRA *et al.*, 2014), análise da corrente (SINGH *et al.*, 2009) ou pelo critério de diferença máxima de tensão (GOHOKAR; KHEDKAR; DHOLE, 2004) (GHASEMI; MOSHTAGH, 2014)

([ABULWABA, 2011](#)) ([SAVIER; DAS, 2011](#)) para obter a maior redução de perdas e permanecer assim com a rede radial. Verifica-se que para todos esses casos a escolha da chave a ser aberta dentro de um *loop* é determinada pelo fluxo de carga, diferentemente da heurística adaptada neste trabalho que resolve vários sub-MIPs para determinar o estado final das chaves. Além disso, vários autores otimizam apenas um par de chaves de cada vez dentro de um *loop*, enquanto a heurística FO tem a capacidade de otimizar o estado de várias chaves ao mesmo tempo dentro de uma mesma janela deslizante. Outra heurística proposta em ([BAYAT, 2013](#)) constrói uma rede radial por etapas, onde em cada etapa é adicionado um ramo e um nó de forma a ficar sempre radial. Todavia, a escolha do nó a ser adicionado à sub-rede é decidida através da maior tensão do nó dada pelo fluxo de carga.

A heurística proposta em ([AHMADI; MARTÍ, 2015b](#)) é a que apresenta maior similaridade com nossa proposta, pois os autores encontram uma solução através do algoritmo Prim para a árvore geradora mínima, ordenando de forma decrescente as correntes obtidas pelo fluxo de carga da configuração inicial. Para melhorar o resultado, aplicam *Local Search* nas chaves abertas determinadas pela árvore geradora mínima, uma de cada vez, a fim de encontrar e analisar os vizinhos de tais chaves. Todas as chaves vizinhas que puderem ser comutadas são analisadas através do fluxo de carga e aquela com a maior redução nas perdas é selecionada. Isso é feito para todas as chaves abertas. Observa-se que, após encontrar a árvore geradora mínima, o algoritmo otimiza apenas em uma vizinhança das chaves abertas, diferenciando esse método da heurística FO aqui adaptada que realiza a troca de ramos não somente em uma vizinhança pré estabelecida. Também vale destacar que em todas as heurísticas similares o fluxo de carga é utilizado para escolha da troca de ramos enquanto a heurística FO utiliza um modelo matemático para verificar a mudança de topologia .

A seguir apresenta-se uma tabela para fins de comparação dentre os trabalhos citados anteriormente e os métodos utilizados por cada um respectivamente. Nas linhas tem-se os trabalhos já citados nesta revisão e nas colunas os métodos utilizados: métodos exatos (ME), métodos baseados em técnicas de programação matemática (MBTPM) (modelos relaxados ou combinados), métodos heurísticos (MH) e métodos meta-heurísticos (MMH) (incluindo AE e AG).

Observa-se com a [Tabela 1](#) e [Tabela 2](#) a grande utilização de métodos heurísticos e meta-heurísticos para a resolução do problema de minimização de perdas por reconfiguração de redes elétricas. Com base nesses dados, temos o uso de métodos exatos e métodos baseados em programação matemática em 26,66% dos trabalhos citados, de métodos heurísticos em 34,67% e de métodos meta-heurísticos em 38,67%. Nos métodos meta-heurísticos destaca-se a utilização dos algoritmos genéticos e evolutivos.

Tabela 1 – Comparação dos trabalhos citados com os métodos utilizados.

Trabalhos × Métodos				
Trabalhos	ME	MBTPM	MH	MMH
(MERLIN; BACK, 1975)			X	
(CIVANLAR <i>et al.</i> , 1988)			X	
(LIU; LEE; VU, 1989)	X			
(BARAN; WU, 1989)			X	
(SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989)			X	
(MORELATO; MONTICELLI, 1989)			X	
(GLAMOCANIN, 1990)		X		
(JR; WATANABE, 1990)		X		
(CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990)	X			
(JASMON; CALLISTUS; LEE, 1991)		X		
(AOKI <i>et al.</i> , 1990)				X
(GOSWAMI; BASU, 1992)			X	
(CHEN; CHO, 1993)	X			
(KIM; KO; JUNG, 1993)				X
(KAGAN; ADAMS, 1993)	X			
(ABUR, 1996b)	X			
(ABUR, 1996a)	X			
(TALESKI; RAJICIC, 1997)			X	
(CHU; BEASLEY, 1997)				X
(DCDERMOTT; DREZGA; BROADWATER, 1999)			X	
(MANTOVANI; CASARI; ROMERO, 2000)			X	
(ZHU, 2002)				X
(LÓPEZ <i>et al.</i> , 2002)		X		
(GOHOKAR; KHEDKAR; DHOLE, 2004)			X	
(RAMOS <i>et al.</i> , 2005)	X			X
(AVELLA; VILLACCI; SFORZA, 2005)		X		
(SU; CHANG; CHIOU, 2005)				X
(AMASIFEN; ROMERO; MANTOVANI, 2005)				X
(DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005)				X
(GOMES <i>et al.</i> , 2006)			X	
(SALAZAR; GALLEGO; ROMERO, 2006)				X
(JABR, 2006)	X			
(DAS, 2006a)				X
(ZHANG; FU; ZHANG, 2008)				X
(CARPANETO; CHICCO, 2008)				X
(WANG; CHENG, 2008)				X
(CARRENO; ROMERO; PADILHA-FELTRIN, 2008)				X
(SINGH <i>et al.</i> , 2009)			X	
(KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009)	X			
(YUEN; CHOW, 2009)				X

Tabela 2 – Comparação dos trabalhos citados com os métodos utilizados.

Trabalhos × Métodos				
Trabalhos	ME	MBTPM	MH	MMH
(ABDELAZIZ <i>et al.</i> , 2009)				X
(ROMERO-RAMOS; RIQUELME-SANTOS; REYES, 2010)	X			
(SANTOS <i>et al.</i> , 2010)				X
(CEBRIAN; KAGAN, 2010)				X
(SANCHES <i>et al.</i> , 2011)				X
(MOHANRAM; SUDHAKAR, 2011)		X		
(SAVIER; DAS, 2011)			X	
(ABABEI; KAVASSERI, 2011)			X	
(BRAZ; SOUZA, 2011)				X
(SWARNKAR; GUPTA; NIAZI, 2011a)				X
(LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012)	X			
(ABDELAZIZ; OSAMA; EL-KHODARY, 2012)				X
(JABR; SINGH; PAL, 2012)	X			
(KUMAR; JAYABARATHI, 2012)				X
(ZIN <i>et al.</i> , 2012)			X	
(TAYLOR; HOVER, 2012)		X		
(WANG; GAO, 2013)				X
(BAYAT, 2013)			X	
(BORGES; FRANCO; RIDER, 2014)	X			
(OLIVEIRA <i>et al.</i> , 2014)		X		
(RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015)	X			
(HIJAZI; THIÉBAUX, 2015)		X		
(AHMADI; MARTÍ, 2015a)	X			
(AHMADI; MARTI, 2015)			X	
(AHMADI; MARTÍ, 2015b)			X	
(FARIA; RESENDE; ERNST, 2017)			X	

RECONFIGURAÇÃO DE REDES ELÉTRICAS

Neste capítulo encontra-se registrada uma breve explanação a respeito do sistema de energia elétrica e contextualiza nele o sistema de distribuição. Serão destacados aspectos necessários ao equacionamento do problema de reduções de perdas técnicas por reconfiguração de redes de energia elétrica, bem como uma breve introdução sobre teoria de grafos, que é utilizada na representação dos sistemas de distribuição de energia elétrica radiais. Por fim, apresenta-se o fluxo de potência e o método de varredura direta/inversa com exemplos.

3.1 Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

A primeira central elétrica entrou em funcionamento em 1882, situada em *Pearl Street* - Nova Iorque ([MONTICELLI; GARCIA, 1999](#)), determinando esta década como o marco do início dos sistemas de energia elétrica (os sistemas elétricos de potência). O primeiro sistema, operando em corrente contínua, alimentava uma rede de iluminação pública com 400 lâmpadas de 83 *Watts* cada, situada em uma área de 1,5 Km de raio.

O sistema de energia elétrica pode ser dividido em três subsistemas: geração, transmissão e distribuição. A [Figura 1](#) ilustra um sistema de potência e seus subsistemas, onde se tem:

- i. Sistema de geração: é composto por usinas de geração de energia elétrica, responsáveis por converter energia mecânica em energia elétrica, onde a fonte primária pode ser a água, o vento, o carvão, o óleo, a fusão nuclear, etc, e injetá-las nos sistemas de transmissão e distribuição ([SANCHES, 2012a](#)). Atualmente, segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL 2017), existem 4.724 empreendimentos geradores no Brasil, e o estado de São Paulo é o que apresenta maior capacidade de geração instalada;
- ii. Sistema de transmissão: é composto basicamente por linhas de transmissão e transformadores de potência e são responsáveis por ligar as geradoras de energia às subestações de

distribuição;

- iii. Sistema de distribuição: é composto por subestações e alimentadores e são responsáveis pelo fornecimento de energia aos consumidores urbanos, rurais e grandes empresas. No Brasil, atualmente existem 63 concessionárias responsáveis por esse sistema (ABRADEE 2017).

Figura 1 – O sistema de energia elétrica

Fonte – ABRADEE

Resumidamente, para viabilizar a transmissão de energia é necessário elevar-se a tensão a fim de que a corrente total diminua. Tal processo é feito pelas subestações de transmissão. Pela necessidade de aplicação e também por questões de segurança, a tensão a ser disponibilizada aos consumidores deve ser reduzida nos transformadores das subestações de distribuição. Usualmente o sistema de distribuição de energia é dividido em redes primária e secundária.

A rede primária emerge da subestação de distribuição e termina nos transformadores de distribuição e alguns consumidores de média tensão. Nestas redes também existem dispositivos de proteção, compensação e transformação. Alguns dispositivos de proteção permitem realizar manobras nas redes para transferência de cargas, abertura e fechamento de circuitos e ainda são utilizados para proteger os circuitos e seus componentes. Exemplos de dispositivos deste tipo são: disjuntores, chaves-fusíveis, chaves a óleo, chaves facas, religadores e pára-raios. Os dispositivos de correção corrigem grandezas elétricas que não estão dentro dos limites operativos. Por exemplo, os reguladores de tensão que mantêm as tensões nas cargas dentro dos padrões operativos e os bancos de capacitores, que são utilizados para corrigir valores do fator de potência, auxiliando na redução de perdas de energia, no aumento da capacidade do sistema e ainda na correção dos perfis de tensão (VIZCAINO, 2003). Por fim, os transformadores de distribuição são responsáveis por diminuir a tensão para os níveis usuais dos consumidores comuns (no Brasil, geralmente 220 ou 127 V) (BUENO *et al.*, 2005).

As redes secundárias emergem do enrolamento secundário dos transformadores de distribuição e terminam nos consumidores. Estas redes operam geralmente de forma radial ou em

malha, com baixas tensões em 220/127 V ou 380/220 V, atendendo os consumidores domésticos, pequenos comércios e indústrias.

3.1.1 Regulamentação do Setor Elétrico Brasileiro

A Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), instituída pela Lei nº 9.427, de 26 de dezembro de 1996, é uma autarquia vinculada ao Ministério das Minas e Energia e é responsável por regular e fiscalizar a geração, transmissão, distribuição além da comercialização de energia elétrica, de acordo com as políticas e diretrizes do Governo Federal. Os procedimentos de normatização e padronização sobre o funcionamento, desempenho e qualidade dos sistemas de distribuição são realizados pela ANEEL por meio dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST). Vale destacar que a qualidade da energia fornecida aos consumidores não depende apenas das concessionárias, pois muitos equipamentos eletro-eletrônicos podem causar distúrbios na rede e então afetar outros consumidores.

3.1.2 Elementos de um Sistema de Distribuição Radial

Nesta subseção descrevem-se alguns elementos de um Sistema de Distribuição Radial (SDR) importantes para o entendimento do problema de reconfiguração de redes de distribuição.

- i. **Chaves de Manobras:** são dispositivos utilizados para interromper ou estabelecer corrente em um circuito elétrico. Além disso, podem isolar um circuito no caso de manutenção na rede. A posição das chaves de manobra pode ser **NA** - normalmente aberta (quando na configuração inicial a chave está aberta) ou **NF** - normalmente fechada (quando na configuração inicial a chave está fechada) ([CAMILLO, 2013](#));
- ii. **Capacitores:** são elementos armazenadores de energia, capazes de injetar potência reativa na rede. Podem auxiliar na redução de perdas de energia quando adequadamente utilizados;
- iii. **Regulador de Tensão:** são dispositivos utilizados para diminuir ou aumentar os níveis de tensão na rede a partir do ponto onde estão instalados. Estes podem ser operados manualmente ou de forma automática.

3.1.3 Representação de um SD utilizando Grafos

Um **grafo** G consiste em um conjunto finito $N(G)$ de **nós** e um conjunto também finito $E(G)$ de **arestas**, representado matematicamente por $G = (N, E)$. Conjunto de nós e arestas são utilizados para representar inúmeros problemas. No caso de sistemas de distribuição (SD) em Engenharia Elétrica, eles auxiliam na representação de redes compostas por barras e linhas ([RUPOLO, 2013](#)). Logo, pode-se representar um SD como um grafo e, para tratar deste assunto, alguns conceitos sobre teoria de grafos são apresentados.

Se B e D são dois nós de um grafo (Grafo 1 da Figura 2), e se o par B, D é uma aresta denotada por l , diz-se então que l conecta B e D , como pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 – Exemplo de grafo.

Fonte: Elaborada pelo autor.

A **ordem** de um grafo G é dada pelo número de elementos do conjunto $N(G)$, ou seja, é o número de nós de G . Já a **dimensão** (ou **tamanho**) do grafo é dada pelo seu número de arestas, isto é, o número de elementos do conjunto $E(G)$ (CAMILLO, 2013). Assim, a ordem do grafo da Figura 2 (a) é 6 e o seu tamanho é 9, e no grafo da Figura 2 (b) tem-se ordem 15 e tamanho 17. O **grau** de um nó é dado pelo número de arestas que lhe são incidentes. Por exemplo, na Figura 2 (b) temos que o grau do nó N é 4 e do nó Z é 2.

Uma sequência de arestas $\{s_0, s_1\}, \{s_1, s_2\}, \{s_2, s_3\}, \dots, \{s_{m-2}, s_{m-1}\}, \{s_{m-1}, s_m\}$ de um grafo G , onde todas as arestas são distintas, é chamado de **caminho**, ou seja, um caminho é uma sequência de nós tal que de cada um dos nós exista apenas uma única aresta para o nó seguinte. Além disso, se os nós $s_0, s_1, s_2, \dots, s_m$ são distintos, então o caminho recebe o nome de **cadeia** ou **caminho simples**. O comprimento de cada caminho é dado pelo número de aresta que esse caminho utiliza. Se apenas os nós s_0 e s_m são iguais, o caminho é chamado de **ciclo**. Da Figura 2 (a) temos que $\{A, B\}, \{B, D\}, \{D, F\}$ é um caminho e $\{A, B\}, \{B, D\}, \{D, F\}, \{F, A\}$ é um ciclo.

Um par de nós de um grafo é chamado de um **par conexo** se existir um caminho entre esses nós, isto é, se houver ligação entre esses nós. Já um grafo G é dito **grafo conexo**, se todo par de nós de G for um par conexo. Um grafo é chamado **acíclico** se não contém ciclos e, se ainda for conexo, recebe o nome de **árvore**. Uma **floresta** é um conjunto de árvores disjuntas, ou seja, podemos dizer que cada componente conexa de uma floresta é uma árvore. Portanto, uma árvore é uma floresta conexa (SANTOS, 2009).

O **nó raiz** de um árvore é qualquer nó desta árvore tomado como uma referência, e pode ter grau maior ou igual a 1. Os nós que possuem grau 1 são chamados de **nós terminais**, a

não ser que seja um nó raiz. Uma **árvore geradora** (*spanning tree*) de um grafo G é qualquer subárvore de G que contenha todos os nós de G .

As terminologias apresentadas acima são muito utilizadas nas representações de sistemas de distribuição de energia por grafos. Um sistema de distribuição pode ter sua topologia representada por um grafo acíclico ou por um conjunto de árvores (florestas), em que o nó raiz de cada árvore da floresta corresponde a uma subestação e os demais nós são setores. Os alimentadores, que são compostos por setores (nós) e linhas (arestas) que se ligam à uma subestação, são representados pelas árvores desta floresta. Assim, como visto na [Figura 3](#), temos as seguintes analogias entre sistema de distribuição e grafos:

- Sistema de distribuição $\longleftrightarrow$ Floresta;
- Alimentador $\longleftrightarrow$ Árvore;
- Setores $\longleftrightarrow$ Nó;
- Subestação $\longleftrightarrow$ Nó Raiz;
- Chave seccionadora Normalmente Aberta (NA) $\longleftrightarrow$ Aresta pontilhada;
- Chave seccionadora Normalmente Fechada (NF) $\longleftrightarrow$ Aresta contínua.

Figura 3 – Exemplo de um sistema de distribuição de energia contendo 3 alimentadores.

Fonte: [Amasifen, Romero e Mantovani \(2005\)](#).

Desta forma, um **alimentador** representado por uma árvore de um grafo é formado por um nó raiz (subestação), nós (setores) e arestas que representam os ramais do circuito que podem conter chaves seccionadoras. O último nó de cada árvore recebe o nome de **nó folha**. Na [Figura 3](#) temos um SD com 3 árvores disjuntas (3 alimentadores) onde cada nó é alimentado por apenas um nó a jusante, tal característica é denominada radialidade.

3.2 Reconfiguração de Redes

A operação usual de um sistema de distribuição de energia elétrica é da forma radial, ou seja, existe um único caminho energizado entre a subestação e cada um dos consumidores e, conseqüentemente, não existem ciclos na rede. A configuração radial tem por finalidade facilitar os processos de proteção na rede. Nesta topologia, mediante uma condição de curto circuito, existe apenas uma única fonte alimentando a falha. Embora a rede tenha uma estrutura de operação radial (sem ciclos), os alimentadores são conectados a seus vizinhos por meio de chaves de manobras normalmente abertas, caracterizando a topologia da rede (BUENO *et al.*, 2005).

A topologia de uma rede pode influenciar na qualidade e na confiabilidade dos SDs. As modificações nesta topologia podem ocorrer por diversos motivos, por exemplo: atuação de dispositivos de proteção provocados por faltas permanentes, manobras programadas ou emergenciais para reparo de dispositivos de chaveamento, isolamento de área em falta de energia, restabelecimento de trechos da rede, melhorar níveis de tensão e até mesmo reduzir perdas.

A reconfiguração pode se dar de forma manual ou automatizada, dependendo do tipo de dispositivos instalados na rede. No caso da reconfiguração manual, o Centro de Operação de Distribuição (COD) de cada concessionária estabelece métodos e procedimentos a serem seguidos pelos operadores para realização das manobras. A reconfiguração automática pode ser realizada pela atuação de Dispositivos Eletrônicos Inteligentes (IEDs) instalados na rede e previamente parametrizados de acordo com restrições operacionais.

3.2.1 Formulação Matemática

A seguir, apresenta-se uma formulação matemática para o problema de reconfiguração de redes em SDs com o objetivo de minimizar perdas, sem violar as restrições de carregamento e tensão. Esta seção toma como base o modelo apresentado no trabalho de (DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005). Além de atender o objetivo estabelecido, diversas restrições devem ser levadas em consideração:

- Quando possível, atender todas as áreas a jusante de um setor fora de serviço (em falta);
- Não exceder a capacidade de um transformador das SEs (Subestações) pelo montante de carga de um alimentador do sistema;
- A magnitude da tensão nas barras não deve ultrapassar o limite permitido;
- Manter a radialidade do SD após uma reconfiguração de redes;
- Os limites de corrente elétrica de cada ramo não deve exceder a capacidade máxima nas linhas e chaves.

Nesse sentido, o problema de reconfiguração de redes em SDs pode ser formulado conforme a equação 3.1 :

$$\min E(F) \quad (3.1)$$

$$s.a. : H(F) = 0$$

$$I(F) \leq 0$$

F é uma floresta,

em que:

- F - floresta que corresponde a uma topologia do sistema e cada árvore da floresta corresponde a um alimentador;
- $E(F)$ - função objetivo;
- $H(F)$ - são restrições de igualdade representando as equações de fluxo de carga;
- $I(F)$ - são restrições de desigualdade representando as restrições operacionais do sistema.

A função $E(F)$ pode ser composta pelos seguintes termos:

- $\phi(F)$ - quantidade de cargas fora de serviço para uma configuração radial da rede (uma floresta F);
- $\varphi(F)$ - perdas resistivas no sistema para F ;
- $\psi(F, F^0)$ - número de operações de chaveamento para obter uma dada configuração F , a partir da configuração original F^0 (no caso de restabelecimento de energia, F^0 é a configuração com o setor em falta isolado).

As restrições de igualdade correspondem às equações de fluxo de carga e podem ser representadas por um sistema linear do tipo $Ax = b$, onde A é a matriz de incidência de F ; x é o vetor de correntes nas linhas e b é o vetor com as injeções de correntes nas barras de carga ($bi \leq 0$), ou injeções de correntes nas subestações ($bi > 0$).

Em geral, as restrições operacionais de $I(F)$ para problemas de reconfiguração de redes em SDs incluem:

- Um limitante superior de corrente $\overline{x}_j$ para cada corrente de linha x_j ;
- A máxima injeção de corrente $\overline{b}_i$ possível para cada subestação i ;
- Um limitante inferior para a tensão no nó v .

Em geral, a função objetivo para a reconfiguração de redes de SDs é não linear, descontínua e com vários ótimos locais (devido a característica combinatorial), tornando difícil a utilização de técnicas de programação matemática para a resolução do problema.

3.3 Perdas na Rede de Distribuição

Segundo o PRODIST - Módulo 7, as perdas na distribuição são calculadas pela [Equação 3.2](#), isto é, pela diferença entre a Energia Injetada (EI , a energia injetada na rede de distribuição) e a Energia Fornecida (EF , a energia ativa entregue medida ou estimada) ([ELÉTRICA, 2010](#)):

$$PD = EI - EF \quad (3.2)$$

Porém, dentro das perdas na distribuição, podem ser identificadas Perdas Técnicas (PT) e Perdas Não Técnicas (PNT). As Perdas Técnicas estão relacionadas à transformação de energia elétrica em energia térmica nos condutores (efeito *Joule*), às perdas nos núcleos dos transformadores, às perdas dielétricas, entre outras. Já as Perdas Não Técnicas (ou comerciais) decorrem principalmente de furto (ligação clandestina, desvio direto da rede) ou fraude de energia (adulterações no medidor), popularmente conhecidos como “gatos”, erros de medição e de faturamento. ([LIRA, 2011](#))

Outro fator importante quando se trata de perdas se refere ao próprio sistema de distribuição de energia, pois o parâmetro da linha que mais influência nas perdas ativas é a resistência elétrica (R). Como as perdas são proporcionais a RI^2 , fica evidente que quanto maior a resistência, maiores são as perdas. A resistência depende ainda de três fatores: resistividade elétrica do material condutor, comprimento da linha e bitola do condutor. A resistividade elétrica do material condutor depende do material escolhido e normalmente é utilizado alumínio ou cobre. O comprimento da linha indica que quanto maior a distância, maior a resistência. A bitola do condutor - camada do material condutor, indica que quando maior a secção menor a resistência e maior a capacidade de transporte de energia. Além disso, sabe-se que temperaturas elevadas fazem com que a resistência aumente.

Assim, ao analisar os fatores descritos acima, torna-se de suma importância a minimização de perdas e para isso, as concessionárias de distribuição de energia adotam estratégias para melhorar a eficiência da rede. Dentre as possíveis opções se destacam: investimento nas linhas,

geração distribuída, compensação local de energia reativa, transmissão em corrente contínua e reconfiguração de redes.

3.4 Fluxo de Potência

O fluxo de potência (*load flow*), ou também chamado fluxo de carga, em uma rede de energia elétrica consiste basicamente em determinar o estado operativo do sistema elétrico, isto é, determinar os fluxos de potências ativa e reativa, as tensões nas barras e outras grandezas de interesse. O cálculo é realizado em função da topologia e dos níveis de demanda e geração de potência da rede em questão, modelado matematicamente em sua maioria por equações algébricas não-lineares.

Utilizado tanto no planejamento como na operação de redes elétricas, o fluxo de potência apresenta diversos métodos para sua determinação quando se trata de redes de transmissão. Os métodos mais conhecidos são os de Newton-Raphson, Gauss e de Gauss-Seidel, porém muitas das vezes não são aplicados em redes do sistema de distribuição de energia. Os motivos podem ser explicados pela existência de trechos com valores de impedância altos associados a trechos com valores de impedância baixos e ainda a topologia radial com uma grande quantidade de barras de carga. Esses fatores dificultam a utilização dos algoritmos que exigem fatoração de matrizes, provocando a não convergência ou quantidades muito grandes de interações para tal fim. Assim, inúmeros métodos para o cálculo do fluxo de potência em redes de distribuição de energia elétrica são propostos na literatura, dentre eles o método de varredura direta/inversa.

O método de varredura direta/inversa é dividido em duas etapas. Na primeira etapa, chamada de varredura inversa, calculam-se as correntes partindo do nós folhas (barras terminais) em direção ao nó raiz (subestação) com base na tensão inicial para todas as barras do SD. A segunda etapa, chamada de varredura direta, consiste em calcular e atualizar as tensões nas barras (exceto a barra de referência - subestação) utilizando os valores das correntes nas linhas obtidos na etapa anterior (varredura inversa). Para o cálculo da segunda etapa são utilizados os dados da tensão na barra da subestação, as impedâncias das linhas e os resultados de injeção de potência da subestação. A [Figura 4](#) exemplifica o método onde os nós 5, 9, 10 e 12 representam as barras terminais e a barra 0 representa a subestação (nó raiz).

Dentre os diversos métodos de varredura direta/inversa para o cálculo do fluxo de potência existentes na literatura, destacam-se os de Soma de Correntes e Soma de Potência. Descreve-se a seguir o método de Soma de Correntes que foi utilizado neste trabalho.

Figura 4 – Método de Varredura Direta/Inversa.

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.4.1 Método de Soma de Correntes para o cálculo do Fluxo de Potência

O método da Soma de Correntes para o cálculo do fluxo de potência em redes de distribuição de energia elétrica é fundamentado nas aplicações das leis de Kirchhoff das correntes e das tensões, e foi primeiramente desenvolvido para sistemas fracamente malhados pelos autores em (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988).

Basicamente o método consiste em 5 etapas descritas a seguir de acordo com (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988):

1. Admite-se a mesma tensão do nó raiz (subestação) para todas as demais barras do SD;
2. **Cálculo das correntes nodais:** para cada iteração k , as injeções de corrente $I_i^{(k)}$ em cada barra é calculada pela Equação 3.3

$$I_i^{(k)} = (S_i/V_i^{(k-1)})^* - Y_i \cdot V_i^{(k-1)}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.3)$$

onde $V_i^{(k-1)}$ é a tensão no nó i calculada na iteração $k-1$, S_i é o valor especificado de potência para o nó i e Y_i é a soma de todos os elementos *shunt* do nó i .

3. **Varredura Inversa:** a cada iteração k as correntes na linha L (denominadas por J_L) são calculadas pela Equação 3.4 a partir das linhas conectadas aos nós folhas (barras terminais) em direção ao nó raiz (barra da subestação)

$$J_L^{(k)} = -I_{L2}^{(k)} + \sum (\text{Correntes das linhas que saem do nó } L2) \quad (3.4)$$

onde $I_{L2}^{(k)}$ é a injeção de corrente no nó $L2$.

4. **Varredura Direta:** as tensões nas barras são atualizadas pela [Equação 3.5](#) começando pela barra da subestação em direção as barras terminais. Para cada linha L , a tensão no nó $L2$ é calculado o valor atualizado do nó $L1$ e a corrente da linha calculada no passo 2.

$$V_{L2}^{(k)} = V_{L1}^{(k)} - Z_L \cdot J_L^{(k)}, \quad L = 1, 2, \dots, b \quad (3.5)$$

onde Z_L é a impedância na linha L .

5. **Convergência:** os passos 2, 3 e 4 são realizados iterativamente até que a variação da tensão de um nó i em duas iterações consecutivas seja menor que um valor predefinido (ϵ), isto é

$$V_i^{(k+1)} - V_i^{(k)} \leq \epsilon \quad (3.6)$$

onde ϵ é a tolerância de tensão.

Sabe-se que a potência elétrica absorvida por uma carga depende não somente da sua natureza, isto é, do tipo de carga, mas também da tensão aplicada. Usualmente, as cargas são representadas por valores constantes de grandezas elétricas como impedância constante com tensão, potência constante com tensão e corrente constante com tensão ([MONTICELLI; GARCIA, 1999](#)). Problemas de reconfiguração de redes utilizam comumente o modelo de corrente constante com tensão, isto é, considera-se que a intensidade da corrente absorvida e o ângulo de defasagem entre a tensão e a corrente são invariantes.

O cálculo do fluxo de potência considerando a carga modelada como corrente constante com a tensão se torna não iterativo, isto é, direto, pois não considera a rotação de fase da tensão, permitindo que o cálculo da queda de tensão seja realizado apenas com número reais ([SANCHES, 2012b](#)). Neste sentido diz-se que o fluxo de potência foi calculado com representação real da rede. Caso a rotação de fase da tensão não seja desconsiderada, o fluxo de potência se torna iterativo e o cálculo da queda de tensão é realizado com números complexos pela representação complexa da rede. Apesar da solução direta ser uma aproximação, estudos na literatura mostram que seus resultados são muito próximos da solução exata.

Nos modelos propostos neste trabalho, não consideramos a rotação de fase da tensão, isto é, o cálculo do fluxo de potência é feito de forma não iterativa no próprio modelo matemático, resultando em um cálculo aproximado. Após o resultado do modelo, um novo fluxo de potência é calculado, porém agora considerando a rotação de fase da tensão, ou seja, o método iterativo apresentado neste seção é utilizado para calcular de forma exata as perdas do sistema.

MODELOS MATEMÁTICOS

Neste capítulo apresentam-se dois modelos matemáticos reformulados para o problema de minimização de perdas através de reconfiguração de redes. O primeiro considera apenas a parte ativa das instâncias utilizadas. As modificações e as diferenças nas restrições do modelo proposto são comparadas com outras formulações matemáticas já existentes na literatura. Em seguida, outra formulação para o mesmo problema é apresentada, porém agora considerando também a parte reativa das instâncias. Novamente, são destacadas as diferenças entre as duas formulações.

4.1 Modelo MIQP Real - DC

A seção atual descreve o modelo de Programação Quadrática Inteiro-Misto (MIQP), ou Modelo DC (*Direct Current*) proposto para o problema de reconfiguração do sistema de distribuição. Para destacar as contribuições trazidas por este modelo, suas semelhanças e diferenças com outras formulações matemáticas relacionadas da literatura serão enfatizadas através desta seção. A formulação visa minimizar as perdas ôhmicas totais levando em consideração as mesmas restrições descritas na [Subseção 3.2.1](#).

Dados

- Nnos: Número total de nós do SD.
- $R_{i,j}$: Resistência da linha ij .
- F : Conjunto de nós correspondentes as subestações.
- D_i : Demanda de Potência Ativa (corrente) no nó i .
- v_{min} : Tensão mínima.
- $C_{i,j}$: Corrente Máxima na linha ij .
- $v0f_i$: Tensão das subestações (tensão base).

Variáveis

- $x_{i,j} \in \{0, 1\}$: Ligação entre os nós i e j após a reconfiguração, sendo 1 representando ligação ativa e 0
 $v_i \in \mathbb{R}_+$: Tensão no nó $i \notin F$.
 $I_{i,j} \in \mathbb{R}_+$: Corrente na linha i, j .

Conjunto de arcos disponíveis

$arcs$: Conjunto de todas as chaves abertas e fechadas do sistema.

A função objetivo (4.1) minimiza as perdas no sistema de distribuição, sendo a mesma utilizada na reconfiguração de redes por (LÓPEZ *et al.*, 2002), (AVELLA; VILLACCI; SFORZA, 2005), (RAMOS *et al.*, 2005), (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014), (AHMADI; MARTI, 2015), entre outros.

$$\min \sum_{\langle i,j \rangle \in arcs} (R_{i,j} I_{i,j}^2); \quad (4.1)$$

A restrição (4.2) descreve a quantidade final de chaves abertas após a reconfiguração da rede, que é dada pela diferença entre o número total de nós ($Nnos$) do sistema de energia e o número de subestações ($|F|$). O valor retornado por essa diferença definirá a quantidade de conexões ou arcos ativos (ligados) ($x_{i,j}$). Essa restrição é obrigatória para que o sistema de distribuição de energia permaneça radial, no entanto, os autores (LÓPEZ *et al.*, 2002), (ROMERO-RAMOS; RIQUELME-SANTOS; REYES, 2010), (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014), (JABR; SINGH; PAL, 2012) e (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015) abordam essa questão de forma diferente. Nesses trabalhos, esta condição não é formulada como proposto na restrição (4.2).

$$\sum_{\langle i,j \rangle \in arcs} x_{i,j} = Nnos - |F|; \quad (4.2)$$

A Figura 5 ilustra a restrição (4.2) através de um sistema de energia elétrica composto por 3 subestações, 17 nós e 14 chaves normalmente fechadas. A restrição (4.2) combinada com a restrição (4.8), explicada posteriormente, permite à formulação proposta lidar com florestas, onde os nós raiz são as 3 subestações pertencentes ao sistema utilizado como exemplo.

A garantia que a demanda em cada nó seja satisfeita em todo o sistema de distribuição, ou seja, a diferença entre a corrente que chega ao nó i e a corrente que sai do mesmo nó é igual a demanda nesse nó, é descrita pela restrição (4.3). Isso deve acontecer para todos os nós do sistema que não são subestações ($i \in N \setminus F$).

Figura 5 – Modelando a rede de distribuição como uma floresta onde os nós raiz são subestações.

Fonte: Elaborada pelo autor.

$$\sum_{\langle i,j \rangle \in \text{arcs}} I_{j,i} - I_{i,j} = D_i, \quad \forall i \in N \setminus F; \quad (4.3)$$

A combinação das restrições (4.2) e (4.3) faz com que seja satisfeita a Primeira Lei de Kirchhoff (KLF - *Kirchhoff's First Law*). Essa condição é descrita de forma semelhante em (AVELLA; VILLACCI; SFORZA, 2005) e (KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009), enquanto que alguns autores a descrevem em função da potência ativa e reativa, como pode ser visto em (TAYLOR; HOVER, 2012), (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014) e (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015).

As restrições (4.4) - (4.6) asseguram que a queda de tensão aconteça na direção da corrente, isto é, se houver corrente fluindo do nó i para o nó j , então a ligação $x_{ij} = 1$ e $v_i \geq v_j$. Caso contrário, tem-se $\text{big } M$ se a conexão estiver desativada $x_{ij} = 0$. Até o presente momento, a queda de tensão conforme descrita pelas restrições (4.4) - (4.6) não aparece em outras formulações matemáticas da literatura.

$$v_j - v_i \leq M(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \neq j, i \notin F, j \notin F; \quad (4.4)$$

$$v_j - v_0 f_i \leq M(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \neq j, i \in F, j \notin F; \quad (4.5)$$

$$v_0 f_j - v_i \leq M(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \neq j, i \notin F, j \in F; \quad (4.6)$$

Não há nenhuma chave aberta simultaneamente em ambas as direções segundo a restrição (4.7). Essa restrição também está presente em modelos propostos por (TAYLOR; HOVER, 2012), (JABR; SINGH; PAL, 2012) e (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014).

$$x_{i,j} + x_{j,i} \leq 1, \quad \forall \langle i, j \rangle \in \text{arcs}; \quad (4.7)$$

A restrição (4.8) permite que esteja ativo apenas um arco do nó j para o nó i . Essa restrição também é encontrada em (AVELLA; VILLACCI; SFORZA, 2005) e (JABR; SINGH; PAL, 2012). A combinação das restrições (4.8) e (4.2) evita que algum nó esteja desconectado no sistema.

$$\sum_{\langle j,i \rangle \in \text{arcs}} x_{j,i} \leq 1, \quad \forall i \in N \setminus F; \quad (4.8)$$

Um limitante inferior para a tensão em cada nó do sistema de distribuição é fornecido pela restrição (4.9). Essa restrição é encontrada em várias formulações da literatura, onde os autores definem não apenas um limite inferior como proposto aqui, mas também um limite superior como descrito em (LÓPEZ *et al.*, 2002), (KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009), (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014), (AHMADI; MARTÍ, 2015a), (AHMADI; MARTI, 2015), entre outros.

$$v_i \geq v_{\min}, \forall i \in N \setminus F; \quad (4.9)$$

Por fim, as restrições (4.10) - (4.13) garantem que haverá corrente apenas nas conexões ativas (chaves fechadas) e ainda fornecem um limitante superior para a corrente em cada ramo. Essas restrições também estão presentes em todas as formulações matemáticas similares para reconfiguração de rede. No entanto, a maioria dos trabalhos relacionados exige apenas um limite superior (RAMOS *et al.*, 2005), (TAYLOR; HOVER, 2012), (JABR; SINGH; PAL, 2012), (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) e (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015). As formulações usando limites superiores e inferiores são encontradas em (KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009) e (ROMERO-RAMOS; RIQUELME-SANTOS; REYES, 2010).

$$I_{i,j} \leq Mx_{i,j}, \quad \forall \langle i, j \rangle \in \text{arcs}, j \notin F, i \in F; \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} v_i - v_j &\leq R_{i,j} \cdot C_{i,j} \cdot x_{i,j} + M(1 - x_{i,j}), \\ \forall \langle i, j \rangle &\in \text{arcs}, i \notin F, j \notin F; \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned} v_i - v_{0f_j} &\leq R_{i,j} \cdot C_{i,j} \cdot x_{i,j} + M(1 - x_{i,j}), \\ \forall \langle i, j \rangle &\in \text{arcs}, i \notin F, j \in F; \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} v_{0f_i} - v_j &\leq R_{i,j} \cdot C_{i,j} \cdot x_{i,j} + M(1 - x_{i,j}), \\ \forall \langle i, j \rangle &\in \text{arcs}, i \in F, j \notin F; \end{aligned} \quad (4.13)$$

4.2 Modelo MIQP Completo - AC

Nesta seção apresenta-se a extensão do modelo acima proposto, considerando agora também a parte reativa das instâncias ($I_{i,j}$ e D_i) do problema, ou seja, um Modelo AC (*Alternating Current*). Observa-se que a Lei de Kirchhoff das tensões para as componentes imaginárias das magnitudes das tensões não foram consideradas, porém embora a função objetivo seja quadrática, o modelo continua sendo convexo e uma busca pelo método de Branch-and-Bound e/ou Branch-and-Cut é sempre executada no CPLEX. Assim, compara-se sempre os valores de perdas para qualquer subproblema usando a mesma aproximação, ou seja, sem usar a Lei de Kirchhoff das tensões para as parte imaginárias das magnitudes de tensões.

Dados

- Nnos: Número total de nós do SD.
 $R_{i,j}$: Resistência da linha i,j .
 F : Conjunto de nós correspondentes as subestações .
 D_i^r : Demanda de Potência Ativa (corrente) no nó i .
 D_i^i : Demanda de Potência Reativa (corrente) no nó i .
 v_{min} : Tensão Mínima.
 v_{fi} : Tensão das subestações i .

Variáveis

- $x_{i,j} \in \{0,1\}$: conexão entre os nós i e j após a reconfiguração.
 $v_i^r \in \mathbb{R}_+$: Tensão real no nó $i \notin F$.
 v_i^i : Tensão imaginária no nó $i \notin F$.
 $I_{i,j}^r \in \mathbb{R}_+$: Parte real da corrente na linha i,j .
 $I_{i,j}^i$: Parte imaginária da corrente na linha i,j .

Conjunto de arcos disponíveis

- $arcs$: Conjunto de todas as chaves abertas e fechadas do sistema.

$$\min \sum_{\langle i,j \rangle \in arcs} R_{i,j} (I_{i,j}^r)^2 + (I_{i,j}^i)^2); \quad (4.14)$$

$$\sum_{\langle i,j \rangle \in arcs} x_{i,j} = Nnos - |F|; \quad (4.15)$$

$$\sum_{\langle i,j \rangle \in \text{arcs}} I_{j,i}^r - I_{i,j}^r = D_i^r, \quad \forall i \in N \setminus F; \quad (4.16)$$

$$\sum_{\langle i,j \rangle \in \text{arcs}} I_{j,i}^i - I_{i,j}^i = D_i^i, \quad \forall i \in N \setminus F; \quad (4.17)$$

$$v_j^r - v_i^r \leq -(R_{i,j} I_{i,j}^r) + v_{fi}(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \notin F, j \notin F; \quad (4.18)$$

$$v_j^r - v_{fi} \leq -(R_{i,j} I_{i,j}^r) + v_{fi}(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \in F, j \notin F; \quad (4.19)$$

$$v_{fj} - v_i^r \leq -(R_{i,j} I_{i,j}^r) + v_{fi}(1 - x_{i,j}), \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, i \notin F, j \in F; \quad (4.20)$$

$$I_{i,j}^r \leq Mx_{i,j}, \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}, j \notin F, i \in F; \quad (4.21)$$

$$x_{i,j} + x_{j,i} \leq 1, \quad \forall \langle i,j \rangle \in \text{arcs}; \quad (4.22)$$

$$\sum_{\langle j,i \rangle \in \text{arcs}} x_{j,i} \leq 1, \quad \forall i \in N \setminus F; \quad (4.23)$$

$$v_i \geq v_{min}, \forall i \in N \setminus F; \quad (4.24)$$

A função objetivo (4.14) minimiza as perdas do sistema de distribuição considerando a representação complexa da corrente. A restrição (4.15) descreve a quantidade final de chaves fechadas após a reconfiguração da rede como apresentado anteriormente. A primeira lei de Kirchhoff (KFL) é satisfeita pelas equações (4.15), (4.16) e (4.17) e apenas as restrições (4.16) e (4.17) garantem que a demanda em cada nó seja satisfeita em todo o sistema de distribuição. Novamente, isso deve acontecer para todos os nós da rede que não são subestação ($i \in N \setminus F$) e ainda ser satisfeita tanto para parte ativa da corrente quando para a parte reativa.

As restrições (4.18) - (4.20) garantem a queda de tensão na direção da corrente, onde a parte real e imaginária da tensão são consideradas. De forma análoga ao modelo apresentado na seção anterior, as restrições (4.21), (4.22), (4.23) e (4.24) garantem que haverá corrente apenas

nas conexões ativas, fornecendo um limitante superior para a corrente, não permitem conexão ativa simultaneamente em ambas as direções e fornecem um limite inferior para a tensão em cada nó do sistema de distribuição, respectivamente. Neste modelo, qualquer nó desconectado da rede é evitado pela combinação das restrições (4.23) e (4.15).

Novamente, quando comparado ao modelo apresentado na seção anterior, a função objetivo (4.14) inclui o termo imaginário da corrente ($I_{i,j}^i$) que passa a ser levado em consideração para o cálculo das perdas do sistema. Isso ocorre também nas restrições (4.16) e (4.17) onde uma nova restrição é adicionada para satisfazer a parte imaginária da demanda em cada nó i .

As restrições (4.4) - (4.6) e (4.11) - (4.13) do modelo descrito na seção anterior foram reformuladas e agrupadas, tornando-se as restrições (4.18) - (4.20) deste novo modelo. O Big M foi substituído pela tensão base v_{fi} (tensão da subestação), pois sabe-se que seria a máxima queda de tensão caso $x_{i,j} = 0$ com $I_{i,j}^r = 0$. O produto do limitante superior da corrente ($C_{i,j}$) na linha i, j pela conexão $x_{i,j}$ foi também substituído apenas pela parte real da corrente ($I_{i,j}^r$) na linha i, j , pois pela restrição (4.21) tem-se que só existe corrente nas linhas onde as chaves estão fechadas.

As novas restrições fazem o mesmo papel que as anteriores, porém foram reformuladas a fim de otimizar o modelo. Até onde foi pesquisado neste trabalho, elas não aparecem em nenhuma outra formulação presente na literatura. Para a realização destas modificações, testes foram feitos para verificar se o modelo continuaria respeitando todas as restrições exigidas para o problema de reconfiguração de redes elétricas, além de encontrar soluções ótimas. Nessa etapa, foi fundamental a avaliação do modelo em instâncias da literatura, como será descrito no Capítulo 6.

MÉTODOS

Conforme mencionado ao final do [Capítulo 2](#), a heurística de melhoria *Fix-and-Optimize* foi adaptada para o problema de minimização de perdas por reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica nesta tese de doutorado. Trata-se de uma técnica baseada em programação matemática que soluciona submodelos para alcançar melhorias a partir de uma solução inicial. O presente capítulo descreve como a adaptação do *Fix-and-Optimize* foi realizada.

5.1 Fix-and-Optimize

A heurística *Fix-and-Optimize* (FO) foi primeiramente proposta pelos autores em (POCHET; WOLSEY, 2006) com o nome de *exchange*. Posteriormente, a mesma heurística agora com o nome *Fix-and-Optimize* aparece nos trabalhos de (SAHLING *et al.*, 2009) e (HELBER; SAHLING, 2010). Conforme apontado no [Capítulo 2](#), esta técnica tem sido empregada em problemas de otimização nas mais diversas áreas, porém ainda não utilizada na resolução do problema de perdas em SD.

O método FO é classificado como uma heurística de melhoria, ou seja, parte de uma solução inicialmente estabelecida. O método também reduz o número de variáveis binárias do problema utilizando uma janela deslizante, solucionando subproblemas "mais simples". Essa janela deslizante determina a quantidade de variáveis inteiras que será reotimizada a cada iteração do método. As variáveis binárias que não pertencem ao intervalo definido pela janela deslizante são fixadas. Trata-se de uma janela deslizante uma vez que as variáveis, dentro do intervalo de cobertura definido, podem mudar a cada iteração do método (FURLAN, 2011).

Uma iteração do método consiste em dois passos: no primeiro são escolhidas variáveis inteiras que ficarão livres (variáveis pertencentes à janela), isto é, são definidas as variáveis que serão otimizadas; já no segundo passo, todas as demais variáveis são fixadas com o valor da solução atual. Assim, verifica-se que apenas um pequeno número de variáveis inteiras será

otimizadas e, se a solução do subproblema for melhor que a solução atual, esta será substituída. Na próxima iteração, a janela se desloca e agora outras variáveis são deixadas livres, lembrando que as restantes ficam fixas para a resolução do novo subproblema. Verifica-se então que para a aplicação desta heurística é necessário ter uma solução inicial factível.

Considerando ainda o primeiro passo da heurística, as variáveis da janela são deixadas livres e um subproblema é resolvido com o conjunto das demais variáveis fixadas na solução inicial. Se o subproblema atual apresentar melhor solução que a solução corrente, tal solução é substituída pela solução do subproblema e a janela se desloca a fim de solucionar um novo subproblema. Caso contrário, as variáveis livres são fixadas nos valores da solução atual e a janela se desloca da mesma forma. O deslocamento da janela pode ser com ou sem sobreposição do intervalo de variáveis definido pela janela anterior. No algoritmo aqui proposto, essa sobreposição é definida pelo parâmetro *overlap* que indica quantas variáveis livres serão reotimizadas e quantas se tornarão fixas na nova janela. Isto tudo é feito de forma iterativa até que a solução de todos os subproblemas gerados pelas n iterações não melhore a solução atual. Neste momento, o tamanho da janela aumenta e todo o processo volta a acontecer até que o tempo computacional estabelecido seja atingido. O aumento do tamanho da janela permite a reotimização conjunta de um maior número de variáveis inteiras.

Suponha uma janela cobrindo t_w size colunas percorrendo a matriz de variáveis binárias. As variáveis dentro dessa janela serão mantidas livres para serem otimizadas, enquanto todas aquelas fora da janela serão fixadas. Na [Figura 6](#) mostra-se um exemplo com 5 colunas, 3 linhas e t_w size = 2.

Figura 6 – Janela do *Fix and Optimize*.

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	
j_1	1	0	0	1	1	Legenda: <div style="display: inline-block; width: 15px; height: 15px; background-color: #cccccc; border: 1px solid black; margin-right: 5px;"></div> Fixada <div style="display: inline-block; width: 15px; height: 15px; background-color: #ffffff; border: 1px solid black; margin-right: 5px; margin-top: 5px;"></div> Livre
j_2	1	0	1	0	0	
j_3	1	1	0	1	0	

Fonte: Elaborada pelo autor.

O método então resolverá o sub-MIP (*Mixed-Integer Problem*) considerando as variáveis fixadas e livres, obtendo a melhor configuração das variáveis de ajuste dentro da janela. Caso a nova solução obtida seja melhor que a original, ela será mantida. Caso contrário, a original será restaurada e o processo continua. Em seguida, a janela será deslocada um período à frente. Seguindo o exemplo acima, a próxima iteração está indicada na [Figura 7](#). O método então resolverá o sub-MIP segundo o novo estado das variáveis, repetindo o processo até que a janela tenha percorrido todas as variáveis.

Figura 7 – Exemplo de deslocamento da janela do *Fix and Optimize*.

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5
j_1	1	0	0	1	1
j_2	1	0	1	0	0
j_3	1	1	0	1	0

Legenda:

Fixada

Livre

Fonte: Elaborada pelo autor.

Na próxima seção a heurística é adaptada para o problema de minimização de perdas através da reconfiguração de redes e outros detalhes do método são descritos.

5.2 Heurística Fix and Optimize para Modelo MIQP Real

A heurística FO proposta visa melhorar uma configuração (topologia) atual da rede de distribuição de energia, resolvendo subproblemas MIQP, conforme descrito no [Algoritmo 1](#).

Algoritmo 1 – Fix-and-Optimize para MIQP Real

```

1: procedimento FIX-AND-OPTIMIZE( $()spSize, pInc, overlap$ )
2:    $arcs \leftarrow \mathbf{ArcsOrder}()$ 
3:    $model \leftarrow$  create a MIQP model
4:    $model$  start with all  $x_{i,j} \leftarrow x_{i,j}^0$ 
5:   enquanto  $elapsedTime < timeLimit$  faça
6:      $window \leftarrow$  select the first  $spSize$  arcs
7:      $prev \leftarrow model.cost$ 
8:     enquanto  $window$  is not empty faça
9:       fix  $x_{i,j}$  except by those on  $window$ 
10:      solve( $model$ )
11:      move  $window$  to include the next  $(1 - overlap) * spSize$  arcs
12:    fim enquanto
13:     $improvement \leftarrow (prev - model.cost) / (prev)$ 
14:    se ( $improvement < 1\%$ ) então
15:       $spSize \leftarrow spSize + pInc$ 
16:    fim se
17:  fim enquanto
18:  retorna  $model.cost$ 
19: fim procedimento

```

A metodologia define uma sequência de arcos (parâmetro $arcs$ na linha 2), onde os valores das correntes I_a para todos os arcos $\langle i_a, j_a \rangle$ são obtidos resolvendo modelos de programação linear (LP - *Linear Problem*) e ordenando essas correntes de forma decrescente. O modelo LP é resolvido relaxando as restrições (4.2) e (4.8). O [Algoritmo 2](#) tem o procedimento

$ArcsOrder()$ que será explicado posteriormente. Assim, o [Algoritmo 1](#) receberá um conjunto de arcos $arcs = \{ \langle i_1, j_1 \rangle, \langle i_2, j_2 \rangle, \dots, \langle i_n, j_n \rangle \}$ tal que $I_1 \geq I_2 \geq \dots \geq I_n$.

O modelo MIQP Real descrito na [Seção 4.1](#) está codificado na linha 3 do [Algoritmo 1](#). A solução inicial desse modelo é definida na linha 4 como sendo a configuração inicial do sistema de distribuição de energia elétrica. Em seguida, os subproblemas MIQP são estabelecidos e resolvidos através das linhas 5-17. Isso é feito primeiramente definindo o conjunto de variáveis binárias a serem otimizadas (*window*) na linha 6. A janela (*window*) tem dimensão $spSize$ igual ao número de arcos que são selecionados a partir do sequenciamento previamente definido em *arcs*. Assim, $window = \{ \langle i_a, j_a \rangle, \langle i_{a+1}, j_{a+1} \rangle, \dots, \langle i_{a+spSize}, j_{a+spSize} \rangle \}$ tal que $I_a \geq I_{a+1} \geq \dots \geq I_{a+spSize}$ com $|window| = spSize$ para toda a iteração a , exceto pelas últimas iterações de FO onde $|window| \leq spSize$ pode ocorrer. Duas variáveis binárias x_{i_a, j_a} e x_{j_a, i_a} devem ser otimizadas no subproblema MIQP para cada arco $\langle i_a, j_a \rangle \in window$.

O valor atual da função objetivo ($model.cost$) é armazenado na linha 7 e o processo de deslizamento da janela (*window*) sobre os elementos de *arcs* acontece nas linhas 8-12. Todas as variáveis binárias $x_{i,j}$ são fixadas em seus valores atuais na linha 9, exceto aquelas em *window* que estão sendo otimizadas na linha 10. Em seguida, a janela (*window*) move-se, incluindo a quantidade $(1 - overlap) * spSize$ de arcos (linha 11). Além disso, um total de $(1 - overlap) * spSize$ arcos tem suas variáveis binárias removidas de *window*, tornando-se fixas. Isso é feito seguindo a sequência em que esses arcos aparecem em *arc*. Por outro lado, o conjunto de $(1 - overlap) * spSize$ arcos é inserido na janela (*window*) seguindo também a sequência em *arcs*. Assim, *overlap* representa a taxa de arcos cujas variáveis binárias serão re-otimizadas, pois não deixam *window* em um primeiro momento. Essas etapas são repetidas até que todos os arcos tenham sido otimizadas na linha 8. Se nenhuma melhoria relevante for obtida a partir da solução anteriormente armazenada (*prev*), o parâmetro $spSize$ aumenta por $pInc$ (linhas 13-15). Isto significa resolver um subproblema MIQP maior dentro do *loop* interno (linhas 8-12); caso contrário, o $spSize$ permanece do mesmo tamanho. As etapas de otimização são executadas até que o tempo limite seja alcançado.

O [Algoritmo 2](#) define uma sequência de arcos a partir do qual [Algoritmo 1](#) irá otimizar as variáveis binárias dentro de *window*. Isso é feito resolvendo um LP para estimar os valores de I_{ij} . O problema LP relacionado ao MIQP Real é determinado relaxando as variáveis binárias ($0 \leq x_{i,j} \leq 1$). Os valores obtidos para as variáveis I_{ij} são ordenados de forma decrescente e os arcos $\langle i, j \rangle$ são utilizados no [Algoritmo 1](#) como descrito na linha 4.

Algoritmo 2 – Ordenação de Arcs

- 1: **procedimento** ARCSORDER()
 - 2: $model \leftarrow$ create a relaxed LP model
 - 3: solve(*model*)
 - 4: **retorna** sort $\langle i, j \rangle \in arcs$ in descending order by $model.I_{ij}$
 - 5: **fim procedimento**
-

A Figura 8 ilustra o funcionamento da heurística FO, onde o valor das correntes I_a obtidas pelo modelo LP no Algoritmo 2 está destacado a cada arco. Essas correntes são ordenadas de forma decrescente por $arcs = \{I_1, I_2, \dots, I_{16}\}$ na Figura 8 (a) e utilizadas para determinar a posição de cada janela. Uma janela de tamanho $spSize = 6$ é usada e cada $\langle i, j \rangle \in window$ é ilustrada como arcos azuis sólidos na Figura 8 (a). Assim, temos $window = \{\langle 2, 8 \rangle, \langle 8, 9 \rangle, \langle 1, 4 \rangle, \langle 3, 13 \rangle, \langle 9, 12 \rangle, \langle 4, 6 \rangle\}$ onde $I_1 \geq I_2 \geq I_3 \geq \dots \geq I_6$. O subproblema MIQP é resolvido para as variáveis binárias relacionadas a esses arcos em $window$. Na Figura 8 (b), assume-se que a solução encontrada não melhorou a solução anterior representada na Figura 8 (a). Os arcos com corrente I_1, I_2 e I_3 na Figura 8 (b) (arcos amarelos) são removidos de $windows$ uma vez que $overlap = 0,5$. Portanto, as variáveis binárias relacionadas a esses arcos são fixadas em seus valores anteriores.

A janela ($window$) move-se para definir o próximo subproblema MIQP, onde os arcos com correntes I_4, I_5 e I_6 terão suas variáveis binárias re-otimizadas. As variáveis binárias para arcos com correntes I_7, I_8 e I_9 são adicionadas seguindo a ordem decrescente dos valores das correntes definidos em $arcs$. Assume-se que não houve nenhuma melhoria em relação à solução anterior na Figura 8 (c). As variáveis binárias dos arcos relacionados às correntes I_4, I_5 e I_6 são fixadas, enquanto $window$ será definida pelos arcos anteriores com correntes I_7, I_8 e I_9 para re-otimização e novos arcos com correntes I_{10}, I_{11} e I_{12} . Uma melhoria em relação à configuração atual acontece na Figura 8 (d) e Figura 8 (e). A melhoria é ilustrada pelos arcos vermelhos na Figura 8 (e) onde a solução do subproblema MIQP alterou o status (aberto-fechado) dos arcos 8-10 e 10-14.

5.3 Heurística Fix-and-Optimize para Modelo MIQP Completo

De forma análoga à seção anterior, aqui descreve-se a heurística *Fix and Optimize* com alterações para sua aplicação no modelo MIQP Completo proposto neste trabalho. A heurística detalhada anteriormente não apresentou bons resultados quando aplicada ao MIQP Completo, e por isso pequenas modificações foram feitas. A análise comparativa entre as duas heurísticas será apresentada na Seção 6.3.

A segunda abordagem proposta para a heurística FO é descrita no Algoritmo 3. A heurística em questão define uma sequência de arcos ($arcs'$) na linha 2, onde estes são classificados em ordem crescente pela resistência R_{ij} . Esta ordenação é utilizada para definir a posição da janela de variáveis livres. O modelo MIQP Completo descrito na Seção 4.2 está codificado na linha 3 do Algoritmo 3. A solução inicial desse modelo é definida na linha 4 pelo método da Árvore Geradora Máxima, que consiste em encontrar uma solução inicial rápida para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição. O Algoritmo 4 possui o procedimento *Maximum – Spanning – Tree()* que será detalhado posteriormente. Em se-

Figura 8 – Exemplo da heurística Fix-and-Optimize para o modelo MIQP Real com $window\ size = 6$ e $overlap\ rate = 50\%$.

Fonte: Elaborada pelo autor.

guida, de forma análoga à heurística descrita na seção anterior, os subproblemas MIQP são estabelecidos e solucionados nas linhas 5-17. Primeiramente, um conjunto de variáveis binárias a serem otimizadas (*window*) é selecionada na linha 6. A janela tem tamanho *spSize* igual ao número de arcos que são selecionados a partir do sequenciamento previamente definido em *arcs'*. Portanto, $window = \{ \langle i_a, j_a \rangle, \langle i_{a+1}, j_{a+1} \rangle, \dots, \langle i_{a+spSize}, j_{a+spSize} \rangle \}$ tal que $I_a \leq I_{a+1} \leq \dots \leq I_{a+spSize}$ com $|window| = spSize$ em toda iteração *a*, exceto nas últimas iterações de FO onde $|window| \leq spSize$ como pode ser observado. Da mesma forma, duas variáveis binárias x_{i_a, j_a} e x_{j_a, i_a} devem ser otimizadas no subproblema MIQP para cada arco $\langle i_a, j_a \rangle \in window$.

Algoritmo 3 – Fix-and-Optimize para MIQP Completo

```

1: procedimento FIX-AND-OPTIMIZE(spSize, pInc, overlap)
2:    $arcs' \leftarrow \text{sort } \langle i, j \rangle \in arcs \text{ in ascending order by } R_{ij}$ 
3:    $model \leftarrow \text{create a MIQP model}$ 
4:    $model.x_{i,j} \leftarrow \text{Maximum-Spanning-Tree}()$ 
5:   enquanto  $elapsedTime < timeLimit$  faça
6:      $window \leftarrow \text{select the first } spSize \text{ } arcs'$ 
7:      $prev \leftarrow model.cost$ 
8:     enquanto  $window$  is not empty faça
9:       fix  $x_{i,j}$  except by those on  $window$ 
10:      solve( $model$ )
11:      move  $window$  to include the next  $(1 - overlap) * spSize$   $arcs'$ 
12:    fim enquanto
13:     $improvement \leftarrow (prev - model.cost) / (prev)$ 
14:    se ( $improvement < 1\%$ ) então
15:       $spSize \leftarrow spSize + pInc$ 
16:    fim se
17:  fim enquanto
18:  retorna  $model.cost$ 
19: fim procedimento

```

O restante do [Algoritmo 3](#) segue de forma idêntica ao descrito na seção anterior. Destaca-se apenas a mudança do conjunto *arcs'* que agora é ordenado de forma crescente pelas resistências dos ramos R_{ij} , e também a solução inicial que antes era a topologia inicial da rede, agora é obtida pelo método de Árvore Geradora Máxima.

O [Algoritmo 4](#) define uma solução inicial $x_{i,j}^1$ a partir da qual o [Algoritmo 3](#) irá otimizar as variáveis binárias dentro de *window*. O problema LP relacionado ao MIQP é determinado relaxando as variáveis binárias ($0 \leq x_{i,j} \leq 1$). O método começa criando e resolvendo o modelo de LP relaxado nas linhas 2 e 3. Todos os arcos na solução inicial estão abertos $x_{i,j}^1 = 0$ e um conjunto *S* de nós visitados é iniciado com todas as subestações *F*, linhas 4 e 5. Os arcos são ordenados de forma decrescente pelos valores das correntes I_{ij} obtidas pelo modelo LP, linha 6. Para cada um desses arcos, se o nó *j* não foi visitado ainda, esse arco é fechado ($x_{i,j}^1 = 1$) e o nó *j* é marcado como visitado, linhas 7 a 10. No final, a solução $x_{i,j}^1$ é retornada na linha 13.

Algoritmo 4 – *Maximum Spanning Tree*.

```

1: procedimento MAXIMUM-SPANNING-TREE()
2:    $model \leftarrow$  create a relaxed LP model
3:   solve( $model$ )
4:    $x_{i,j}^1 \leftarrow 0 \quad \forall \langle i, j \rangle \in arcs$ 
5:    $S \leftarrow F$ 
6:   para todo  $\langle i, j \rangle \in arcs$  in descending order by  $model.I_{ij}$  faça
7:     se ( $i \in S$  e  $j \notin S$ ) então
8:        $x_{i,j}^1 \leftarrow 1$ 
9:        $S \leftarrow S \cup j$ 
10:    fim se
11:  fim para
12:  retorna  $x_{i,j}^1$ 
13: fim procedimento

```

A [Figura 9](#) ilustra como obter uma solução pelo método *Maximum-Spanning-Tree* descrito em [Algoritmo 4](#). Primeiramente o algoritmo inicia-se com todas as chaves abertas e apenas os nós que representam as subestações são adicionadas ao conjunto S ([Figura 9\(a\)](#)). As correntes são ordenadas de forma decrescente e busca-se dentro desta ordenação um nó $j \notin S$ tal que a ligação $i, j, i \in S$ tenha a maior corrente. Neste caso a [Figura 9 \(b\)](#) ilustra que o nó 8 é encontrado, acrescentado ao conjunto S e a chave 2-8 é fechada. Mais uma vez busca-se na ordenação um novo nó $j \notin S$ tal que a ligação $i, j, i \in S$ tenha a maior corrente, e neste caso o nó 9 é escolhido, acrescentado-o ao conjunto S e a chave 8-9 é fechada como mostra a [Figura 9\(c\)](#). O terceiro e quarto nó encontrados que satisfaçam essas características são os de número 4 e 13 respectivamente, e as chaves 1-4 e 3-13 são fechadas na [Figura 9\(d\)](#). Os próximos nós a serem acrescentados ao conjunto S são 12, 6, 15, 16, 7, 14, 10 e 11 nesta ordem, e as respectivas chaves 9-12, 4-6, 13-15, 15-16, 6-7, 13-14, 8-10 e 9-11 são fechadas. A [Figura 9 \(e\)](#) mostra até o décimo nó escolhido e as ligações fechadas até este momento. Após o nó 11 ser inserido no conjunto S e a chave 9-11 ser fechada, verifica-se que para as chaves 5-11, 10-14 e 7-16 não poderia ocorrer o mesmo, pois violariam a restrição de radialidade do sistema. O método então termina com a configuração representada pela [Figura 9 \(f\)](#).

A [Figura 10](#) ilustra a heurística FO descrita nesta seção, onde o valor da resistência R_a é anexado a cada arco. Esses valores são classificados em ordem crescente por $arcs^l = R_1, R_2, \dots, R_{16}$ na [Figura 10 \(a\)](#). Uma janela com $spSize = 6$ é utilizada e cada arco $\langle i, j \rangle$ na janela (*window*) é ilustrado como arcos azuis sólidos na [Figura 10 \(a\)](#). Assim, temos $window = \{\langle 2, 8 \rangle, \langle 8, 9 \rangle, \langle 1, 4 \rangle, \langle 3, 13 \rangle, \langle 9, 12 \rangle, \langle 4, 6 \rangle\}$ onde $R_1 \leq R_2 \leq R_3 \leq \dots \leq R_6$. O subproblema MIQP é solucionado para as variáveis binárias relacionadas a esses arcos em *window*. Na [Figura 10 \(b\)](#), assume-se que a solução encontrada não melhorou a solução anterior na [Figura 10 \(a\)](#). Os arcos com R_1, R_2 e R_3 na [Figura 10 \(b\)](#) (arcos cinza mais grossos) são removidos de *windows* uma vez que $overlap = 0,5$. Portanto, suas variáveis binárias relacionadas são fixadas nos valores anteriores.

Figura 9 – Exemplo do funcionamento do algoritmo *Spanning Tree*.

Fonte: Elaborada pelo autor.

De forma análoga a janela move-se para definir o próximo subproblema MIQP, onde os arcos com resistências R_4 , R_5 e R_6 terão suas variáveis binárias re-otimizadas. As variáveis

binárias dos arcos com resistências R_7 , R_8 e R_9 são adicionadas seguindo a ordem crescente dos valores definidos em $arcs'$. Assume-se na Figura 10 (c) que nenhuma melhoria em relação à solução anterior foi obtida. As variáveis binárias dos arcos relacionados aos valores de resistência R_4 , R_5 e R_6 são fixadas, enquanto $window$ será definida pelos arcos com resistências R_7 , R_8 e R_9 para re-otimização e novos arcos com resistências R_{10} , R_{11} e R_{12} . Uma melhoria em relação à configuração atual acontece na Figura 10 (d) e Figura 10 (e) e ilustrado pelos arcos vermelhos, onde a solução do subproblema MIQP alterou o status dos arcos 8-10 e 10-14.

No próximo Capítulo são apresentados os resultados computacionais dos modelos e das heurísticas propostas neste trabalho, juntamente com uma análise de sensibilidade para a escolha dos parâmetros das heurísticas e também uma análise comparativa entre elas.

Figura 10 – Exemplo da heurística Fix-and-Optimize para o modelo MIQP Completo com $window\ size = 6$ e $overlap\ rate = 50\%$.

Fonte: Elaborada pelo autor.

RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Neste Capítulo são apresentados os resultados computacionais dos modelos e heurísticas propostos neste trabalho. Tanto os modelos MIQP aqui propostos como as Heurísticas *Fix-and-Optimize* são codificados usando o software CPLEX Optimization Studio 12.6. Os experimentos computacionais são executados em uma máquina com processador Intel Xeon E5-2680v2 de 2.8GHz e 128GB de memória RAM.

6.1 Resultados Computacionais: Modelo MIQP Real e Heurística FO para MIQP Real

A formulação matemática MIQP Real proposta na [Seção 4.1](#) é avaliada nesta seção. Primeiramente, uma análise de sensibilidade é realizada para definir os melhores parâmetros da heurística *Fix-and-Optimize* (FO). Em seguida, o desempenho do modelo MIQP Real e da heurística FO ([Algoritmo 1](#)) são comparados aos resultados da literatura para oito sistemas de referência. Finalmente, o comportamento de ambas as abordagens é ilustrado pela resolução de versões estendidas de um sistema de referência.

6.1.1 Análise de Sensibilidade e o Sistema de 415 barras

O sistema de 415 barras ([JABR; SINGH; PAL, 2012](#)) foi escolhido para realizar a análise de sensibilidade, pois é um sistema de dimensão mediana com muitos alimentadores e compartilha as mesmas características de outros sistemas avaliados neste trabalho. O sistema de 415 barras é alimentado em 11,4 kV e formado por 5 repetições do sistema 83-bus proposto em ([SU; LEE, 2003](#)). Esse sistema possui 55 alimentadores, 73 chaves normalmente abertas e 488 ramos. A sua configuração inicial apresenta 2696,97 kW de perda total.

Os parâmetros *spSize*, *pInc* e *overlap* foram avaliados através da análise de sensibilidade. O parâmetro *spSize* foi avaliado para 40, 60 e 80 variáveis binárias, enquanto o incremento

($pInc$) de 10, 20 e 30 variáveis binárias foi considerado. Todas as combinações possíveis para esses parâmetros foram testadas, no entanto, as perdas de energia (valores de solução) retornados por todas essas combinações foram as mesmas. Isso significa que o método consegue resolver o problema na sua otimalidade em todos os testes. Portanto, outra medida de desempenho foi considerada: o tempo computacional para encontrar a melhor solução. Os resultados obtidos são mostrados na Figura 11.

Figura 11 – Análise dos Parâmetros Size x Increment x Computacional Time para o sistema de 415 barras.

Fonte: Dados da pesquisa.

O centro dos círculos representa a combinação ($spsize$, $pInc$), enquanto a área do círculo é proporcional ao tempo computacional gasto para encontrar a melhor solução factível com os parâmetros selecionados. Os parâmetros ($spSize$, $pInc$) = (60,20) e ($spSize$, $pInc$) = (80,40) retornaram os melhores tempos computacionais. Assim, (60,20) foi escolhido uma vez que levaram a resolver um subproblema MIP menor do que (80,40) dentro do mesmo tempo computacional.

O parâmetro *overlap* foi avaliado usando os melhores valores encontrados anteriormente para $psSize$ e $pInc$. Um total de 10 taxas de sobreposição foi avaliado: $overlap = 0, 0,1, 0,2, \dots, 0,9$. Os valores de perda foram novamente os mesmos para todas as combinações. Logo, a Figura 12 compara também esses resultados usando o tempo de computação para encontrar a melhor solução, onde o melhor resultado foi alcançado com $overlap = 0,6$. Os parâmetros da heurística FO foram então definidos como $spSize = 60$, $Inc = 20$ e $overlap = 0,6$ para os próximos testes relatados nesta seção.

O modelo MIQP Real proposto também foi aplicado para resolver o sistema de 415 barras, encontrando a solução ótima dentro de 1011,33 s com perdas de 2350,41 kW. A Tabela 3 compara os resultados do modelo proposto com os da literatura. Observa-se que o modelo aqui proposto consegue uma configuração com menores perdas e ainda em um tempo computacional

Figura 12 – Tempo Computacional para a melhor solução do sistema de 415 barras usando Size-60, Inc-20 e variando Overlap.

Fonte: Dados da pesquisa.

menor que outras técnicas exatas.

Tabela 3 – Comparação do modelo MIQP Real pra o sistema de 415 barras.

	Perdas (kW)	Tempo(s)	Redução de Perdas %
Modelo MIQP Real	2350,41	1011,33	12,85 %
(JABR; SINGH; PAL, 2012)	2359,86	1800	12,5 %
(AHMADI; MARTI, 2015)	2352,4	1800	12,77 %

Fonte: Dados da pesquisa.

A heurística FO para o modelo MIQP Real adaptada neste trabalho e descrita na [Seção 5.2](#), utilizando os melhores valores de parâmetros analisados, retorna a mesma solução ótima dentro de 16,42 s. A [Tabela 4](#) compara a heurística FO com outros resultados heurísticos relatados na literatura. Destaca-se que a heurística FO consegue encontrar uma configuração com menores perdas e em um menor tempo computacional quando comparado aos trabalhos de (AHMADI; MARTI, 2015), (AHMADI; MARTÍ, 2015b) e (JABR; SINGH; PAL, 2012). Apesar da configuração encontrada pela heurística FO ser diferente de (BAYAT, 2013), observa-se que as perdas das duas soluções estão muito próximas e a solução do FO apresenta um GAP de 1,99 %.

O denominado MILP proposto em (AHMADI; MARTI, 2015) é definido relaxando duas restrições do modelo MIQCP *Mixed-Integer Quadratically Constrained Programming*, como já mencionado no [Capítulo 2](#). Os autores em (AHMADI; MARTÍ, 2015b) usam o algoritmo da

Tabela 4 – Comparação da heurística FO para o sistema de 415 barras.

	Perdas (kW)	Tempo(s)	Redução %
FO	2350,41	16,42	12,85 %
(AHMADI; MARTI, 2015) MIQCP/MILP	2352,4	116	12,77 %
(AHMADI; MARTÍ, 2015b) MST	2358,6	—	12,54 %
(BAYAT, 2013) UVDA	2349,38	19,04	12,88 %
(JABR; SINGH; PAL, 2012) MICP/MILP	2350,74	1800	12,83 %

Fonte: Dados da pesquisa.

Árvore Geradora Mínima (MST - *Minimum Spanning Tree*) e em (BAYAT, 2013) o chamado Algoritmo Construtivo Baseado em Distribuição de Tensão Uniforme (UVDA - *Uniform Voltage Distribution Based Constructive Algorithm*) é aplicado. O MILP desenvolvido em (JABR; SINGH; PAL, 2012) é obtido pela aproximação poliédrica de restrições no modelo de Programação Cônica Inteira Mista (MICP). A Tabela 5 mostra as configurações dos computadores onde os métodos da literatura foram executados.

Tabela 5 – Configurações de Máquina.

Referências	CPU
(AHMADI; MARTI, 2015),(AHMADI; MARTÍ, 2015b)	Intel Core i7 2600, 3,4-GHz CPU, 8-GB RAM
(BAYAT, 2013)	Intel Core 2 Duo, 2,8 GHz CPU, 4GB RAM
(JABR; SINGH; PAL, 2012)	Intel Core i7, 1,73 GHz, 6GB RAM

Fonte: Dados da pesquisa.

6.1.2 Sistemas de Referência

O modelo MIQP Real proposto e a heurística FO (Algoritmo 1), utilizando o melhor conjunto de parâmetros determinados na seção anterior, são aplicados para resolver sistemas de 16, 33, 69, 70, 72, 119 e 873 barras. Esses sistemas geralmente são descritos na literatura como referência para formulações e métodos matemáticos.

6.1.2.1 Sistema de 16 barras

O primeiro sistema de referência, relatado em (CIVANLAR *et al.*, 1988), apresenta 3 alimentadores, distribuição radial com tensão base de 23 kV, 13 chaves normalmente fechadas (NF) e 3 chaves normalmente abertas (NA). A configuração inicial apresenta 511,5 kW de perda total, onde as chaves de interconexão abertas são 5-11, 10-14, 7-16.

O modelo MIQP Real proposto retorna a mesma configuração e perda total relatados em (CIVANLAR *et al.*, 1988), (ROMERO-RAMOS; RIQUELME-SANTOS; REYES, 2010), (AHMADI; MARTÍ, 2015a), (AHMADI; MARTI, 2015) e (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015). A configuração ótima do sistema apresenta as chaves 9-11, 8-10, 7-16 abertas com perdas totais de 466,1 kW. Esta solução representa 8,87 % de redução nas perdas totais em relação a configuração inicial, utilizando $v_0f = 1$ pu, $v_{min} = 0,93$ pu e $C_{i,j} = 0,17$ pu.

O modelo MIQP Real encontra sua melhor solução em 0,16 s, enquanto a heurística FO levou 0,78 s para encontrar a mesma solução ótima. A solução de (RITTER; FRANCO; ROMERO, 2015) levou 4,05 s em um PC Intel Core 2 Duo 4300 com 1,79 GHz e 2 GB de RAM. A configuração da máquina utilizada em (AHMADI; MARTÍ, 2015a) não é relatada, porém 0,16 s foram gastos para retornar a solução final.

Outro sistema de 16 barras é descrito em (ABUR, 1996b) composto por 1 alimentador, 16 chaves normalmente fechadas e 6 normalmente abertas. A configuração inicial apresenta as chaves 3-8, 5-12, 6-13, 9-15, 10-16, 10-12 abertas e 14,2 kW de perda total. A Tabela 6 compara os resultados obtidos pelo Modelo MIQP Real proposto contra os relatados por (ABUR, 1996b). A reconfiguração retornada pelo MIQP Real obteve 9,95 kW de perdas totais utilizando $v_0f = 1$ pu, $v_{min} = 0,95$ pu e $C_{i,j} = 4,25$ pu contra 10,0 kW de (ABUR, 1996b). A heurística FO gastou 0,34 s para encontrar a mesma solução ótima, enquanto o modelo MIQP Real demorou 0,13 s.

Tabela 6 – Comparação de Resultados: Sistemas de 16 barras (ABUR, 1996b).

	Chaves Abertas	Perdas (mW)	Tempo(s)	Redução %
Modelo MIQP Real	3-8, 11-12, 5-12, 12-13, 9-15, 10-16	9,95	0,13	29,92 %
(ABUR, 1996b)	2-3, 8-9, 9-10, 11-12, 12-13, 10-12	10	–	29,57 %

Fonte: Dados da pesquisa.

Observa-se então que para os dois sistemas de 16 barras testados, o modelo MIQP Real consegue encontrar a solução ótima em um menor tempo computacional quando comparado a outros trabalhos da literatura, destacando ainda que para o sistema de 16 barras (ABUR, 1996b) o modelo real encontra uma configuração com menores perdas que a encontrada pelo próprio autor.

6.1.2.2 Sistema de 33 barras

O terceiro sistema de referência apresenta 0,20268 pu de perda total, 12,66 kW de tensão base, 37 chaves de interconexão, 32 chaves NF e 5 chaves NA. A topologia da configuração inicial é composta pelas chaves abertas: 8-21, 12-22, 9-15, 25-29 e 18-33. Também é definido $v_0f = 12,66$ kV, $v_{min} = 11,89$ kV e $C_{i,j} = 294$ kA. A potência e a impedância base são 1000 kVA e $160,2756 \Omega$, respectivamente.

A mesma reconfiguração do sistema de 33 barras e o valor de perda total obtidos por (LÓPEZ *et al.*, 2002), (RAMOS *et al.*, 2005), (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012), (AHMADI; MARTÍ, 2015a) e (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014) foram retornados pelo modelo MIQP Real proposto. A configuração final apresenta as chaves 7-8, 10-9, 14-15, 25-29, 33-32 abertas, com perdas totais de 139,5 kW, o que significa 31,7 % de redução nas perdas.

O resultado em (AHMADI; MARTÍ, 2015a) é alcançado dentro de 3,2 s executando em um Intel Core i7-2600, 3,4GHz com 8GB de RAM, enquanto os autores em (BORGES; FRANCO; RIDER, 2014) usaram um Intel Core i7 com 1,87 GHz para encontrar sua solução em 4,0 s. (FARIA; RESENDE; ERNST, 2017) encontra a mesma solução em 19,4 s usando um processador Intel Core i7-6700HQ com 2.6 GHz e 16GB de RAM. O modelo MIQP Real proposto gastou 0,29 s para retornar a solução ótima, enquanto a heurística FO gastou 0,42 s para alcançar a mesma solução. A configuração da máquina em (RAMOS *et al.*, 2005) é um processador AMD XP2200 + com 512 MB de RAM, enquanto que (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) usava um processador Pentium III Xeon, 2,83 GHz e 3,5 GB de RAM. Mas uma vez observa-se que a solução ótima foi encontrada em um menor tempo computacional do que outros trabalhos que utilizaram processadores semelhantes.

6.1.2.3 Sistema de 69 barras

O sistema de 69 barras descrito em (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990) apresenta 1 alimentador, 74 ramos e 5 chaves NA. Sua configuração inicial possui as chaves 10-68, 12-20, 14-62, 38-48 e 26-54 abertas e perdas de 69,76 kW. Considerando $v_{min} = 11,77$ kV e $C_{ij} = 87,53$ kA, o modelo MIQP Real encontra a mesma configuração ótima de (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) com as chaves 13-14, 47- 48, 50-51, 10-68 e 12-20 abertas e perdas de 30,09 kW. Esta nova topologia significa uma redução de perda de 56,86 %. O modelo MIQP Real encontra essa solução dentro de 0,68 s, enquanto (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) conseguem no mesmo tempo de CPU (0,7 s) usando um processador Intel Pentium III Xeon com 2,83 GHz e 3,5 GB de RAM. A heurística FO também encontra a mesma configuração ótima do modelo MIQP Real após 1,68 s. Os autores em (FARIA; RESENDE; ERNST, 2017) relatam o tempo de 6,19 s para retornar a solução ótima com a heurística BRKGA utilizando um processador Intel Core i7-6700HQ com 2,6 GHz e 16GB de RAM.

Vale ressaltar a diferença do tempo computacional gasto pelo FO (1,68 s) e pela heurística BRKGA (FARIA; RESENDE; ERNST, 2017) (6,19 s) para obter a mesma solução, contribuindo para a análise da robustez da heurística.

6.1.2.4 Sistema de 70 barras

Este sistema é composto por 2 alimentadores, 11 kV, 2 subestações, 78 ramos e 11 chaves NA. A configuração inicial tem 227,53 kW de perdas totais e para os testes foram usados $v_0f = 11$ kV, $v_{min} = 10,1948$ kV, $C_{i,j} = 130$ kA e 10 MVA de potência base.

A [Tabela 7](#) mostra que o modelo MIQP Real encontrou a mesma reconfiguração do sistema e perdas totais de ([AHMADI; MARTÍ, 2015a](#)) e ([AHMADI; MARTI, 2015](#)), além de uma solução melhor que a relatada em ([DAS, 2006a](#)). Os autores em ([AHMADI; MARTÍ, 2015a](#)) alcançaram os resultados apresentados com um Intel Core i7-2600, CPU de 3,4 GHz, 8 GB de RAM dentro de 4,2 s. Os resultados em ([DAS, 2006a](#)) foram alcançados dentro de 3,0 s executados com um Pentium IV, enquanto o modelo MIQP proposto encontra a solução ideal em 0,43 s e a heurística FO em 1,32 s.

Tabela 7 – Comparação de Resultados: Sistema de 70 barras.

	Chaves Abertas	Perdas (kW)	Redução %
Modelo MIQP Real , (AHMADI; MARTÍ, 2015a), (AHMADI; MARTI, 2015)	9-15, 9-38, 14-15, 15-67, 27-21, 28-29, 38-43, 39-59, 40-44, 49-50, 62-65	201,4	11,47 %
(DAS, 2006a)	14-15, 15-67, 15-4, 9-36, 50-49, 36-37, 39-59, 44-45, 65-66, 29-64, 26-27	205,32	9,75 %

Fonte: Dados da pesquisa.

6.1.2.5 Sistema de 72 barras

O sistema de 72 barras possui 4 alimentadores, onde os nós 1, 70, 71 e 72 representam as subestações, 11 kV de tensão base, 68 chaves NF e 11 chaves NA e configuração inicial com 298,36 kW de perdas totais. Foi assumido para este sistema $v_0f = 11$ kV, $v_{min} = 10,25$ kV e $C_{i,j} = 2064,52$ kA. As chaves abertas da configuração inicial são 9-52, 9-40, 9-15, 15-69, 15-48, 40-45, 41-61, 47-62, 69-24, 66-31, 23- 29.

O modelo MIQP Real proposto retornou a mesma reconfiguração e perdas totais relatadas em ([SAVIER; DAS, 2011](#)). As chaves abertas na configuração ótima são 14-15, 52-51, 9-15, 9-40, 45-44, 42-46, 61-41, 23-29, 31-66, 67-64, 15-69 e as perdas totais são de 261,07 kW, o que significa 12,50 % de redução. Esta topologia foi encontrada em 0,64 s pelo modelo real aqui proposto, enquanto a heurística FO gastou 1,7 s. A mesma solução é obtida em ([SAVIER; DAS, 2011](#)) porém em 3 s.

6.1.2.6 Sistema de 119 barras

O sistema teste apresentado em (ZHANG; FU; ZHANG, 2007) apresenta tensão nominal de 11 kV de tensão base com 1 subestação, 133 ramos (linhas) e 15 chaves NA. As perdas totais na configuração inicial são de 1294,3 kW e admite-se $v_0f = 13,88$ kV, $v_{min} = 12,42$ kV e $C_{i,j} = 791,2$ kA. As chaves abertas antes da reconfiguração são 48-27, 17-27, 8-24, 56-45, 65-51, 38-65, 9-42, 61-100, 76-95, 91-78, 103- 80, 113-86, 110-89, 115-123 e 25-36.

O modelo MIQP Real retorna a mesma configuração e perdas totais de (ZHANG; FU; ZHANG, 2007; LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012; AHMADI; MARTÍ, 2015a; AHMADI; MARTI, 2015). A reconfiguração apresenta as chaves 23-24, 26-27, 41-42, 44-45, 35-36, 53-54, 61-62, 65-51, 95-100, 101-102, 74-75, 77 -78, 89-110, 86-113 e 114-115 abertas, com perdas totais de 869,69 kW, representando 32,80 % de redução. O tempo computacional gasto pela formulação proposta é de 0,68 s, que supera (AHMADI; MARTÍ, 2015a) com 39,4 s e (AHMADI; MARTI, 2015) com 1009 s. Os autores em (ZHANG; FU; ZHANG, 2007) não fornecem o tempo computacional gasto, enquanto que (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) encontra uma reconfiguração do sistema dentro de 4,4 s usando a função objetivo linearizada. Os autores em (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) utilizam um Pentium III e (AHMADI; MARTI, 2015) um Intel Core i7-2600. Vale ressaltar que (AHMADI; MARTI, 2015) encontrou a mesma solução em 1009 s porém, resolvendo um modelo de Programação Quadrática Inteira Mista, sem relaxamento da função objetivo e da restrição de corrente máxima em um ramo. Aplicando a heurística FO proposta, o mesmo resultado é obtido dentro de 1,4 s.

6.1.2.7 Sistema de 873 barras

O último sistema teste avaliado com o modelo MIQP Real foi proposto em (KAVASSERI; ABABEI, 2015) com 130,8 kV, 27 chaves NA, 901 ramos e 7 alimentadores. As chaves de interconexão 873-899 estão abertas na configuração inicial e apresentam 1496,44 kW de perdas totais. Os parâmetros $v_0f = 130,8$ kV, $v_{min} = 117,75$ kV e $C = 246,38$ kA foram configurados para este teste. A solução ótima é encontrada pelo modelo MIQP Real dentro de 50,19 s. A Tabela 8 compara os resultados encontrados e observa-se que a solução obtida pelo modelo MIQP Real é muito próxima de outros resultados da literatura, com GAP de 0,94 % e ainda com tempo computacional de pelo menos 36 vezes menor.

A heurística FO retorna os mesmos resultados que o modelo MIQP Real dentro de 89,91 s. Uma comparação com outras heurísticas é encontrada na Tabela 9. Destaca-se a eficiência do FO para encontrar a solução com menores perdas, onde na comparação com os trabalhos (ABABEI; KAVASSERI, 2011) e (AHMADI; MARTÍ, 2015b) (MST e LS) apesar do tempo computacional ser maior, a heurística aqui adaptada consegue um melhor resultado que ambos os trabalhos.

Tabela 8 – Comparação de Resultados: Sistema de 873 barras.

	Perdas (kW)	Tempo(s)	Redução %
Modelo MIQP Real	457,88	50,19	69,40 %
(HIJAZI; THIÉBAUX, 2015)	457,03	2886,94	69,45 %
(AHMADI; MARTI, 2015)	991,4	1800	33,74 %
(TAYLOR; HOVER, 2012)	457,04	37370	69,45 %

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 9 – Comparação de Resultados (Heurística): Sistema de 873 barras.

	Perdas (kW)	Tempo(s)	Redução %
FO	457,88	89,91	69,40 %
(AHMADI; MARTI, 2015) MIQP	991,4	398	33,74 %
(ABABEI; KAVASSERI, 2011) MCMF	—	21,9	69,09 %
(AHMADI; MARTÍ, 2015b) MST	10001,9	0,048	33,04 %
(AHMADI; MARTÍ, 2015b) LS	1000,3	4,85	33,15 %

Fonte: Dados da pesquisa.

Os autores em (ABABEI; KAVASSERI, 2011) executaram seu código em uma máquina com processador Intel Quad de 2,8 GHz e 2 GB de RAM, enquanto (AHMADI; MARTI, 2015; AHMADI; MARTÍ, 2015b) usou Intel Core i7-2600, CPU de 3,4 GHz e 8 GB de RAM. Um MILP é resolvido relaxando duas restrições do modelo MIQCP em (AHMADI; MARTI, 2015). A heurística de mínimo custo e mínimo fluxo (MCMF - *Minimum Cost Minimum Flow*) é executada em (ABABEI; KAVASSERI, 2011) e heurísticas para resolução do problema de Árvore Geradora Mínima (MST - *Minimum Spanning Tree*) e *Local Search* (LS) são aplicadas em (AHMADI; MARTÍ, 2015b).

Com base nos resultados descritos até este momento, pode-se destacar a eficiência e robustez do modelo MIQP Real em todos os sistemas de referência testados, visto que em todos os casos o modelo simplificado com as novas restrições propostas encontrou a solução ótima ou uma solução de boa qualidade em um menor tempo computacional, quando comparado a outros trabalhos da literatura. Esses resultados vêm ao encontro do objetivo deste trabalho que é propor novas restrições a fim de melhorar a descrição do problema e encontrar soluções de forma mais rápida. A heurística FO, fundamentada no modelo proposto, também apresenta bons resultados. FO alcança a solução ótima ou uma solução melhor em um tempo computacional menor que o gasto pelo modelo MIQP Real para os sistemas em que o modelo exato mostra dificuldades, como é o caso do sistema de 415 barras descrito no início deste capítulo.

6.1.3 Extensões do Sistema de 72 barras e Resultados

Nesta seção, um total de 10 sistemas são propostos como extensões do sistema de 72 barras descrito em (SAVIER; DAS, 2011). Essas extensões estão disponíveis para download em www.goo.gl/mLe6cg. O objetivo é avaliar o comportamento do Modelo MIQP Real proposto e da heurística FO para sistemas de grande porte. As extensões do sistema de 72 barras são definidas na Tabela 10 onde cada novo sistema é um múltiplo do original. Por exemplo, o sistema 2x72 significa uma duplicação de 72 barras contendo 144 barras, 8 alimentadores e duas novas chaves abertas: 15-87 e 17-89. Duas novas chaves abertas foram adicionadas para cada múltiplo com valor de impedância de $0,454 + j0,363 \Omega$. Também é assumido $v_0f = 11$ kV, $v_{min} = 10,25$ kV e $M_{i,j} = 2064,52$ kA para todos os sistemas estendidos. Um limite de tempo de 3600 s foi configurado para executar as abordagens em cada sistema. As chaves abertas da configuração final também estão disponíveis em www.goo.gl/mLe6cg. Os resultados alcançados pelo modelo MIQP Real são comparados utilizando seus valores de GAP que é definido pela Equação 6.1.

$$GAP(\%) = 100 * \frac{upperBound^{Solution} - lowerBound^{Solution}}{upperBound^{Solution}} \quad (6.1)$$

Tabela 10 – Dados dos Novos Sistemas

	Nós do Sistema	Novas Chaves Abertas
2x72	1-72, 73-144	15-87, 17-89
3x72	+ 145-216	+ 112-184, 124-196
4x72	+ 217-288	+ 168-240, 175-247
5x72	+ 289-360	+ 285-357, 282-354
6x72	+ 361-432	+ 297-369, 299-371
7x72	+ 433-504	+ 405-477, 407-479
8x72	+ 505-576	+ 453-525, 458-530
9x72	+ 577-648	+ 562-634, 566-638
10x72	+ 649-720	+ 613-685, 624-696

Fonte: Dados da pesquisa.

A Figura 13 mostra a evolução do GAP (%) através do tempo de execução dos sistemas de 2x72 barras à 5x72 barras. Observa-se que o modelo MIQP Real proposto é capaz de melhorar rapidamente as soluções factíveis com valores de GAP abaixo de 5 % em menos de 500 s. A evolução do GAP para os sistemas de 6x72 à 10x72 barras é mostrada na Figura 14, onde destaca-se que valores abaixo de 10 % são encontrados em poucos segundos, além de ficarem menores que 4 % dentro de 150 s.

Figuras 15 e 16 apresentam a evolução do GAP nos primeiros 500 s. Para todos os sistemas testados, soluções factíveis com 3 % de GAP são encontradas em torno de 150 s. Esses

Figura 13 – Evolução do GAP para os sistemas 2x72-5x72 barras

Fonte: Dados da pesquisa.

Figura 14 – Evolução do GAP para os sistemas 6x72-10x72 barras

Fonte: Dados da pesquisa.

resultados indicam que uma solução com valores de GAP baixos podem ser encontradas dentro de um tempo computacional reduzido, além das possíveis melhorias nos primeiros 500 s.

A Tabela 11 apresenta os valores de redução de perdas (*Loss Reduction-LR*) a partir da configuração inicial, o tempo computacional (*Tempo*) gasto para alcançar a melhor configuração e o GAP final. O modelo MIQP Real retorna uma redução de perdas sempre abaixo de 10 %, o que não mostrou uma alteração relevante com o aumento do tamanho do sistema. Este problema pode ser explicado pelo tipo de extensão realizado, onde apenas duas novas chaves foram adicionadas para cada múltiplo. O modelo MIQP Real proposto é capaz de encontrar soluções

Figura 15 – Evolução do GAP para os sistemas 2x72-5x72 barras com zoom 5/500

Fonte: Dados da pesquisa.

Figura 16 – Evolução do GAP para os sistemas 6x72-10x72 barras com zoom 10/500

Fonte: Dados da pesquisa.

ótimas apenas para sistemas de 2x72 e 3x72 barras dentro de 4,33 s e 32,58 s, respectivamente. Para os outros sistemas, apenas soluções factíveis são encontradas dentro de 1 hora. O tempo gasto para encontrar as melhores soluções factíveis dos sistemas 4x72 - 10x72 varia entre 2966,27 e 3569,26 segundos e os valores do GAP estão sempre abaixo de 2 %. Por outro lado, observa-se que a heurística FO leva menos de 400 s para encontrar a melhor solução factível com praticamente os mesmos valores de redução de perdas para todos os sistemas testados.

Para resumir, o modelo MIQP Real proposto neste trabalho não encontra a solução ótima dentro do prazo de tempo estabelecido para 7 dos 9 sistemas estendidos, mas encontra

Tabela 11 – Resultados das Extensões do Sistema de 72 barras usando o Modelo MIQP Real

Sistemas	Modelo MIQP Real			FO		
	LR(%)	Tempo(s)	GAP(%)	LR(%)	Tempo(s)	GAP(%)
2x72	8,95	6,15	0,0	8,95	4,23	0,009
3x72	8,95	102,92	0,0	8,95	16,88	0,64
4x72	8,95	2966,27	0,50	8,95	32,15	1,31
5x72	8,95	3253,94	0,83	8,94	70,72	1,05
6x72	8,95	3440,1	1,15	8,95	161,08	0,48
7x72	8,94	3390,33	1,46	8,95	248,40	1,48
8x72	8,93	3431,92	1,40	8,95	377,14	1,04
9x72	8,86	3416,36	1,62	8,94	231,98	1,41
10x72	8,94	3515,17	1,67	8,96	288,47	1,42

Fonte: Dados da pesquisa.

soluções factíveis e de boa qualidade com base nos valores de GAP relatados. O método exato em execução no modelo MIQP Real retorna também soluções factíveis em poucos segundos, mesmo para o sistema maior (10x72). Essas soluções factíveis iniciais não estão longe de seus limitantes inferiores dentro dos primeiros 150s. A heurística FO pode fornecer soluções similares dentro de um tempo computacional reduzido como pode ser visto na [Tabela 11](#).

6.2 Resultados Computacionais: Modelo MIQP Completo e Heurística FO para MIQP Completo

A formulação matemática MIQP Completo e a heurística FO para o modelo MIQP Completo descritas na [Seção 4.2](#) e [Seção 5.3](#), respectivamente, são avaliadas nesta seção. Um total de 13 sistemas da literatura e 13 extensões de sistemas já existentes foram utilizados para validar os resultados das metodologias propostas. De forma análoga ao que foi feito na Seção anterior, em primeiro lugar é realizada uma análise de sensibilidade para definir os melhores parâmetros da heurística. Para isso, os 26 sistemas foram divididos em 3 grupos de acordo com seu tamanho, e um sistema (indicado pela cor vermelha na [Tabela 12](#)) de tamanho médio foi escolhido em cada grupo para a realização desta análise. A [Tabela 12](#) mostra os sistemas usados nesta seção, a divisão em grupos e o sistema escolhido. Os sistemas indicados com * são extensões do sistema de 72 barras ([SAVIER; DAS, 2011](#)) e aqueles indicados por + são extensões do sistema de 10560 barras ([KAVASSERI; ABABEI, 2015](#)). Em seguida, o desempenho do modelo MIQP Completo e a heurística *Fix and Optimize* ([Algoritmo 3](#)) são novamente comparados com outros resultados da literatura para os 13 sistemas de referência. Finalmente, o comportamento do modelo e da heurística ao resolver versões estendidas de dois sistemas de referência é avaliado e uma comparação entre as heurísticas *Fix-and-Optimize* adaptadas é apresentada.

Tabela 12 – Divisão dos sistemas testes em grupos.

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
16-bus system (CIVANLAR <i>et al.</i> , 1988)	4x72-bus system *	10560-bus system (KAVASSERI; ABABEI, 2015)
32- bus system (BARAN; WU, 1989)	5x72-bus system *	2x10560 bus system +
83-bus system (SU; LEE, 2003)	6x72-bus system *	3x10560 bus system +
2x72-bus system *	415-bus system (JABR; SINGH; PAL, 2012)	4x10560 bus system +
3x72-bus system *	7x72-bus system*	5x10560 bus system +
69-bus system (CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990)	8x72-bus system *	
70-bus system (DAS, 2006b)	9x72-bus system *	
72-bus system (SAVIER; DAS, 2011)	10x72-bus system *	
119-bus system (ZHANG; FU; ZHANG, 2007)	873-bus system (KAVASSERI; ABABEI, 2015)	
135-bus system (MANTOVANI; CASARI; ROMERO, 2000)	830-bus system (JABR; SINGH; PAL, 2012)	
201-bus system (KAVASSERI; ABABEI, 2015)		

Fonte: Dados da pesquisa.

6.2.1 Análise de Sensibilidade

Para ajustar melhor os parâmetros da heurística apresentada na [Seção 5.3](#), foram escolhidos 3 sistemas (1 de cada grupo) de tamanho médio com muitos alimentadores e características semelhantes a outros sistemas avaliados neste trabalho para a análise de sensibilidade. O sistema de 83 barras (SU; LEE, 2003) do Grupo 1 contém 11 alimentadores, 96 ramos, 13 chaves NA, tensão de base de 11,4 kV e perdas de 531,99 kW na configuração inicial. O sistema de 7x72 barras escolhido no Grupo 2 é uma replicação (7 vezes) do sistema de 72 barras (SAVIER; DAS, 2011) e tem 11kV de tensão base, 28 alimentadores, 89 chaves NA, 565 ramos e 2112,84 kW de perdas no configuração inicial. Os dados das replicações do sistema de 72 barras estão descritos em [Subseção 6.1.3](#). Finalmente, o sistema 10.560 barras (KAVASSERI; ABABEI, 2015) escolhido no Grupo 3 possui 10736 ramos, 260 chaves NA, 84 alimentadores, tensão de base de 130,8 kV e perdas de 17373,88 kW na configuração inicial.

Os parâmetros *spSize*, *overlap* e *pInc* foram avaliados através da análise de sensibilidade para os 3 grupos de sistemas. A [Tabela 13](#) mostra todos os valores pelos quais os parâmetros foram avaliados em cada grupo. A [Figura 17](#), [Figura 18](#) e a [Figura 19](#) ilustram os melhores resultados obtidos em cada análise.

Tabela 13 – Parâmetros para a análise de sensibilidade.

Sistema	<i>spSize</i>	<i>Overlap</i>	<i>pInc</i>
83-bus	10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, ..., 185, 190, 195, 200	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9	5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, ... 130, 135, 140
7x72-bus	20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, ..., 550, 600, 650, 700	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9	20, 40, 60, 80, 100, 120, ..., 5020, 540, 560
10560-bus	3850, 3900, 3950, 4000, 4050, 4100, 4150, 4200, ..., 5800, 5850, 5900, 5950, 6000	0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9	200, 400, 600, 800, 1000, 1200, 1400, ..., 5600, 5800, 6000

Fonte: Dados da pesquisa.

Para o sistema do Grupo 1, depois de avaliar o parâmetro *spSize* pelos valores indicados na Tabela 13, os 10 melhores valores com relação ao tempo computacional são selecionados, como mostrado na Figura 17 (a) indicando o primeiro e décimo valor. Fixado os 10 melhores resultados de *spSize*, o parâmetro *overlap* é avaliado pelos valores indicados na Tabela 13 e todas as combinações possíveis são analisadas. Novamente, as 10 melhores combinações ordenadas de forma crescente com relação ao tempo computacional são selecionadas, como pode ser visto na Figura 17 (b) o tempo da primeira e da décima combinação. Finalmente, ao fixar as 10 combinações da etapa anterior, o parâmetro *pInc* é analisado pelos valores descritos na Tabela 13. A Figura 17 (c) mostra a melhor combinação dos três parâmetros em relação ao tempo computacional. Em todas as etapas, todos os valores analisados e as respectivas combinações retornaram o mesmo valor de solução (mesma configuração final), de modo que o tempo computacional foi usado como parâmetro para seleção dos valores. A Tabela 14 mostra os valores selecionados em cada etapa da análise. Assim, os valores encontrados na etapa 3 *spSize* = 140, *overlap* = 0,7 e *Inc* = 120 foram usados para todos os próximos testes do Grupo 1 relatados nesta seção.

Tabela 14 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 1.

Etapa	Valores selecionados em ordem crescente do tempo computacional
1	Size: 100, 140, 160, 135, 155, 65, 145, 85, 170, 130
2	Size/Overlap: 65/0, 135/0,6, 140/0,2, 135/0,4, 145/0,6, 135/0,9, 135/0,7, 145/0,9, 140/0,5, 140/0,7
3	Size/Overlap/Inc: 140/0,7/120

Fonte: Dados da pesquisa.

De forma análoga, uma análise de sensibilidade é realizada para os Grupos 2 e 3. A

Figura 17 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros *spSize*, *overlap* e *pInc* - Grupo 1.

(a)

(b)

(c)

Fonte: Dados da pesquisa.

Figura 18 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros $spSize$, $overlap$ e $pInc$ - Grupo 2.

(a)

(b)

(c)

Fonte: Dados da pesquisa.

Figura 19 – Análise de Sensibilidade para os parâmetros *spSize*, *overlap* e *pInc* - Grupo 3.

(a)

(b)

(c)

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 13 mostra os valores utilizados na avaliação de cada parâmetro e as soluções em cada etapa são ordenadas primeiramente com relação ao custo da função objetivo e depois com relação ao tempo computacional. As 10 melhores soluções são escolhidas para serem fixadas na próxima etapa. Os sistemas escolhidos para a análise nos Grupos 2 e 3 apresentam diferentes valores de solução quando variam os parâmetros da heurística. Na **Figura 18** (a) - (c) e **Figura 19** (a) - (c), são apresentados o primeiro e o décimo valor selecionado em cada etapa ordenando de forma crescente quanto ao custo da função objetivo e tempo gasto. A **Tabela 15** e **Tabela 16** apresenta todos os valores selecionados em cada etapa para os dois sistemas analisados.

Tabela 15 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 2.

Etapa	Valores selecionados em ordem crescente do tempo computacional
1	Size: 560, 440, 460, 540, 520, 480, 160, 340, 60, 240
2	Size/Overlap: 560/0,5, 440/0,5, 480/0,6, 540/0,5, 460/0,5, 560/0,7, 520/0,5, 520/0,3, 480/0,5, 240/0,5
3	Size/Overlap/Inc: 460/0,5/20

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 16 – Valores selecionados para cada parâmetro em cada etapa para o Grupo 3.

SEtapa	Valores selecionados em ordem crescente do tempo computacional
1	Size: 5750, 5800, 5650, 5900, 6000, 5850, 5500, 5450, 5700, 5000
2	Size/Overlap: 6000/0,9, 5800/0,9, 5800/0,8, 5850/0,9, 5850/0,8, 5900/0,9, 6000/0,4, 5800/0,6, 5900/0,7, 5900/0,8
3	Size/Overlap/Inc: 5850/0,8/2200

Fonte: Dados da pesquisa.

Portanto, os valores da etapa 3 $spSize = 460$, $overlap = 0,5$ e $Inc = 20$ serão usados para todos os próximos testes do Grupo 2 relatados nesta seção. Para o Grupo 3, as replicações do sistema de 10560 barras utilizam a mesma ordem de replicação para os parâmetros analisados, conforme será mostrado na **Tabela 26** da **Subseção 6.2.4**. Como são sistemas de grande escala, os tempos computacionais também foram duplicados na mesma proporção que as replicações.

6.2.2 Sistemas de Referência

As comparações feitas nesta subseção levam em consideração o tempo computacional, as perdas e a configuração ótima alcançada pelo modelo MIQP Completo e heurística FO (**Algoritmo 3**). Isso é feito através da resolução dos sistemas de 16 (**CIVANLAR et al., 1988**), 33 (**BARAN; WU, 1989**), 69 (**CHIANG; JEAN-JUMEAU, 1990**), 70 (**DAS, 2006b**), 72 (**SAVIER; DAS, 2011**), 83 (**SU; LEE, 2003**), 119 (**ZHANG; FU; ZHANG, 2007**), 135 (**MANTOVANI; CASARI; ROMERO, 2000**), 201 (**KAVASSERI; ABABEI, 2015**), 415 (**JABR; SINGH; PAL, 2012**),

830 (JABR; SINGH; PAL, 2012), 873 (KAVASSERI; ABABEI, 2015) e 10560 (KAVASSERI; ABABEI, 2015) barras que são geralmente descritos na literatura como referência para modelos e métodos. Os Grupos definidos na seção anterior são utilizados para uma melhor compreensão das comparações e as extensões são detalhadas nesta seção.

6.2.2.1 Sistemas Testes - Grupo 1

As características dos sistemas analisados no Grupo 1 estão descritas na Tabela 17. Os sistemas são avaliados pelo modelo MIQP Completo e pela heurística FO propostos neste trabalho e comparados com outras metodologias da literatura conforme apresentado na Tabela 18.

Tabela 17 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 1.

Sistema	Nós	Tensão Base	Ramos	Chaves NA	Alimentadores	Perdas Iniciais	v_{min}
16-bus	16	23 kV	16	3	3	511,5 kW	21,39 kV
32-bus	33	12,66 kV	37	5	1	210,99 kW	11,89 kV
69-bus	69	12,66 kV	73	5	1	69,76 kW	11,77 kV
70-bus	70	11 kV	76	8	2	341,42 kW	10,25 kV
72-bus	72	11 kV	79	11	4	301,83 kW	10,25 kV
83-bus	94	11,4 kV	96	13	11	531,99 kW	10,83 kV
119-bus	119	11 kV	132	15	1	1294,03 kW	9,9 kV
135-bus	143	13,8 kV	156	21	8	320,26 kW	13,23 kV
2x72-bus	144	11 kV	160	24	8	603,66 kW	9,77 kV
201-bus	204	13,8 kV	216	15	3	585,88 kW	12,42 kV
3x72-bus	216	11 kV	241	37	12	905,5 kW	9,77 kV

Fonte: Dados da pesquisa.

O modelo MIQP Completo e a heurística FO encontraram a mesma solução ótima em todos os testes realizados. Para esses resultados, utilizamos os parâmetros $spSize = 140$, $overlap = 0,7$ e $Inc = 120$ para a heurística FO conforme descrito na Subseção 6.2.1. O MIQP Completo e a heurística FO chegam aos melhores resultados reportados na literatura, exceto para os sistemas de 70 e 119 barras. Apesar da diferença nas perdas do MIQP Real e o MILP (AHMADI; MARTI, 2015), a configuração final encontrada por ambos é a mesma. Os métodos Mixed (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012) e M.B.E. (Modified Branch-Exchange) (GHASEMI; MOSHTAGH, 2014) apresentam soluções finais diferentes, porém com perdas muito próximas e tempo computacional maior que a solução obtida pela heurística FO. O mesmo acontece para o sistema de 70 barras, onde soluções um pouco melhores são obtidas porém em um maior tempo. O tempo computacional para alcançar as soluções de todos os sistemas testados também é competitivo, considerando-se as diferenças nas configurações de máquina. Deve-se notar que na maioria dos sistemas a heurística FO tem um tempo computacional mais alto quando comparada ao modelo MIQP Completo, com exceção dos sistemas 83-bus, 119-bus, 135-bus e 201-bus. Isso já não acontece em sistemas maiores como será visto nas próximas seções. A configuração final de cada sistema analisado pode ser

Tabela 18 – Resultados dos sistemas do Grupo 1.

Sistema		Resultados					
16-bus	Método	MIQP	FO	MST	DSSHA	UVDA	
	Perdas(kW)	466,1	466,1	468,3	466,13	466,12	
	Tempo(s)	0,17	0,31	-	0,33	0,04	
33-bus	Método	MIQP	FO	Benders	Mixed	BRKGA	MINLP
	Perdas(kW)	139,55	139,55	139,55	139,55	139,5	139,5
	Tempo(s)	0,22	0,29	0,12	1,0	19,04	0,88
69-bus	Método	MIQP	FO	G. A	BRKGA	Mixed	
	Perdas(kW)	30,09	30,09	30,09	30,09	30,09	
	Tempo(s)	0,46	0,56	0,8	6,19	0,7	
70-bus	Método	MIQP	FO	MINLP	Fuzzy	MILP	
	Perdas(kW)	201,4	201,4	301,6	301,07	301,07	
	Tempo(s)	0,54	0,56	35,35	3,0	0,91	
72-bus	Método	MIQP	FO	Benders	Quadratic		
	Perdas(kW)	261,07	261,07	265,59	261,07		
	Tempo(s)	0,72	0,8	4,78	1,8		
83-bus	Método	MIQP	FO	UVDA	Mixed	B.C.	C.U.
	Perdas(kW)	469,88	469,88	469,88	469,88	469,88	470,89
	Tempo(s)	0,47	0,41	0,77	1,1	207,7	—
119-bus	Método	MIQP	FO	MILP	Mixed	M.B.E.	
	Perdas(kW)	869,71	869,71	869,7	869,69	869,86	
	Tempo(s)	3,33	1,5	2,8	4,4	2,47	
135-bus	Método	MIQP	FO	MILP	B.C.	C.U.	
	Perdas(kW)	280,15	280,15	280,2	280,19	280,3	
	Tempo(s)	2,98	2,93	5,6	1800	—	
201-bus	Método	MIQP	FO	MCMF			
	Perdas(kW)	543,83	543,83	546,39			
	Tempo(s)	9,91	6,31	2,75			

verificada em <http://bit.ly/2DyPjRQ> e os resultados dos sistemas de 2x72 e 3x72 barras são descritos na [Subseção 6.2.3](#), juntamente com as outras replicações do sistema de 72 barras. A [Tabela 19](#) compara os computadores utilizados para processamento em cada método da literatura, com exceção da heurística *Circular Updating* proposta em ([ZIN et al., 2012](#)) que não fornece tais dados.

6.2.2.2 Sistemas Testes - Grupo 2

Os sistemas analisados no Grupo 2 com suas respectivas características estão descritos na [Tabela 20](#). Novamente, os sistemas foram avaliados pelo modelo MIQP Completo e pela heurística FO propostos neste trabalho e também comparados com outras metodologias da literatura, conforme apresentado na [Tabela 21](#).

Para os testes realizados, os parâmetros $spSize = 460$, $overlap = 0.5$ e $Inc = 20$ foram utilizados para a heurística FO conforme descrito na [Subseção 6.2.1](#). Em todos os 3 casos

Tabela 19 – CPU's dos sistemas comparados no Grupo 1.

Método	Processador	Velocidade	Memória RAM
MIQP Completo and Heurística FO	Intel Xeon E5-2680v2	2.8 GHz	128 GB
MST Heuristic (AHMADI; MARTÍ, 2015b)	Intel Core i7-2600	3400 MHz	8 BG
DSSHA Heuristic (OLIVEIRA <i>et al.</i> , 2014)	Intel Core i7	2,3 GHz	8 GB
UVDA Heuristic (BAYAT, 2013)	Intel Core 2 Duo	2,8 GHz	4 GB
Benders Decomposition (KHODR; MARTINEZ-CRESPO, 2009)	Intel Core 2 Duo T7200	–	2 GB
Mixed Heuristic (LLORENS-IBORRA; RIQUELME-SANTOS; ROMERO-RAMOS, 2012)	Pentium III Xeon	2,83 GHz	4 GB
BRKGA Heuristic (FARIA; RESENDE; ERNST, 2017)	Intel Core i7 6700 HQ	2,6 GHz	16 GB
MINLP Heuristic (HIJAZI; THIÉBAUX, 2015)	AMD Opteron 4226at.	2,76 GHz	65 GB
G.A. Heuristic (RAMOS <i>et al.</i> , 2005)	AMD XP 2200+	–	512 MB
Fuzzy (DAS, 2006b)	Pentium IV	–	–
MILP Heuristic (AHMADI; MARTI, 2015)	Intel Core i7-2600	3,4 GHz	8 GB
Quadratic Loss Location (SAVIER; DAS, 2011)	Pentium IV	3,0 GHz	–
(B.C.)Branch-and-Cut (JABR; SINGH; PAL, 2012)	Intel Core i7	1,73 GHz	6 GB
(M.B.E.)Modified Branch-Exchange (GHASEMI; MOSHTAGH, 2014)	Pentium IV	2,8 GHz	512 GB
MCMF Heuristic (ABABEI; KAVASSERI, 2011)	Intel Quad	2,8 GHz	2 GB

descritos na Tabela 21 a heurística FO consegue a mesma solução que o modelo MIQP Completo com menor tempo computacional. Destaca-se que para os sistemas de 415 e 830 barras o modelo MIQP Completo encontra solução melhor em menor tempo computacional que outro método exato da literatura (*Branch-and-Cut*). O mesmo acontece para a heurística FO em comparação com outras duas heurísticas MILP e MST no 415-bus. Apesar do método UVDA encontrar uma solução um pouco melhor que o FO para os dois sistemas em questão, o tempo computacional é quase 6 vezes maior para o 415-bus e 2 vezes maior para o 830-bus. No caso do sistema de 873 barras, verifica-se a eficiência do FO ao encontrar melhores soluções, e quando não acontece, observa-se que a solução é determinada em um maior tempo computacional, apesar de ter perdas totais próximas. Vale ressaltar que nem sempre a heurística UVDA consegue soluções melhores em menor tempo computacional que a FO, como pode ser visto na Tabela 18 e Tabela 21 para os

Tabela 20 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 2.

Sistema	Nós	Tensão Base	Ramos	Chaves NA	Alimentadores	Perdas Iniciais	v_{min}
4x72-bus	288	11 kV	322	50	16	1207,33 kW	9,77 kV
5x72-bus	360	11 kV	403	63	20	1509,17 kW	9,77 kV
6x72-bus	432	11 kV	484	76	24	1811, kW	9,77 kV
415-bus	470	11.4 kV	488	73	55	2659,96 kW	10,83 kV
7x72-bus	504	11 kV	565	89	28	2112,84 kW	9,77 kV
8x72-bus	576	11 kV	546	102	32	2414,67 kW	9,77 kV
9x72-bus	648	11 kV	727	115	36	2716,51 kW	9,77 kV
10x72-bus	720	11 kV	808	128	40	3018,34 kW	9,77 kV
873-bus	880	130.8 kV	900	27	7	1496,44 kW	117,72 kV
830-bus	940	11.4 kV	978	148	110	5319,93 kW	10,83 kV

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 21 – Resultados dos Sistemas do Grupo 2.

Sistema	Resultados						
	Método	MIQP	FO	UVDA	MILP	MST	Branch-and-Cut
415-bus	Perdas(kW)	2350,41	2350,41	2349,38	2352,4	2358,6	2359,86
	Tempo(s)	372,9	3,74	19,04	1800+	—	1800+
830-bus	Método	MIQP	FO	UVDA	Branch-and-Cut		
	Perdas(kW)	4700,84	4700,84	4698,77	4701,94		
	Tempo(s)	538,88	41,35	96,4	1800+		
873-bus	Método	MIQP	FO	MILP	LS	MINLP	MCMF
	Perdas(kW)	457,88	457,88	991,4	1000,3	457,03	462,55
	Tempo(s)	48,88	34,22	1800+	4,85	2886,4	472

Fonte: Dados da pesquisa.

sistemas de 83 e 415 barras. Os resultados dos sistemas de 4x72, 5x72, 6x72, 7x72, 8x72, 9x72 e 10x72 barras são descritos a seguir juntamente com as outras replicações do sistema de 72 barras. A configuração final de cada sistema analisado pode ser verificada em <<http://bit.ly/2DyPjRQ>>.

Na comparação com os outros métodos da literatura, os computadores utilizados para os respectivos processamentos foram citados na Tabela 19 da seção anterior, exceto pelo método LS proposto em (AHMADI; MARTÍ, 2015b) que utilizou um Intel Core i7-2600 com 3.4 GHz e 8 GB de RAM.

6.2.3 Resultados das Extensões do Sistema de 72 barras

Os mesmos 10 sistemas propostos e descritos na Subseção 6.1.3 aqui são analisados através do modelo MIQP Completo e da respectiva heurística FO. A Tabela 22 apresenta os

valores de redução de perdas a partir da configuração inicial, o tempo computacional gasto para alcançar a melhor configuração e o GAP ao final de 3600 s.

Tabela 22 – Resultados dos sistemas estendidos de 72 barras usando o modelo MIQP Completo.

Sistemas	Redução %	Tempo(s)	GAP(%)
2x72	12,37 %	21,15	0,00
3x72	12,37 %	170,07	0,00
4x72	12,37 %	793,78	0,28
5x72	12,37 %	3297,18	0,64
6x72	12,3714 %	3319,24	1,08
7x72	12,17 %	3362,19	1,01
8x72	12,28 %	3506,34	0,89
9x72	12,09 %	3537,08	1,0
10x72	12,16 %	3558,12	1,04

Fonte: Dados da pesquisa.

O modelo MIQP Completo é capaz de encontrar soluções ótimas apenas para os sistemas de 2x72, 3x72 e 4x72 barras dentro de 21,15 s, 170,07 s e 793,78 s, respectivamente, lembrando que o modelo MIQP Real conseguiu soluções ótimas apenas para os sistemas de 2x72 e 3x72 barras. Para as demais replicações, somente soluções factíveis são encontradas em 1 hora. O tempo necessário para encontrar esta solução varia entre 3297,19 s e 3558,12 s com valores de GAP sempre abaixo de 2 %. A heurística FO apresenta um tempo computacional até 90 % menor para resolver os sistemas 2x72 - 8x72, com exceção dos sistemas 9x72 e 10x72 como pode ser visto na [Tabela 23](#). Também é importante observar que a heurística FO retorna soluções com maior redução de perdas do que o método exato (MIQP Completo) para os sistemas maiores 6, 7, 8, 9 e 10x72.

Tabela 23 – Resultados dos sistemas estendidos de 72 barras usando a heurística FO.

Sistemas	Redução %	Tempo(s)	GAP(%)
2x72	12,37 %	4,03	0,16
3x72	12,37 %	10,97	0,49
4x72	12,37 %	42,82	1,01
5x72	12,37 %	303,20	1,14
6x72	12,3710 %	214,22	0,85
7x72	12,37 %	257,37	0,97
8x72	12,37 %	353,3	0,82
9x72	12,31 %	2596,66	0,8
10x72	12,3 %	2434,66	1,00

Fonte: Dados da pesquisa.

A [Tabela 23](#) apresentou os resultados obtidos considerando o valor do GAP, redução de perdas e o tempo computacional. Vale a pena mencionar aqui que para os sistemas de 2x72 e 3x72

barras os parâmetros $spSize = 140$, $overlap = 0.7$ e $Inc = 120$ foram usados para a heurística FO, já para os sistemas 4x72 - 10x72 barras foram utilizados os parâmetros $spSize = 460$, $overlap = 0,5$ e $Inc = 20$.

6.2.4 Extensão do Sistema de 10560 barras

Para validar as metodologias propostas neste trabalho com instâncias ainda maiores, quatro novos sistemas são propostos nesta seção como extensões do sistema de 10560 barras. As extensões são definidas na [Tabela 24](#) onde cada novo sistema é um múltiplo do original e as características de todos os sistemas testados podem ser vistas na [Tabela 25](#). Por exemplo, o sistema 2x10560 significa uma duplicação do sistema de 10560 barras com 21120 barras, 168 alimentadores e dez novas chaves abertas: 1061-11621, 2115-12675, 3169-13729, 4223-14783, 5384-15944, 6338-16898, 7392-17952, 8446-19006, 9500-20060 e 10554-21114. Um total de dez novas chaves abertas foram adicionadas para cada fator multiplicador, todos com valor de impedância de $0,32267 + j0,74488 \Omega$. Também é assumido $v_0f = 130,8$ kV e $v_{min} = 117,72$ kV para todos os sistemas estendidos. O limite de tempo computacional tanto para o Modelo MIQP Completo quanto para a heurística FO também foi multiplicado na mesma proporção das replicações como pode ser visto na [Tabela 26](#). As chaves abertas retornados pela configuração final estão disponíveis em <http://bit.ly/2DyPjRQ>.

Tabela 24 – Dados os novos sistemas - extensão do sistema de 10560 barras.

	Nós do Sistema	Novas Chaves Abertas
2x10560	1-10560, 10561-21120	1061-11621, 2115-12675, 3169-13729, 4223-14783, 5384-15944, 6338-16898, 7392-17952, 8446-19006, 9500-20060 and 10554-21114
3x10560	+ 21121-31680	+ 11090-21650, 12144-22704, 13198-23758, 14259-24819, 15313-25873, 16367-26927, 17421-27981, 18475-29035, 19536-30096 and 20590-31150
4x10560	+ 31681-42240	+ 21476-32036, 22530-33090, 23584-34144, 24638-35198, 25699-36259, 27176-37736, 28237-38797, 29291-39851, 30345-40925 and 31399-41959
5x10560	+ 42241-52800	+ 31948-42508, 33002-43562, 34056-44616, 35110-45670, 36171-46731, 37225-47785, 38279-48839, 39333-49893, 40387-50947 and 41448-52008

Fonte: Dados da pesquisa.

A [Tabela 27](#) apresenta os valores de redução de perda a partir da configuração inicial, o tempo computacional gasto para alcançar a melhor configuração e o GAP final do limitante

Tabela 25 – Dados dos sistemas analisados - Grupo 3.

Sistema	Nós	Tensão Base	Ramos	Chaves NA	Alimentadores	Perdas Iniciais	v_{min}
10560	10560	130,8	10736	260	84	17373,88	117,72
2x10560	21120	130,8	21482	530	168	34747,76	117,72
3x10560	31680	130,8	32228	800	252	52121,65	117,72
4x10560	42240	130,8	42974	1070	336	69495,53	117,72
5x10560	52800	130,8	53720	1340	420	86869,42	117,72

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 26 – Parâmetros considerados para a heurística FO - Grupo 3.

Sistema	<i>spSize</i>	<i>Overlap</i>	<i>pInc</i>	Tempo(s)
10560 barras	5850	0,8	2200	3600
2x10560 barras	11700	0,8	4400	7200
3x10560 barras	17550	0,8	6600	10800
4x105603 barras	23400	0,8	8800	14400
5x10560 barras	29250	0,8	11000	18000

Fonte: Dados da pesquisa.

inferior para as duas metodologias MIQP Completo e heurística FO. Vale ressaltar que em todos os testes, a heurística FO obteve maior redução de perdas do que o modelo MIQP Completo. Quando o tempo computacional da heurística FO foi maior do que o modelo MIQP Completo, observa-se uma maior redução nas perdas com GAP menor.

Tabela 27 – Resultados dos sistemas estendidos de 10560 barras.

Sistema	Redução	MIQP Completo		Redução	Heurística FO	
		Tempo(s)	GAP(%)		Tempo(s)	GAP(%)
10560	48,08 %	3594,7	3,95	48,62 %	2928,43	0,12
2x10560	47,71 %	6775,5	4,84	48,3 %	7200,01	0,19
3x10560	47,22 %	10415,2	5,6	48,05 %	10763,5	0,34
4x10560	43,57 %	8627,0	10,8	47,86 %	14400,1	0,65
5x10560	45,25 %	18091,59	8,44	47,79 %	18000,5	0,52

Fonte: Dados da pesquisa.

O sistema de 10560 barras é comparado com outros dois métodos da literatura como pode ser visto na [Tabela 28](#). Observa-se que a heurística FO pode reduzir em quase 50 % as perdas do sistema elétrico com uma nova topologia, chegando muito perto de outros métodos já testados.

Tabela 28 – Comparação dos resultados para o sistema de 10560 barras

Método	Perdas (kW)	Redução	Tempo(s)	CPU
Heurística FO	8925.83	48,62 %	2928,43	Intel Xeon E5-2680v2, 2.8 GHz, 128 GB RAM
MCMF Heuristic (ABABEI; KAVASSERI, 2011)	9131,71	47,44 %	472	Intel Quad, 2,8 GHZ, 2 GB RAM
MST Heuristic (AHMADI; MARTI, 2015)	8173,4	52,95 %	1,36	Intel Core i7-2600, 3400 MHz, 8 GB RAM
LS Heuristic (AHMADI; MARTI, 2015)	8158,1	53,04 %	37,11	Intel Core i7-2600, 3400 MHz, 8 GB RAM

Fonte: Dados da pesquisa.

6.3 Análise Comparativa das Heurísticas

Uma análise comparativa das heurísticas propostas na [Seção 5.2](#) e [Seção 5.3](#) será apresentada. No primeiro estágio desta pesquisa, apenas a heurística FO descrita na [Seção 5.2](#) havia sido desenvolvida. Após o aperfeiçoamento alcançado com o modelo MIQP Completo, houve a necessidade de validá-lo solucionando sistemas de grande escala, onde o método exato encontrava dificuldades para resolver. Além disso, surgiu a possibilidade de se propor uma heurística FO baseada em outra estratégia para fixação das variáveis binárias ([Algoritmo 3](#)).

A [Tabela 29](#) apresenta resultados obtidos nos 13 sistemas de referência (ver [Seção 6.2](#)) executando o [Algoritmo 1](#) a partir do modelo MIQP Completo com os parâmetros $spSize = 60$, $overlap = 0,6$ e $Inc = 20$. Esses valores foram determinados na análise de sensibilidade da [Subseção 6.1.1](#) e são comparados com os resultados da [Seção 6.1](#).

Observa-se que a heurística FO ([Algoritmo 1](#) + MIQP Completo) sempre obtém a solução com menores perdas, com exceção para o sistema de 10560 barras onde a heurística não consegue otimizar os resultados. Nesse caso, a Heurística FO termina a execução no tempo estabelecido de 3600 s com a mesma configuração inicial, ou seja, não consegue melhorar a solução no tempo computacional dado. Destacam-se também os sistemas de 32, 69, 70, 72, 83, 119, 135, 201, 415 e 873 barras que apresentam os mesmos resultados porém com tempo mais elevado quando comparados à primeira heurística adaptada: [Algoritmo 1](#) com o modelo MIQP Real. O mesmo acontece para o sistema de 830 barras que além de apresentar um maior tempo computacional, encontra uma solução com maiores perdas que o [Algoritmo 1](#) com o modelo MIQP Real.

De forma análoga, a [Tabela 30](#) apresenta os resultados obtidos executando a heurística FO definida no [Algoritmo 3](#) a partir do modelo MIQP Real para os mesmos sistemas da literatura testados na [Seção 6.1](#). Nesse caso, os parâmetros considerados para a heurística foram $spSize = 140$, $overlap = 0,7$, $Inc = 120$ e $spSize = 460$, $overlap = 0,5$, $Inc = 20$, conforme determinado nas análises de sensibilidade da [Subseção 6.2.1](#). Verifica-se que para os sistemas de 16, 32, 69, 70 e 72 barras o [Algoritmo 3](#) + MIQP Real encontra a solução ótima em um maior

Tabela 29 – Resultados da heurística FO para o modelo MIQP Real aplicada no modelo MIQP Completo.

	Algoritmo 1 + MIQP Completo		Algoritmo 1 + MIQP Real	
Sistema	Perdas (kW)	Tempo (s)	Perdas (kW)	Tempo (s)
16-bus	466,1	0,59	466,1	0,78
32-bus	139,55	0,91	139,55	0,42
69-bus	30,09	2,07	30,09	1,68
70-bus	301,71	1,99	301,71	1,32
72-bus	261,07	3,09	261,07	1,7
83-bus	470,08	1,77	470,08	1,16
119-bus	869,71	3,09	869,71	1,4
135-bus	280,15	4,24	280,15	2,97
201-bus	543,83	10,75	543,83	8,43
415-bus	2350,41	190,03	2350,41	16,42
830-bus	4736,77	3600	4700,84	184,82
873-bus	457,88	352,41	457,88	89,91
10.560-bus	—	—	—	—

Fonte: Dados da pesquisa.

tempo computacional para pelo menos uma das configurações de parâmetros considera, quando comparado aos resultados da [Seção 6.2](#) descritos na sexta e sétima coluna da [Tabela 30](#). Já para os sistemas de 119, 415 e 873 barras, observa-se que [Algoritmo 3](#) + MIQP Real consegue as mesmas soluções mais rapidamente para ambos os parâmetros considerados. Essa diferença do tempo computacional poderia ser diferente para outros valores de parâmetros. Destaca-se aqui que o [Algoritmo 3](#) + MIQP Completo obteve esses resultados utilizando os parâmetros $spSize = 140$, $overlap = 0,7$, $Inc = 120$ para os sistemas de até 119 barras e parâmetros $spSize = 460$, $overlap = 0,5$, $Inc = 20$ para os sistemas de 415 e 873 barras, como determinado na análise de sensibilidade da [Subseção 6.2.1](#).

A mesma solução com menores perdas é encontrada para todos os sistemas testes com ambas configurações de parâmetros. Destaca-se ainda que a execução do [Algoritmo 3](#) a partir do modelo MIQP Real encontrou as soluções ótimas mais rapidamente que o [Algoritmo 1](#) com o modelo MIQP Real (quarta e quinta coluna da [Tabela 29](#)), em todos os sistemas testes, exceto para o sistema de 119 barras. Este fato pode ter sido ocasionado pela estratégia utilizada na fixação das variáveis binárias ou pelos valores de parâmetros utilizados.

Logo, as duas heurísticas sempre encontram a solução ótima ou soluções melhores que o método exato em um tempo computacional muito reduzido, mesmo quando executadas a partir dos modelos originalmente adotados. Destaca-se a heurística FO ([Algoritmo 3](#)) para o Modelo MIQP Completo que encontra tais soluções de forma ainda mais rápida para grande parte dos sistemas testados. Devemos observar que as soluções da [Tabela 29](#) poderiam ser melhoradas reconfigurando os parâmetros $spSize$, $overlap$ e Inc de forma adequada.

Tabela 30 – Resultados da heurística FO para o modelo MIQP Completo aplicada no modelo MIQP Real.

	Algoritmo 3 + MIQP Real com <i>spSize</i> = 140, <i>overlap</i> = 0.7, <i>Inc</i> = 120		Algoritmo 3 + MIQP Real com <i>spSize</i> = 460, <i>overlap</i> = 0.5, <i>Inc</i> = 20		Algoritmo 3 + MIQP Completo	
Sistema	Perdas (kW)	Tempo (s)	Perdas (kW)	Tempo (s)	Perdas (kW)	Tempo (s)
16-bus	466,1	0,44	466,1	0,48	466,1	0,17
32-bus	139,55	0,17	139,55	0,39	139,55	0,22
69-bus	30,09	0,22	30,09	0,76	30,09	0,46
70-bus	301,71	0,90	301,71	0,21	301,71	0,54
72-bus	261,07	1,16	261,07	0,86	261,07	0,72
119-bus	869,71	1,53	869,71	1,3	869,71	3,33
415-bus	2350,41	4,43	2350,41	5,00	2350,41	372,9
873-bus	457,88	8,55	457,88	25,04	457,88	48,88

Fonte: Dados da pesquisa.

Assim, baseados nos resultados apresentados neste capítulo e também nas comparações realizadas entre os modelos e heurísticas propostas, observa-se que as novas restrições nos modelos MIQP Real e MIQP Completo descritas neste trabalho auxiliam na obtenção da solução mais rapidamente, além de melhorar a descrição do problema tratado. Além disso, destaca-se que em todos os testes as heurísticas *Fix-and-Optimize* adaptadas melhoram ainda mais as soluções de sistemas de grande porte, onde o método exato apresenta dificuldades para solucionar.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho desenvolveu-se duas formulações matemáticas para o problema da reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica, onde o objetivo é minimizar as perdas. Um conjunto de novas restrições foi modelado com o objetivo de melhorar a descrição do problema. Inicialmente, uma formulação simplificada, chamada de modelo MIQP Real, foi desenvolvida onde apenas a parte real das instâncias é considerada. Esta formulação, apesar dos cálculos aproximados, apresentou bons resultados encontrando solução ótima para 7 dos 8 sistemas testados da literatura, todos resolvendo o problema mais rapidamente do que outras 10 abordagens da literatura, quando máquinas similares foram consideradas para comparações de tempo de execução. À exceção para o sistema de 873 barras onde o modelo MIQP Real encontra uma boa solução, próxima a outras da literatura, com GAP de 0,94 % porém com tempo computacional de pelo menos 36 vezes menor que outras metodologias. Uma nova formulação denominada modelo MIQP Completo, agora considerando também a parte imaginária das instâncias, foi desenvolvida a partir do modelo MIQP Real. Parte das restrições foram otimizadas e o novo modelo obteve bons resultados encontrando solução ótima e tempo computacional menor que outros métodos da literatura em 7 dos 13 sistemas de referência testados. Os modelos MIQP também retornaram soluções viáveis dentro de um tempo computacional reduzido. Por exemplo, o MIQP Completo retorna soluções com GAP abaixo de 2 % em menos de 24 s para sistemas de quase 1000 barras. No caso de aplicações práticas, essa vantagem pode valer a pena quando as decisões sobre reconfiguração devem ser feitas o mais rápido possível. Além disso, há garantia de uma distância razoável do ótimo que muitas vezes não é aferida ao se utilizar métodos heurísticos ou meta-heurísticos.

A heurística *Fix-and-Optimize* descrita nesta tese é adaptada pela primeira vez para solucionar o problema da reconfiguração de redes elétricas. Inicialmente, a heurística FO é adaptada para o modelo MIQP Real e configurada através de uma análise de sensibilidade dos principais parâmetros. Os resultados para os 8 sistemas da literatura testados mostram que heurística FO obteve menor tempo computacional e melhor resultado do que outras heurísticas

da literatura para 6 sistemas. A exceção do sistema de 415 barras, onde a heurística UVDA consegue uma solução melhor que o FO, porém com maior tempo computacional, e o sistema de 873 barras onde soluções são obtidas por heurísticas em menor tempo, mas com maiores perdas que a solução encontrada pelo FO. Após o desenvolvimento do modelo MIQP Completo, a heurística FO é configurada de outra forma, atribuindo novos valores aos principais parâmetros através de uma análise de sensibilidade. Os novos resultados para 13 sistemas de referência são comparados com outras heurísticas da literatura mostrando que a heurística adaptada neste trabalho consegue resultados relevantes com um menor tempo computacional na maioria das vezes. A heurística FO para o modelo MIQP Completo obteve menor tempo computacional e melhor resultado que outras 13 heurísticas da literatura para 6 dos 13 sistemas testados (16, 33, 69, 83, 135 e 201 barras). As exceções são para os sistemas de 70, 72, 119, 415, 530 e 873 barras onde a heurística FO obtém solução próxima com menor tempo computacional que outras heurísticas que apresentam solução pouco melhores. Além disso, para o sistema de 201 barras, o FO apresenta melhor resultado porém com um tempo computacional maior que outras heurísticas com soluções piores (com maiores perdas ativas). A heurística aqui proposta obteve resultados melhores quando comparada aos modelos MIQP propostos e outras heurísticas já desenvolvidas, ao ser aplicada em sistemas onde o método exato não pôde obter uma solução ótima ou demora muito para resolver o problema. Isso ocorreu, por exemplo, nos sistemas maiores de 415, 830, 873 e 10473 barras.

Para verificar a eficiência dos modelos e heurísticas desenvolvidos, um total de 13 replicações de sistemas já existentes na literatura foram propostos. Os resultados mostraram que os modelos conseguem resolver sistemas de até 10000 barras, o que significa uma contribuição relevante quando comparado ao tamanho de outros sistemas testes reportados na literatura. As heurísticas FO conseguiram resolver sistemas de até 50000 barras, encontrando soluções factíveis com redução de quase 50 % nas perdas totais e GAP menor que 0,7 %. No entanto, a principal vantagem da heurística FO surge na resolução das extensões propostas do sistema de 72 barras, onde as soluções da heurística FO apresentam uma redução de perda satisfatória dentro de um tempo computacional reduzido. Além disso, as soluções factíveis iniciais não estão longe de seus limitantes inferiores dentro dos primeiros 150s. Assim, a heurística FO pode ser uma abordagem promissora para retornar rapidamente soluções para sistemas de grandes porte.

Ao final também foi realizada uma comparação entre as duas heurísticas desenvolvidas. Os resultados obtidos demonstram que as duas estratégias adotadas no FO apresentam bons resultados na resolução do problema de minimização de perdas através da reconfiguração de redes, inclusive para sistemas de grande porte. Destaca-se que a execução da heurística FO a partir do modelo MIQP Completo encontrou as soluções ótimas mais rapidamente que a heurística FO com o modelo MIQP Real em todos os sistemas testes, exceto pelo sistema de 119 barras.

Logo, tanto os modelos MIQP propostos como as heurísticas FO resolveram o problema

mais rapidamente do que outras abordagens quando máquinas similares foram consideradas para comparações de tempo de execução. Além disso, foram encontrados valores de perda mínima com menor tempo computacional para 6 dos 13 sistemas testados, e para os outros a heurística FO encontra uma boa solução em um tempo computacional competitivo. Sendo assim, verifica-se que as novas restrições propostas nos modelos MIQP contribuem para encontrar soluções mais rápidas e ainda facilita a descrição do problema. As heurísticas *Fix-and-Optimize* adaptadas melhoram as soluções dos modelos MIQP e resolvem sistemas de grande porte onde o método exato apresenta dificuldades.

Para trabalhos futuros, novas estratégias para seleção das variáveis a serem otimizadas na heurística FO serão propostas. Além disso, considerando os modelos MIQP estabelecidos, melhorias poderão ser propostas nas restrições apresentadas, tais como a inclusão da Lei de Kirchhoff das tensões para as parte imaginárias das magnitudes de tensões. Outra possibilidade é o uso combinado de meta-heurísticas e resolução de submodelos MIQP, ou seja, meta-heurísticas para resolução do problema aqui abordado.

7.1 Artigos

Os artigos científicos relacionados a este trabalho de doutorado que foram aceitos, publicados e submetidos até o momento são apresentados a seguir.

- **Optimal reconfiguration of electric power distribution systems using exact approach.** In: IEEE International Conference on Industry Applications - INDUSCON, 2016, Curitiba.
- **MILP Model and Improvement Heuristic for Power Loss Minimization in Distribution System with Network Reconfiguration.** Journal of Heuristics (Artigo submetido), 2017.

REFERÊNCIAS

- ABABEI, C.; KAVASSERI, R. Efficient network reconfiguration using minimum cost maximum flow-based branch exchanges and random walks-based loss estimations. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 26, n. 1, p. 30–37, 2011. Citado nas páginas 34, 42, 82, 83, 96 e 101.
- ABDELAZIZ, A. Y.; MOHAMMED, F.; MEKHAMER, S.; BADR, M. Distribution systems reconfiguration using a modified particle swarm optimization algorithm. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 79, n. 11, p. 1521–1530, 2009. Citado nas páginas 38 e 42.
- ABDELAZIZ, A. Y.; OSAMA, R.; EL-KHODARY, S. Reconfiguration of distribution systems for loss reduction using the hyper-cube ant colony optimisation algorithm. **IET generation, transmission & distribution**, IET, v. 6, n. 2, p. 176–187, 2012. Citado nas páginas 38 e 42.
- ABRADEE. **Furto e Fraude de Energia**. 2017. <<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/perdas/furto-e-fraude-de-energia>>. Citado na página 26.
- ABULWafa, A. R. A new heuristic approach for optimal reconfiguration in distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 81, n. 2, p. 282–289, 2011. Citado nas páginas 34 e 40.
- ABUR, A. Determining the optimal radial network topology within the line flow constraints. In: IEEE. **Circuits and Systems, 1996. ISCAS'96., Connecting the World., 1996 IEEE International Symposium on**. [S.l.], 1996. v. 1, p. 673–676. Citado nas páginas 30 e 41.
- _____. A modified linear programming method for distribution system reconfiguration. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 18, n. 7, p. 469–474, 1996. Citado nas páginas 19, 30, 41 e 79.
- AHMADI, H.; MARTI, J. R. Linear current flow equations with application to distribution systems reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 30, n. 4, p. 2073–2080, 2015. Citado nas páginas 35, 42, 56, 58, 77, 78, 79, 81, 82, 83, 94, 96 e 101.
- AHMADI, H.; MARTÍ, J. R. Mathematical representation of radiality constraint in distribution system reconfiguration problem. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 64, p. 293–299, 2015. Citado nas páginas 31, 42, 58, 79, 80, 81 e 82.
- _____. Minimum-loss network reconfiguration: A minimum spanning tree problem. **Sustainable Energy, Grids and Networks**, Elsevier, v. 1, p. 1–9, 2015. Citado nas páginas 35, 40, 42, 77, 78, 82, 83, 96 e 97.
- AHUJA, A.; PAHWA, A.; PANIGRAHI, B. K.; DAS, S. Pheromone-based crossover operator applied to distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 28, n. 4, p. 4144–4151, 2013. Citado na página 38.
- AHUJA, R. K.; MAGNANTI, T. L.; ORLIN, J. B. Network flows: theory, algorithms, and applications. Prentice hall, 1993. Citado na página 34.

- AMASIFEN, J. C. C.; ROMERO, R.; MANTOVANI, J. R. 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**, SciELO Brasil, v. 16, n. 3, p. 303–317, 2005. Citado nas páginas 36, 41 e 47.
- AOKI, K.; NARA, K.; SATOH, T.; KITAGAWA, M.; YAMANAKA, K. New approximate optimization method for distribution system planning. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 5, n. 1, p. 126–132, 1990. Citado nas páginas 36 e 41.
- AVELLA, P.; VILLACCI, D.; SFORZA, A. A steiner arborescence model for the feeder reconfiguration in electric distribution networks. **European journal of operational research**, Elsevier, v. 164, n. 2, p. 505–509, 2005. Citado nas páginas 30, 41, 56, 57 e 58.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power delivery**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 1401–1407, 1989. Citado nas páginas 30, 32, 33, 41, 88 e 93.
- BAYAT, A. Uniform voltage distribution based constructive algorithm for optimal reconfiguration of electric distribution networks. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 104, p. 146–155, 2013. Citado nas páginas 35, 40, 42, 77, 78 e 96.
- BORGES, M. C.; FRANCO, J. F.; RIDER, M. J. Optimal reconfiguration of electrical distribution systems using mathematical programming. **Journal of Control, Automation and Electrical Systems**, Springer, v. 25, n. 1, p. 103–111, 2014. Citado nas páginas 31, 42, 56, 57, 58 e 80.
- BOUSSAÏD, I.; LEPAGNOT, J.; SIARRY, P. A survey on optimization metaheuristics. **Information Sciences**, Elsevier, v. 237, p. 82–117, 2013. Citado na página 32.
- BRAZ, H. D. de M.; SOUZA, B. A. de. Distribution network reconfiguration using genetic algorithms with sequential encoding: Subtractive and additive approaches. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 26, n. 2, p. 582–593, 2011. Citado nas páginas 37 e 42.
- BUENO, E. A. *et al.* Redução de perdas técnicas através de reconfigurações de redes de distribuição de energia elétrica sob demandas variáveis. [sn], 2005. Citado nas páginas 44 e 48.
- CAMILLO, M. H. M. **Avaliação de uma metodologia para restabelecimento de energia baseada em algoritmos evolutivos multi-objetivos no sistema de distribuição de energia da COPEL na cidade de Londrina**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013. Citado nas páginas 45 e 46.
- CARPANETO, E.; CHICCO, G. Distribution system minimum loss reconfiguration in the hypercube ant colony optimization framework. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 78, n. 12, p. 2037–2045, 2008. Citado nas páginas 38 e 41.
- 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**, IEEE, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, 2008. Citado nas páginas 37 e 41.
- CEBRIAN, J. C.; KAGAN, N. Reconfiguration of distribution networks to minimize loss and disruption costs using genetic algorithms. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 80, n. 1, p. 53–62, 2010. Citado nas páginas 37 e 42.
- CHEN, C.; CHO, M. Energy loss reduction by critical switches. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 8, n. 3, p. 1246–1253, 1993. Citado nas páginas 30 e 41.

- CHIANG, H.-D.; JEAN-JUMEAU, R. Optimal network reconfigurations in distribution systems. ii. solution algorithms and numerical results. **IEEE transactions on Power delivery**, IEEE, v. 5, n. 3, p. 1568–1574, 1990. Citado nas páginas 30, 41, 80, 88 e 93.
- CHU, P. C.; BEASLEY, J. A genetic algorithm for the generalised assignment problem. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 24, n. 1, p. 17–23, 1997. Citado nas páginas 37 e 41.
- CIVANLAR, S.; GRAINGER, J.; YIN, H.; LEE, S. Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 3, n. 3, p. 1217–1223, 1988. Citado nas páginas 29, 32, 33, 41, 78, 79, 88 e 93.
- DAS, D. A fuzzy multiobjective approach for network reconfiguration of distribution systems. **IEEE transactions on power delivery**, IEEE, v. 21, n. 1, p. 202–209, 2006. Citado nas páginas 38, 41 e 81.
- _____. Reconfiguration of distribution system using fuzzy multi-objective approach. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 28, n. 5, p. 331–338, 2006. Citado nas páginas 88, 93 e 96.
- DCDERMOTT, T.; DREZGA, I.; BROADWATER, R. A heuristic nonlinear constructive method for distribution system reconfiguration. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 14, n. 2, p. 478–483, 1999. Citado nas páginas 33 e 41.
- DELBEM, A. C.; CARVALHO, A. P. L. de; BRETAS, N. Main chain representation for evolutionary algorithms applied to distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 20, n. 1, p. 425–436, 2005. Citado nas páginas 36, 41 e 48.
- DORNELES, Á. P.; ARAÚJO, O. C. de; BURIOL, L. S. A fix-and-optimize heuristic for the high school timetabling problem. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 52, p. 29–38, 2014. Citado na página 39.
- DOYLE, P. G.; SNELL, J. L. Random walks and electric networks. **arXiv preprint math/0001057**, 2000. Citado na página 34.
- ELÉTRICA, P. d. D. de E. no sistema elétrico nacional–prodist, módulo 7 cálculo de perdas na distribuição. **ANEEL Resolução Normativa**, v. 424, p. 2010, 2010. Citado na página 50.
- FARIA, H. de; RESENDE, M.; ERNST, D. A biased random key genetic algorithm applied to the electric distribution network reconfiguration problem. **Journal of Heuristics**, Springer, p. 1–18, 2017. Citado nas páginas 36, 42, 80 e 96.
- FURLAN, M. M. **Métodos heurísticos para o problema de dimensionamento de lotes multi-tiestágio com limitação de capacidade**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2011. Citado na página 63.
- GHASEMI, S.; MOSHTAGH, J. A novel codification and modified heuristic approaches for optimal reconfiguration of distribution networks considering losses cost and cost benefit from voltage profile improvement. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 25, p. 360–368, 2014. Citado nas páginas 35, 39, 94 e 96.
- GLAMOCANIN, V. Optimal loss reduction of distributed networks. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 5, n. 3, p. 774–782, 1990. Citado nas páginas 30, 33 e 41.

- GOHOKAR, V.; KHEDKAR, M.; DHOLE, G. Formulation of distribution reconfiguration problem using network topology: a generalized approach. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 69, n. 2, p. 304–310, 2004. Citado nas páginas 33, 39 e 41.
- GOMES, F. V.; CARNEIRO, S.; PEREIRA, J. L. R.; VINAGRE, M. P.; GARCIA, P. A. N.; ARAUJO, L. R. D. A new distribution system reconfiguration approach using optimum power flow and sensitivity analysis for loss reduction. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 21, n. 4, p. 1616–1623, 2006. Citado nas páginas 33 e 41.
- GOSWAMI, S.; BASU, S. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 7, n. 3, p. 1484–1491, 1992. Citado nas páginas 32 e 41.
- HELBER, S.; SAHLING, F. A fix-and-optimize approach for the multi-level capacitated lot sizing problem. **International Journal of Production Economics**, Elsevier, v. 123, n. 2, p. 247–256, 2010. Citado nas páginas 39 e 63.
- HIJAZI, H.; THIÉBAUX, S. Optimal distribution systems reconfiguration for radial and meshed grids. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 72, p. 136–143, 2015. Citado nas páginas 31, 42, 83 e 96.
- JABR, R. A. Radial distribution load flow using conic programming. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 21, n. 3, p. 1458–1459, 2006. Citado nas páginas 31 e 41.
- JABR, R. A.; SINGH, R.; PAL, B. C. Minimum loss network reconfiguration using mixed-integer convex programming. **IEEE Transactions on Power systems**, IEEE, v. 27, n. 2, p. 1106–1115, 2012. Citado nas páginas 31, 42, 56, 57, 58, 75, 77, 78, 88, 93, 94 e 96.
- JASMON, G.; CALLISTUS, L.; LEE, C. A modified technique for minimization of distribution system losses. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 81–88, 1991. Citado nas páginas 30 e 41.
- JR, C. A. C.; WATANABE, A. A. An efficient reconfiguration algorithm for loss reduction of distribution systems. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 19, n. 2, p. 137–144, 1990. Citado nas páginas 30 e 41.
- KAGAN, N. Configuração de redes de distribuição através de algoritmos genéticos e tomada de decisão fuzzy. **São Paulo: Tese de Livre Docência, EPUSP.[Links]**, 1999. Citado na página 26.
- KAGAN, N.; ADAMS, R. A benders' decomposition approach to the multi-objective distribution planning problem. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 15, n. 5, p. 259–271, 1993. Citado nas páginas 31 e 41.
- KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. de; ROBBA, E. J. **Introdução aos sistemas de distribuição de energia elétrica**. [S.l.]: Edgard Blücher, 2005. Citado na página 25.
- KAVASSERI, R.; ABABEI, C. Reds: Repository of distribution systems. **En ligne**. Available: <http://www.dejazzer.com/reds.html>, 2015. Citado nas páginas 82, 87, 88, 93 e 94.
- KHODR, H.; MARTINEZ-CRESPO, J. Integral methodology for distribution systems reconfiguration based on optimal power flow using benders decomposition technique. **IET generation, transmission & distribution**, IET, v. 3, n. 6, p. 521–534, 2009. Citado nas páginas 31, 41, 57, 58 e 96.

KIM, H.; KO, Y.; JUNG, K.-H. Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 8, n. 3, p. 1356–1366, 1993. Citado nas páginas 37 e 41.

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 & Energy Systems**, Elsevier, v. 36, n. 1, p. 13–17, 2012. Citado nas páginas 38, 39 e 42.

LIRA, G. N. de. **Algoritmo de Reconfiguração Ótima de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica visando a Minimização de Perdas**. Tese (Doutorado) — Dissertação de mestrado, 2011. Citado na página 50.

LIU, C.-C.; LEE, S. J.; VU, K. Loss minimization of distribution feeders: optimality and algorithms. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 1281–1289, 1989. Citado nas páginas 32 e 41.

LLORENS-IBORRA, F.; RIQUELME-SANTOS, J.; ROMERO-RAMOS, E. Mixed-integer linear programming model for solving reconfiguration problems in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 88, p. 137–145, 2012. Citado nas páginas 30, 42, 58, 80, 82, 94 e 96.

LÓPEZ, E.; OPAZO, H.; GARCÍA, L.; POLOUJADOFF, M. Minimal loss reconfiguration based on dynamic programming approach: application to real systems. **Electric Power Components and Systems**, Taylor & Francis, v. 30, n. 7, p. 693–704, 2002. Citado nas páginas 30, 41, 56, 58 e 80.

LUIZELLI, M. C.; CORDEIRO, W. L. da C.; BURIOL, L. S.; GASPARY, L. P. A fix-and-optimize approach for efficient and large scale virtual network function placement and chaining. **Computer Communications**, Elsevier, v. 102, p. 67–77, 2017. Citado na página 39.

MANTOVANI, J. R.; CASARI, F.; ROMERO, R. A. Reconfiguração de sistemas de distribuição radiais utilizando o critério de queda de tensão. **Controle and Automacao**, p. 150–159, 2000. Citado nas páginas 33, 41, 88 e 93.

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system. In: **Proc. 5th Power System Computation Conf., Cambridge, UK**. [S.l.: s.n.], 1975. p. 1–18. Citado nas páginas 29, 33 e 41.

MOHANRAM, S.; SUDHAKAR, T. Power system restoration using reverse delete algorithm implemented in fpga. IET, 2011. Citado nas páginas 30 e 42.

MONTICELLI, A. J.; GARCIA, A. **Introdução a sistemas de energia elétrica**. [S.l.]: Ed Unicamp, 1999. Citado nas páginas 43 e 53.

MORELATO, A.; MONTICELLI, A. Heuristic search approach to distribution system restoration. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 4, n. 4, p. 2235–2241, 1989. Citado nas páginas 32 e 41.

NARA, K.; SHIOSE, A.; KITAGAWA, M.; ISHIHARA, T. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum re-configuration. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 7, n. 3, p. 1044–1051, 1992. Citado na página 36.

- NGUYEN, T. T.; YANG, S.; BRANKE, J. Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. **Swarm and Evolutionary Computation**, Elsevier, v. 6, p. 1–24, 2012. Citado na página 32.
- OLIVEIRA, E. J. de; ROSSETI, G. J.; OLIVEIRA, L. W. de; GOMES, F. V.; PERES, W. New algorithm for reconfiguration and operating procedures in electric distribution systems. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 57, p. 129–134, 2014. Citado nas páginas 31, 39, 42 e 96.
- POCHET, Y.; WOLSEY, L. A. **Production planning by mixed integer programming**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2006. Citado na página 63.
- PRIM, R. C. Shortest connection networks and some generalizations. **Bell Labs Technical Journal**, Wiley Online Library, v. 36, n. 6, p. 1389–1401, 1957. Citado na página 35.
- RAMOS, E. R.; EXPÓSITO, A. G.; SANTOS, J. R.; IBORRA, F. L. Path-based distribution network modeling: application to reconfiguration for loss reduction. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 20, n. 2, p. 556–564, 2005. Citado nas páginas 30, 41, 56, 58, 80 e 96.
- RITTER, D.; FRANCO, J. F.; ROMERO, R. Analysis of the radial operation of distribution systems considering operation with minimal losses. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 67, p. 453–461, 2015. Citado nas páginas 31, 42, 56, 57, 58 e 79.
- ROMERO-RAMOS, E.; RIQUELME-SANTOS, J.; REYES, J. A simpler and exact mathematical model for the computation of the minimal power losses tree. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 80, n. 5, p. 562–571, 2010. Citado nas páginas 31, 42, 56, 58 e 79.
- RUPOLO, D. Reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica através de um algoritmo de busca dispersa. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2013. Citado na página 45.
- SAHLING, F.; BUSCHKÜHL, L.; TEMPELMEIER, H.; HELBER, S. Solving a multi-level capacitated lot sizing problem with multi-period setup carry-over via a fix-and-optimize heuristic. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 36, n. 9, p. 2546–2553, 2009. Citado nas páginas 39 e 63.
- SALAZAR, H.; GALLEGU, R.; ROMERO, R. Artificial neural networks and clustering techniques applied in the reconfiguration of distribution systems. **Power Delivery, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 21, n. 3, p. 1735–1742, 2006. Citado nas páginas 38 e 41.
- SANCHES, D.; MANSOUR, M.; LONDON, J.; DELBEM, A.; SANTOS, A. Integrating relevant aspects of moeas to solve loss reduction problem in large-scale distribution systems. In: **IEEE PowerTech, 2011 IEEE Trondheim**. [S.l.], 2011. p. 1–6. Citado nas páginas 37 e 42.
- SANCHES, D. S. **Algoritmos evolutivos multi-objetivo para reconfiguração de redes em sistemas de distribuição de energia elétrica**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012. Citado na página 43.
- SANCHES, D. S. **Algoritmos evolutivos multi-objetivo para reconfiguração de redes em sistemas de distribuição de energia elétrica**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012. Citado na página 53.

SANTOS, A.; DELBEM, A. C.; LONDON, J.; BRETAS, N. G. Node-depth encoding and multiobjective evolutionary algorithm applied to large-scale distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 25, n. 3, p. 1254–1265, 2010. Citado nas páginas 37 e 42.

SANTOS, A. C.; DELBEM, A. C.; BRETAS, N. G. Energy restoration for large-scale distribution system using ea and a new data structure. In: IEEE. **Power and Energy Society General Meeting-Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE**. [S.l.], 2008. p. 1–8. Citado na página 37.

SANTOS, A. C. d. **Algoritmo evolutivo computacionalmente eficiente para reconfiguração de sistemas de distribuição**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2009. Citado na página 46.

SAVIER, J.; DAS, D. Loss allocation to consumers before and after reconfiguration of radial distribution networks. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 33, n. 3, p. 540–549, 2011. Citado nas páginas 34, 40, 42, 81, 84, 87, 88, 93 e 96.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. Reconfiguration of electric distribution networks for resistive line losses reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 4, n. 2, p. 1492–1498, 1989. Citado nas páginas 32 e 41.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W.; SEMLYEN, A.; LUO, G. A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 3, n. 2, p. 753–762, 1988. Citado na página 52.

SINGH, S.; RAJU, G.; RAO, G.; AFSARI, M. A heuristic method for feeder reconfiguration and service restoration in distribution networks. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 31, n. 7, p. 309–314, 2009. Citado nas páginas 34, 39 e 41.

SOUZA, M. J. F. Inteligência computacional para otimização. **Notas de aula, Departamento de Computação, Universidade Federal de Ouro Preto, disponível em <http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/InteligenciaComputacional/InteligenciaComputacional.pdf>**, 2008. Citado nas páginas 32 e 36.

SRINIVAS, M.; PATNAIK, L. M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms. **Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 24, n. 4, p. 656–667, 1994. Citado na página 37.

SU, C.-T.; CHANG, C.-F.; CHIOU, J.-P. Distribution network reconfiguration for loss reduction by ant colony search algorithm. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 75, n. 2, p. 190–199, 2005. Citado nas páginas 38 e 41.

SU, C.-T.; LEE, C.-S. Network reconfiguration of distribution systems using improved mixed-integer hybrid differential evolution. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 18, n. 3, p. 1022–1027, 2003. Citado nas páginas 75, 88 e 93.

SWARNKAR, A.; GUPTA, N.; NIAZI, K. Adapted ant colony optimization for efficient reconfiguration of balanced and unbalanced distribution systems for loss minimization. **Swarm and Evolutionary Computation**, Elsevier, v. 1, n. 3, p. 129–137, 2011. Citado na página 42.

_____. A novel codification for meta-heuristic techniques used in distribution network reconfiguration. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 81, n. 7, p. 1619–1626, 2011. Citado na página 37.

- TALBI, E.-G. **Metaheuristics: from design to implementation**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2009. v. 74. Citado na página 36.
- TALESKI, R.; RAJICIC, D. Distribution network reconfiguration for energy loss reduction. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 12, n. 1, p. 398–406, 1997. Citado nas páginas 33 e 41.
- TAYLOR, J. A.; HOVER, F. S. Convex models of distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 27, n. 3, p. 1407–1413, 2012. Citado nas páginas 32, 42, 57, 58 e 83.
- TOLEDO, C. F. M.; ARANTES, M. da S.; HOSSOMI, M. Y. B.; FRANÇA, P. M.; AKAR-TUNALI, K. A relax-and-fix with fix-and-optimize heuristic applied to multi-level lot-sizing problems. **Journal of Heuristics**, Springer, v. 21, n. 5, p. 687–717, 2015. Citado na página 39.
- TURHAN, A. M.; BILGEN, B. Mixed integer programming based heuristics for the patient admission scheduling problem. **Computers & Operations Research**, Elsevier, v. 80, p. 38–49, 2017. Citado na página 39.
- VIZCAINO, J. **Redução de Perdas em Redes Primárias de Distribuição de Energia Elétrica por Localização e Controle de Capacitores**. Tese (Doutorado) — Tese de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, UNICAMP, Campinas–SP, 2003. Citado na página 44.
- WANG, C.; CHENG, H. Z. Optimization of network configuration in large distribution systems using plant growth simulation algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 23, n. 1, p. 119–126, 2008. Citado nas páginas 38 e 41.
- WANG, C.; GAO, Y. Determination of power distribution network configuration using non-revisiting genetic algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 28, n. 4, p. 3638–3648, 2013. Citado nas páginas 38, 39 e 42.
- YUEN, S. Y.; CHOW, C. K. A genetic algorithm that adaptively mutates and never revisits. **Evolutionary Computation, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 13, n. 2, p. 454–472, 2009. Citado nas páginas 38, 39 e 41.
- ZHANG, D.; FU, Z.; ZHANG, L. An improved ts algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 77, n. 5, p. 685–694, 2007. Citado nas páginas 38, 82, 88 e 93.
- _____. Joint optimization for power loss reduction in distribution systems. **Power Systems, IEEE Transactions on**, IEEE, v. 23, n. 1, p. 161–169, 2008. Citado nas páginas 37 e 41.
- ZHU, J. Z. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 62, n. 1, p. 37–42, 2002. Citado nas páginas 36 e 41.
- ZIN, A. A. M.; FERDAVANI, A. K.; KHAIRUDDIN, A. B.; NAEINI, M. M. Reconfiguration of radial electrical distribution network through minimum-current circular-updating-mechanism method. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 27, n. 2, p. 968–974, 2012. Citado nas páginas 34, 42 e 95.