UNIVERSIDADE FEDERAL DO PAMPA

ROBERTA CARVALHO MARQUES

ESTRATÉGIA DE RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO COM RECURSOS DISTRIBUÍDOS VIA ALGORITMOS GENÉTICOS

> Alegrete 2018

ROBERTA CARVALHO MARQUES

ESTRATÉGIA DE RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO COM RECURSOS DISTRIBUÍDOS VIA ALGORITMOS GENÉTICOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pampa, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof^a. Dr^a. Ana Paula Carboni de Mello

Alegrete 2018 Ficha catalográfica elaborada automaticamente com os dados fornecidos pelo(a) autor(a) através do Módulo de Biblioteca do Sistema GURI (Gestão Unificada de Recursos Institucionais).

 M357e Marques, Roberta Carvalho Marques Estratégia de Reconfiguração de Redes de Distribuição com Recursos Distribuídos via Algoritmos Genéticos / Roberta Carvalho Marques Marques. 65 p.
 Trabalho de Conclusão de Curso(Graduação) -- Universidade Federal do Pampa, ENGENHARIA ELÉTRICA, 2018. "Orientação: Ana Paula Carboni de Mello Mello".
 1. Sistema elétricos de potência . I. Título.

ROBERTA CARVALHO MARQUES

ESTRATÉGIA DE RECONFIGURAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO COM RECURSOS DISTRBUÍDOS VIA ALGORITMOS GENÉTICOS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pampa, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência.

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado em: 5 de dezembro de 2018. Banca examinadora:

, Ang Paula Conbeni ai Mello Profª. Drª. Ana Paula Carboni de Mello

Orientadora

el. los Santos Prof. Dr. Eduardo Machado dos Santos

UNIPAMPA

Prof. Dr. Jumar Luis Russi UNIPAMPA M

Dedico este trabalho as pessoas mais importantes da minha vida: meus pais, **Roberto** e **Margarete**, e minhas irmãs **Caroline e Izadora**.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais Roberto e Margarete e minhas irmãs Caroline e Izadora pelo infinito amor e apoio nos mais diversos momentos de minha vida, jamais questionando minha capacidade de perseguir aquilo que acredito. Sou imensamente grata pelo estimulo aos estudos desde a infância, pelo amor, carinho, paciência e por sempre me apoiarem em todas minhas decisões.

Agradeço ao meu namorado e melhor amigo, Rafael Meister, por toda a ajuda, carinho, compreensão e amor incondicional. Obrigada meu amor.

Ao meu cunhado Carlos Renato por me dar todo apoio em relação a escolha do curso do qual me encontrei feliz e satisfeita com a decisão.

A professora Ana Paula, pela orientação, ensinamentos, amizade e dedicação em me auxiliar e contribuir na minha formação acadêmica.

Aos meus amigos e colegas de graduação e do Grupo de Energia e Sistemas Elétricos de Potência (GESEP) pela convivência e momentos de descontração.

Agradeço a todos os meus professores de graduação pelos ensinamentos e contribuições na minha formação.

E acima de tudo, agradeço a Deus por me proporcionar a alegria da vida e a oportunidade de realizar esse trabalho.

"A fé é a certeza daquilo que esperamos e a prova das coisas que não vemos".

Hebreus 11:1

"São nossas escolhas que mostram o que realmente somos, mais do que nossas habilidades".

J.K. Rowling

RESUMO

O sistema de distribuição brasileiro está em fase de mudanças, com o foco em redes elétricas inteligentes, na qual tem-se o conceito de utilização intensa de tecnologias de informação e de comunicação. A expressão *smart grid*, trata-se de uma nova realidade imposta aos serviços de eletricidade, entrando nesse cenário as fontes de geração distribuídas, sistemas de armazenamento e sistemas de medição trabalhando de maneira integrada, tudo em uma rede com poder de auto recuperação. Este trabalho propõe a análise da reconfiguração de redes elétricas nos modernos sistemas de distribuição, fazendo o uso de geradores distribuídos e de sistemas de armazenamento de energia. Para isso é definida a melhor topologia de operação de redes elétricas com o objetivo de minimizar as perdas de energia fazendo de algoritmos genéticos. Foram consideradas para a análise modelos de cargas desequilibradas, com comportamentos distintos em função da tensão aplicada. Os estudos foram realizados em um sistema teste IEEE 123 barras através da interface OpenDSS e MATLAB.

Palavras-Chave: redes inteligentes; reconfiguração; geração distribuída, sistemas de armazenamento, algoritmos genéticos.

ABSTRACT

The Brazilian distribution system is in a phase of changes, with a focus on intelligent electrical networks, in which the concept of intense use of information and communication technologies is being studied. The expression smart grid, is a new reality imposed on electricity services, entering this scenario distributed generation sources, storage systems and measurement systems working in an integrated way, all in a network with self-healing power. This work proposes the analysis of the reconfiguration of electrical networks in modern distribution systems, making use of distributed generators and energy storage systems. For this, the best topology of the electric network operation is defined with the objective of minimizing energy losses by making genetic algorithms. Unbalanced load models were considered for the analysis, with different behavior as a function of the applied voltage. The studies were carried out in an IEEE 123 busbar test system through the OpenDSS and MATLAB interface.

Keywords: smart grids; reconfiguration; distributed generation, storage systems, genetic algorithms.

LISTA DE FIGURAS

	10
Figura 2.2 – Fluxograma do funcionamento dos algoritmos genéticos	22
Figura 3.1 – Fluxograma da metodologia proposta no trabalho	27
Figura 3.2 – Interface COM entre os softwares	29
Figura 3.3 – Operador seleção	31
Figura 3.4 - Exemplo de operador de cruzamento	32
Figura 3.5 - Exemplo de operador de mutação	33
Figura 3.6 - Curva típica utilizada para a classe residencial	34
Figura 3.7 – Modelo de representação de chaves no OpenDSS	35
Figura 3.8 – Modelo de representação de regulador de tensão no OpenDSS	35
Figura 3.9 – Modelo de representação de gerador distribuído no OpenDSS	36
Figura 3.10 – Modelo de representação de priceshape no OpenDSS	37
Figura 3.11 – Modelo de representação de storage no OpenDSS	37
Figura 3.12 - Curva genérica de uma GDF	38
Figura 3.13 – Modelo do elemento storage	38
Figura 4.1 – Modelo da rede de distribuição da IEEE de 123 barras	40
Figura 4.2 – Código da @myxoverfun no MATLAB®	44
Figura 4.3 – Código da @mymutationfun no MATLAB	.44
Figura 4.4 – Curva da potência ativa das GDFs no período de 72 horas	45
Figura 4.5 – Despacho do SAE em função ao priceshape	45
Figura 4.6 – Gatilhos de disparo para SAE	46
Figura 4.7 – Curva de estado da SAE	47
Figura 4.8 – Potência ativa por fase na saída do alimentador para configuração 1.	47
Figura 4.9 – Potência reativa por fase na saída do alimentador para configuração	
1	47
Figura 4.10 – Tensões em todas as barras para configuração 1 no horário de	
ponta	48
Figura 4.11 – Tensão na barra 98 para configuração 3	48
Figura 4.12 – Potência ativa por fase na saída da subestação na configuração 3	<u>4</u> 0
	5
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração	 5)
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3	40) 49
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de	49
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação	49 49 .50
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de	49 49 .50
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação.	49 49 .50
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de	49 49 .50
Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação.	49 49 .50 .50
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação. Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de 	49 49 .50 .50
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação. Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta. 	49 49 .50 .50 .51
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação. Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta. Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3. 	49 49 .50 50 51 51
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação. Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação. Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação. Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta. Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3. Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6 	49 49 .50 .50 .51 .51 .52 .53
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3 Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6 	49 49 .50 .50 .51 .51 52 53 53
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3 Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6 Figura 4.20 – Potência reativa na saída do alimentador para configuração 6 Figura 4.21 – Primeiras 24 horas simuladas do Teste 2 	49 49 .50 .50 .51 51 52 53 53
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3 Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6 Figura 4.20 – Potência reativa na saída do alimentador para configuração 6 Figura 4.21 – Primeiras 24 horas simuladas do Teste 2 Figura 4.22 – Simulação das 24 horas até as 48 horas Teste 2 	49 49 .50 .50 51 52 53 54 54
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3	49 49 .50 .50 51 52 53 53 54 54 55
 Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3 Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação Figura 4.17 – Tensões nas barras em pu para configuração 3 no horário de ponta Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3 Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6 Figura 4.20 – Potência reativa na saída do alimentador para configuração 6 Figura 4.21 – Primeiras 24 horas simuladas do Teste 2 Figura 4.23 – Simulação das 48 horas até as 72 horas para o Teste 2 Figura 4.24 – Tensão em todas as barras no horário de ponta para configuração 	49 49 50 50 51 52 53 54 54 54

Figura 4.25 –	Tensão na barra	98 para	configuração (65	56
---------------	-----------------	---------	----------------	----	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Trabalhos que utilizam diferentes métodos de otimização	19
Tabela 2 – Trabalhos que utilizam AG como método de otimização	22
Tabela 3 – Topologias possíveis da rede teste 123 barras	40
Tabela 4 – Dados das linhas do sistema teste IEEE 123 barras	40
Tabela 5 – Dados dos dados dos reguladores de tensão	41
Tabela 6 – Dados dos transformadores	42
Tabela 7 – Parâmetros do algoritmo genético	42

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- AG Algoritmos Genéticos;
- ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica;
- AT Alta Tensão;
- BT Baixa Tensão;
- COM Component Object Model
- GD Geração Distribuída;
- GDF Geração Distribuída Fotovoltaica;
- IEEE International of Eletrical and Eletronics Engineers;
- PSDEE Planejamento da Expanção de Sistemas de Distribuição de Energia

Elétrica;

- SA Simulated Annealing;
- SAE Sistema de Armazenamento de Energia;

1	INTRODUÇÃO	.14
1.1	JUSTIFICATIVA	.15
4.0		40
1.2	OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES	
1	.2.1 Objetivo geral	.16
1	.2.2 Objetivos específicos	.16
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	.16
2	ESTADO DA ARTE DA RECONFIGURAÇÃO	17
	2	
2.1	AUTOMAÇÃO DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO	.17
2.2	MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO APLICADOS A RECONFIGURAÇÃO NOS	4.0
MO	DERNOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	18
23	ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS A OTIMIZAÇÃO NOS MODERN	วร
SIS	TEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	.21
2	3.1 Trabalhos que utilizam AG como método de otimização	22
2	3.2 Definições e Termologias dos Algoritmos Genéticos	.25
_		
3	METODOLOGIA	27
31	ARQUITETURA PROPOSTA	27
3	11 Leitura das informações da rede	28
3	1.2 Execução dos algoritmos genéticos via MATLAB®	29
3	1.3 Função objetivo e restrições	29
3	1.4 Operador de seleção	31
3	1.5 Operador reprodução	.32
3	1.6 Operador cruzamento	
3	.1.7 Operador mutação	.33
	, , , , , , , , , , , , , , , , , , ,	
3.2	MODELAGEM DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO VIA OPENDSS	.33
3	.2.1 Modelos de equipamentos	34
3	.2.2 Modelos de geração fotovoltaica distribuída	37
3	.2.3 Modelo de sistema de armazenamento de energia	37
4	ANÁLISE E RESULTADOS	40
		-
4.1	SISTEMA TESTE	.40
4	.1.1 Características das linhas e cargas	.41
4	.1.2 Características dos equipamentos	.42
Δ	1.3 Características dos algoritmos genéticos	13

SUMÁRIO

.2 .3
4
9
52

5	CONCIDERAÇÕES FINAIS	57
5.1	CONCLUSÕES	57
5.2	PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	58
REF	FERÊNCIAS	59
ANE	EXO A – ESPECIFICAÇÃO DAS CARGAS DOS SISTEMA	63

1 INTRODUÇÃO

As redes elétricas de distribuição têm passado por grandes mudanças, com o objetivo de melhorar a qualidade, a continuidade e a confiabilidade de fornecimento de energia elétrica. Observa-se no atual cenário das concessionárias de energia elétrica um gradual aumento no uso de tecnologias de sistemas automatizados que assegurem uma maior eficiência para os sistemas de distribuição de energia.

Os novos equipamentos automatizados e o melhoramento dos sistemas de comunicação têm auxiliado na utilização de fontes alternativas de energia elétrica nas redes de distribuição, como, por exemplo, energia fotovoltaica, eólica, entre outras (GOMES; FERREIRA, 2018). Com o aumento de novas fontes de energia, aumentamse os desafios das empresas do setor de distribuição, como exemplo: a mudança do perfil do consumidor, a necessidade de tratar a bidirecionalidade energética e de informações, a harmonização à metas relacionadas a sustentabilidade do planeta e a redução de CO2, a gestão confiável do crescimento de carga, além da indispensabilidade de redução de custos operacionais e pôr fim a competição do mercado de energia elétrica (TOLEDO, 2012).

O sistemas de armazenamento de energia também entram no setor de distribuição elétrica como novidade. Podem proporcionar um nível de flexibilidade no sistema elétrico de distribuição, assim rompendo o paradigma de que geração deve responder ao consumo imediatamente (CUNHA, 2017).

Nesse contexto insere-se o conceito de redes elétrica inteligentes (do inglês, *smart grids*), as quais referem-se à evolução das tecnologias de automação, informação e comunicação, pela perspectiva de integração dos equipamentos das redes de distribuição, e pela mudança na forma como os serviços associados à energia elétrica são tratados (BERNADON et. al, 2015).

Uma das principais características de uma rede inteligente é o processo de auto recuperação ou reconfiguração, o qual consiste na mudança da topologia da rede a partir de chaves de seccionamento/manobra, em situações de falhas ou em regime normal de operação. Neste sentido, restrições operacionais precisam ser atendidas e a estrutura radial do sistema precisa ser preservada, simultaneamente (KAVUSI-FARD, 2015).

Existem muitas combinações de reconfiguração possíveis nas redes de distribuição, o que torna o problema de reconfiguração desafiador (TAVARES; OLIVEIRA, 2018). O problema de alteração da topologia dos alimentadores com a reconfiguração das redes é um problema de programação não linear, onde a busca por soluções viáveis e de qualidade geralmente é complexa, devido à enorme quantidade de soluções, das quais, muitas não satisfazem as restrições do sistema (RUPOLO ANDA; MANTOVANI, 2015).

Os custos resultantes das perdas nos sistemas de distribuição são partilhados entre a concessionária e consumidor, assim justifica-se a busca constante das concessionárias para a redução das perdas em suas redes e também o benefício tanto para consumidor quanto concessionária (JUNIOR; BRAGA; HAFFNER, 2018).

Assim, este trabalho propõe a análise da reconfiguração de redes elétricas nos modernos sistemas de distribuição. A proposta é definir a melhor topologia para operação de redes elétricas com a presença de geradores distribuídos e sistemas de armazenamento de energia, com o objetivo de minimizar as perdas elétricas e o desgaste de equipamentos de controle de tensão.

1.1 JUSTIFICATIVA

A estrutura tradicional das redes de distribuição é suportada pelo sistema just*in-time*, projetada para produzir e entregar a energia no instante em que ela é produzida. Os sistemas de armazenamento intermediam fontes de carga através do tempo. Assim a energia gerada, por exemplo, por painéis fotovoltaicos, pode ser consumida em outro instante de tempo (BUENO; BRANDÃO, 2013).

A necessidade de melhoria do sistema de distribuição com redes elétricas mais inteligentes a fim de absorver as fontes alternativas e os sistemas de armazenamento de energia, remete maior atenção a funcionalidade da reconfiguração das redes, convertendo a uma notável ferramenta de adequação do sistema de distribuição em tempo real.

A reconfiguração consiste em alterar a configuração da rede em busca de um ponto ótimo de operação, cuja a solução envolve a seleção da melhor topologia possível, isto é, aquela que melhor atenda o propósito final da reconfiguração e respeite as restrições operacionais do sistema.

1.2 OBJETIVOS E CONTRIBUIÇÕES

1.2.1 Objetivo geral

Esse trabalho tem como objetivo a análise da reconfiguração de redes elétricas nos modernos sistemas de distribuição para minimizar as perdas elétricas e o desgaste de equipamentos de controle de tensão, fazendo o uso de algoritmos genéticos e da interface dos softwares MATLAB/OpenDSS.

1.2.2 Objetivos específicos

- Avaliar a melhor configuração frente as alterações horárias de carga;
- Determinar a melhor configuração no dia em relação a menores perdas;
- Avaliar o despacho dos sistema de armazenamento de energia considerando tarifas diferenciadas, como exemplo a tarifa branca;
- Avaliar o comportamento da rede de distribuição frente ao despacho do SAE com diferentes potências;

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O trabalho está dividido em 6 capítulos.

O Capítulo 2 retrata uma breve revisão bibliográfica do estado da arte da reconfigurações das redes de distribuição.

O Capítulo 3 descreve a metodologia utilizada nesse trabalho. Apresenta as definições dos operadores genéticos, a função objetivo e restrições e a modelagem do sistema de distribuição.

O Capítulo 4 apresenta os testes e resultados obtidos com a aplicação da metodologia a partir da interface MATLAB/OpenDSS, na rede teste IEEE 123 barras.

O Capítulo 5 apresenta os comentários finais, enfatizando a contribuição do trabalho com as principais conclusões, bem como os estudos futuros.

2 ESTADO DA ARTE DA RECONFIGURAÇÃO

A seguir são detalhados alguns trabalhos do estado da arte na literatura abordando reconfiguração de redes e sistemas de armazenamento de energia nos modernos sistemas de distribuição, dando ênfase aos algoritmos genéticos.

2.1 AUTOMAÇÃO DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO

Uma *smart grid* possibilita a integração de sistemas de medição, geração e armazenamento de energia, permitindo que o sistema elétrico, por meio de análises em tempo real e equipamentos automatizados, se reconfigure e solucione automaticamente problemas de operação (PEREIRA; COURA; CELESTE, 2015).

Equipamentos eletrônicos inteligentes tais como chaves de manobra ou seccionamento telecomandados vem sendo cada vez mais utilizados na automação de redes de distribuição de energia elétrica, eles possibilitam um maior controle sobre o sistema, e uma grande quantidade de informações sobre o estado do mesmo. Esses equipamentos são gerenciados remotamente através dos centros de operação da distribuição, o que permite uma diminuição do número de clientes sem energia e à redução do tempo de restabelecimento de energia em caso de faltas na rede (HECK; MARCHESI, 2015).

Segundo Arrit e Dugan (2011), as redes inteligentes podem impactar diversas características do sistema elétrico, sendo elas:

- Comunicação e controle: com a utilização de equipamentos digitais torna-se possível a comunicação entre os diversos dispositivos, facilitando a realização do controle e/ou medições para avaliar o estado coperativo do sistema.
- Confiabilidade: possibilidade de localização de faltas com maior velocidade, restauração do sistema sem deslocamento de equipes, tornando o sistema elétrico mais confiável.
- Eficiência: a automação e os equipamentos eletrônicos inteligentes tornam o sistema mais eficiente.
- Geração Distribuída (GD): aumento da utilização de fontes de energia renováveis de pequena potência.

Ao alterar-se a topologia das redes elétricas de distribuição a partir do auto recuperação, uma série de impactos podem ser observados, dos quais destacam-se (BERNADON et. al, 2015):

- Carregamento dos alimentadores: o alimentador que recebe a nova carga terá um acréscimo em sua potência de operação e, portanto, deve ser compatível com esse aumento de demanda.
- Perdas de energia: a corrente elétrica que percorre os condutores dos alimentadores causa aquecimento e perdas nesses condutores. Uma carga que passa a ser atendida por um circuito menos extenso, e com menor impedância, implica em uma redução de perdas na rede, inclusive aumentando a vida útil dos condutores.
- Níveis de tensão: da mesma maneira que ocorre com as perdas de energia, a corrente elétrica que percorre o condutor resulta em uma queda de tensão. Com a mudança de carga, e consequentemente de corrente elétrica, os níveis de tensão na rede elétrica variam.
- **Confiabilidade:** quando uma carga é transferida de um circuito para outro, os indicadores de confiabilidade também são impactados.

2.2 MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO APLICADOS A RECONFIGURAÇÃO NOS MODERNOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Os principais métodos de otimização para resolver o problema de reconfiguração vêm sendo discutidos há bastante tempo. Estes métodos podem ser classificados em duas categorias: métodos baseados em conhecimento ou métodos baseados em modelos físicos ou biológicos, como mostrado na Figura 2.1 (MELLO, 2014).



Figura 2.1 – Métodos de otimização de rede relacionados a reconfiguração.

Fonte: Adaptado de MELLO (2014).

A Tabela 1 demonstra alguns trabalhos que utilizam otimização de rede de distribuição e seus respectivos métodos utilizados.

Autor	Ano	Metodo de	Como Funciona	Função Objetivo			
		Otimizaçao					
Ferreira	2010	Simulated Annealing	Baseia-se na solução de problemas combinatórios, inspirado em uma técnica da área metalúrgica.	Minimização da quantidade de consumidores não atendidos; minimização das perdas; minimização do desvio do nível de tensão e minimização do número de chaves manobradas.			
Mello	2014	Branch Exchange	Consiste em efetuar alterações sucessivas na configuração da rede.	Minimização de perdas, minimização da frequência equivalente de interrupção por consumidor e minimização não suprida esperada.			
Pereira e Celeste	2015	Greedy Randomized Adapative Search (GRASP)	É um algoritmo iterativo composto de duas fases: uma fase de construção e outra de busca local.	Maximização da potência total entregue às cargas.			
Silva, Belati e Junior	2016	Método computacional baseado na equação do movimento do vaga- lume.	O algoritmo simula o movimento dos vaga- lumes.	Otimização da distribuição de energia elétrica e minimização das perdas.			
Andrade e Ferreira	2018	Busca Tabu	Meta-heurística de busca local com memória para que se possa evitar mínimos locais.	Solução do problema de reconfiguração tendo todas as possibilidades de chaves abertas e fechadas.			

Tabela 1 – Trabalhos que utilizam diferentes métodos de otimização.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Busca Heurística:

Segundo KAGAN (2009), uma estratégia heurística tem por finalidade definir o

estado inicial do problema a ser analisado e como a técnica de busca selecionada irá modificar sucessivamente o estado do sistema em direção à solução ideal.

Em (MELLO, 2014) é apresentada uma estratégia a partir do método de troca de ramos (*Branch Exchange*). A estratégia consiste em efetuar alterações sucessivas na configuração da rede em estudo, de tal forma que cada nó da árvore de busca corresponda uma possível solução do problema. A função objetivo é composta pela minimização de três indicadores: perdas de energia na rede primária; frequência equivalente de interrupção esperada por consumidor e da energia não suprida esperada. Destaca-se a adaptação do método *branch exchange* para a análise de alimentadores com geração distribuída de fonte fotovoltaica, eólica e pequenas centrais hidrelétricas.

Já em SILVA; BELATI; JUNIOR (2016), é utilizado um método computacional baseado na equação do movimento do vaga-lume, tem como função objetivo a otimização da distribuição de energia elétrica aos clientes e a minimização das perdas de energia. O algoritmo simula o movimento dos vaga-lumes, assim as posições dos insetos no espaço correspondem as posições das chaves no sistema elétrico. Usando essa heurística, tem-se a redução das possíveis combinações de chaves para a reconfiguração do sistema.

Meta-Heurística:

Em FERREIRA(2010) é apresentada uma meta-heurística simulated annealing, que se baseia na solução de problemas combinatórios de otimização, inspirado em uma técnica da área metalúrgica. O trabalho utiliza como funções objetivo os seguintes critérios: minimização da quantidade de consumidores não atendidos; minimização das perdas dos condutores da rede; minimização do desvio do nível de tensão médio ao esperado; minimização do número de chaves manobradas manualmente; minimização do número de chaves manobradas por telecomando.

O trabalho de Pereira e Celeste (2015), mostra a meta-heurística greedy randomized adaptative search procedure (GRASP) como um algoritmo iterativo composto de duas fases: uma fase de construção, na qual uma solução é gerada, elemento a elemento; e a segunda fase de busca local, na qual um ótimo local, na vizinhança da solução é pesquisado. A função objetivo utilizada é a maximização da potência total entregue às cargas.

Em ANDRADE; FERREIRA (2018) é apresentando o método de busca tabu,

que é uma meta-heurística de busca local com memória para que se possa evitar mínimos locais. Esse algoritmo funciona deslocando-se para a melhor solução na vizinhança a cada iteração. A partir de uma solução inicial o algoritmo procura o melhor vizinho nas proximidades desse ponto. A função objetivo é uma solução do problema de reconfiguração tendo todas as possibilidades de chaves abertas e fechadas em um sistema satisfazendo as restrições do sistema

2.3 ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS A OTIMIZAÇÃO NOS MODERNOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Nesse trabalho é dada ênfase aos algoritmos genéticos como técnica de otimização. KAGAN (2009) refere-se que a principal motivação de se aplicar os algoritmos genéticos em sistemas de distribuição, vem de sua potencialidade do método como uma técnica de otimização de características especiais, a qual combina procedimentos de busca direcionada e aleatória na obtenção do ponto ótimo da função objetivo.

A vantagem de se usar algoritmos genéticos em relação a outros métodos de busca e de otimização, refere-se a sua robustez. A seguir são apresentados alguns pontos que os diferem dos demais métodos KAGAN (2009):

- Trabalham com uma codificação do conjunto de parâmetros, e não com os próprios parâmetros;
- Trabalham a partir de uma população de soluções alternativas e não de uma única alternativa;
- Utilizam de informação da função objetivo.

O algoritmo genético funciona basicamente da seguinte maneira: uma população inicial de indivíduos é estabelecida de modo aleatório, em seguida, as populações evoluem em gerações, através de três operadores, ou seja, esses operadores são realizados sobre uma dada população para gerar uma nova geração. Desta forma, espera-se que as populações, de geração a geração, tornem-se cada vez melhores e ajustadas. O melhor individuo, depois de um determinado número de gerações, representa a solução do problema.

A Figura 2.2 mostra um fluxograma geral do funcionamento dos algoritmos genéticos proposto por Kagan (2009).



Figura 2.2 – Fluxograma do funcionamento dos algoritmos genéticos.

2.3.1 Trabalhos que utilizam AG como método de otimização

A Tabela 2 demonstra alguns trabalhos de otimização com a utilização dos algoritmos genéticos aplicados ao problema de otimização.

Autor	Ano	Como foi Usado o AG	Função Objetivo		
lunior o		Modelo de otimização do balanceamento	Minimização dos pordos opusio		
Junior e	2018	das cargas visando a redução da perdas	de operaio		
ыауа		na rede e no transformador.	de energia.		
		O problema da reconfiguração foi	Facilitar estudos e execução de		
Tavares e	2010	equacionado considerando a possibilidade	otimização dos índices perdas e		
Oliveira	2010	da variação de demanda ao longo de um	dos níveis de tensão por meio da		
		período de planejamento.	reconfiguração topológica.		

Tabela 2 – Trabalhos que utilizam AG como método de otimização.

22

Continua...

Fonte: Adaptado de KAGAN (2009).

continuaçã	ão				
		Propõem a otimização de topologia de	Minimização do valor presente		
Molo o		redes com o objetivo de encontrar uma	líquido dos custos fixos referentes		
Limo	2018	solução ótima que possa garantir o	aos investimentos com construção e		
Lina		atendimento à demanda e a resiliência	ampliação da capacidade das		
		do sistema a ser projetado.	subestações.		
Silva e Filho	2018	Definição dos parâmetros dos relés de um alimentador de distribuição de forma otimizada.	Minimizar a soma do tempo de operação de cada relé.		
Alencar	2018	Determinar a localização ótima de	Minimização das perdas totais de		
et al.	2010	geradores fotovoltaicos.	potência de cada local.		
Gomes e Ferreira	2018	Avaliação da máxima capacidade de GDs que podem ser instaladas em pontos da rede de distribuição disponíveis.	Melhor localização das GDs de modo que garanta a condição de operação definida pela interseção das características de cargas e geração estejam adequadas.		
Fonseca et al.	2018	Algoritmo genético com estrutura modificada para o problema de expansão de redes de transmissão.	Minimização das perdas do sistema de distribuição.		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em JUNIOR; BRAGA (2018) é demonstrado um modelo de otimização do balanceamento das cargas visando a redução das perdas na rede e no transformador. Foi utilizada uma rede de BT (baixa tensão) de distribuição, a rede é trifásica e possui nove nós. O trabalho usou de algoritmo genético como método de otimização tendo como função objetivo adotada a minimização das perdas anuais de energia. Para obter uma representação que priorize soluções de boa qualidade e permita reproduzir apenas soluções factíveis, o trabalho desenvolveu a definição de padrões de conexão e padrões de fase.

No trabalho de TAVARES; OLIVEIRA (2018) é proposto o método dos AG's para facilitar em estudos e em execuções de ações de otimização dos índices de perdas e dos níveis de tensão por meio da reconfiguração topológica. O problema da reconfiguração foi equacionado considerando a possibilidade da variação de demanda ao longo de um período de planejamento. Foi utilizado para avaliar o desempenho do método um sistema real de 135 barras, esse sistema é composto por apenas um alimentador com tensão nominal de 13,8 kV e possui 156 ramos. Nesse trabalho o

problema de reconfiguração foi equacionado considerando a possibilidade de variação de demanda ao longo de um período de planejamento.

O trabalho de MELO; LIMA (2018) propõem a otimização de topologia de redes com o uso dos algoritmos genéticos, com objetivo de encontrar uma solução ótima que possa garantir o atendimento à demanda e a resiliência do sistema de distribuição a ser projetado. O planejamento da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica (PSDEE) tem como objetivo projetar um sistema que atenda de forma confiável a crescente demanda de energia elétrica em um determinado período de tempo, sendo assim um problema de escala complexa. A função objetivo satisfaz a minimização do valor presente líquido dos custos fixos referentes aos investimentos com construção e ampliação da capacidade das subestações , mais os custos de operação que estão relacionados aos custos de perdas ativas nos ramos e de operação nas subestações, considerando os estágios do horizonte de planejamento. Como analise da metodologia proposta foram selecionados na literatura alguns problemas de PSDEE para comparação com o sistema desenvolvido.

Em SILVA; FILHO (2018) é utilizado o algoritmo genético para definição dos parâmetros dos relés de um alimentador de distribuição de forma otimizada, respeitando os critérios de coordenação. O algoritmo que foi desenvolvido neste trabalho foi realizado com função multimodal e com espaço de busca contínuo, com individuo representando pelos valores de TMS e das curvas de cada relé do circuito e sua função objetivo de minimizar a soma do tempo de operação de cada relé. Como teste da metodologia do processo os autores utilizaram um alimentador real de um sistema de distribuição de 13,8 kV.

Já em ALENCAR; SOUZA; SOUZA; NEVES (2018), os algoritmos genéticos foram utilizados para determinar a localização ótima de geradores fotovoltaicos de potências nominais distintas em rede de distribuição de energia elétrica considerando a temperatura e a irradiação solar próprias de cada local. De modo que a função objetivo a ser minimização são as perdas totais de potência ativa no sistema. A metodologia utilizada para resolver o problema tem dois estágios: 1) determina-se os modelos de carga e da geração fotovoltaica em função das barras que estejam instalados; 2) determina-se as barras em que se devem instalar os painéis fotovoltaicos para que as perdas totais sejam mínimas. A localização ótima de três geradores fotovoltaicos em um alimentador de 36 barras e tensão nominal de 4,8 kV foi tomada como problema a ser resolvido pelo método proposto.

Em GOMES; FERREIRA (2018) é proposto a avaliação da máxima capacidade de GDs que podem ser instalada em pontos da rede de distribuição disponíveis, de modo que garanta a condição de operação definida pela interseção das características de cargas e geração estejam adequadas, para tudo isso o trabalho utilizou-se do AG. A análise da capacidade de hospedagem neste trabalho será baseada sobre a rede do sistema IEEE de 33 barras modificado. Este é um sistema de 33 barras e 32 ramos, com nível de tensão de 12,6 kV, com transformador LTC no alimentador principal e dois conversores estáticos SVCs no final dos alimentadores.

E em FONSECA; OLIVEIRA; ALMEIDA; JUNIOR; JUNIOR (2018) foi proposto um algoritmo genético com a estrutura modificada para o problema de expansão de redes de transmissão. O AG combinado com a redução dos espaço de busca é utilizado para obter a minimização das perdas do Sistema. O principal objetivo é obter uma configuração radial que minimize as perdas e satisfaça as restrições operativas. Neste trabalho, a rede será reconfigurada após o surgimento de uma falta no sistema, provocando perda de suprimento de cargas. Para as simulações iniciais a população inicial é comporta por 6 indivíduos, gerados aleatoriamente, com um sistema de 10 ramos e 3 laços.

2.3.2 Definições e Termologias dos Algoritmos Genéticos

A seguir são apresentados os principais conceitos relacionados aos algoritmos genéticos, os quais serão utilizados neste trabalho KAGAN (2009).

- Gene: Elemento do vetor que representa o indivíduo e indica uma variável da solução (x₁, x₂, ..., x_n), pode assumir qualquer valor dentro do intervalo especificado;
- Indivíduo ou Cromossomo: Conjunto de genes que representam a solução para o problema, ou seja, um indivíduo representa um simples ponto no espaço de busca, referente a uma determinada configuração da rede, o qual se pode avaliar a função objetivo;
- Função Objetivo ou de Avaliação: É a função que se quer otimizar. Ela contém a informação numérica do desempenho de cada indivíduo na

população. Nela estão representadas as características do problema que o AG necessita para realizar seu objetivo, sendo expressa normalmente como $F = f(x_1, x_2, ..., x_n)$, onde $x_1, x_2, ..., x_n$, são variáveis que o algoritmo procura determinar para otimizar F.

- População: Conjunto de indivíduos ou soluções.
- Geração: O número da iteração que o algoritmo genético executa. As gerações dizem respeito à evolução que as populações vão tendo ao longo do tempo, em função da aplicação dos operadores genéticos de recombinação e mutação.

Existem vários métodos de otimização cada um com suas características. Os AGs mostram-se ser um método consolidado na otimização de redes de distribuição com ótimas respostas e sua maneira robusta de se apresentar. Assim no próximo capitulo é falado da metodologia deste trabalho que utiliza os AGs como método de otimização.

3 METODOLOGIA

Neste capitulo, é descrita a metodologia de reconfiguração de redes de distribuição com a aplicação de algoritmos genéticos dentro do conceito de *smart grids.* São demonstradas a arquitetura do trabalho, definição dos operadores genéticos, função objetivo e restrições bem como a modelagem do sistema de distribuição no software OpenDSS.

3.1 ARQUITETURA PROPOSTA

O fluxograma da Figura 3.1 demonstra as etapas de análise da metodologia proposta.



Figura 3.1 – Fluxograma da metodologia proposta no trabalho.

Fonte: Elaborado pelo autor

A seguir, é demonstrado o detalhamento das etapas que compoem a arquitetura proposta. A metodologia é dividida em analises diárias e horárias. Inicialemente, é realizada a leitura e atualização das condições operacionais da rede e dos equipamentos. Em seguida, é verificado cada estado de configuração possível para a rede dentro dos limites operacionais e, também, são analisadas as potências reativas de cada GD para que ocorra a minimização de perdas.

O cálculo de fluxo de potência e a análise dos SAEs em relação a uma curva de preço são realizados no OpenDSS. Assim algoritmo determina se passaram ou não as 24 horas de um dia. Se essa condição foi atendida, ele analisa se foi ou não o melhor ajuste da rede encontrado para um determinado período de tempo (por exemplo: 3 dias/72 horas).

3.1.1 Leitura das informações da rede

A etapa inicial consiste em realizar a leitura e atualização das posições dos equipamentos existentes na rede de distribuição, para que possam ser utilizadas as informações originais do sistema, na execução posterior do cálculo de fluxo de potência realizado pelo *software* OpenDSS.

O OpenDSS é um programa computacional baseado em linhas de comando. As linhas de comando definem os circuitos e podem ser originárias do usuário, de arquivo de texto fixo ou de programas externos. O programa disponibiliza a interface *Component Object Model* (COM) da Microsoft (MS), permitindo que programadores possam desenvolver e executar novas soluções customizadas através de programas externos. A partir dessa interface, o programa pode ser ativo de forma totalmente independente de qualquer banco de dados ou arquivo de texto fixo que defina o circuito (RADATZ, 2015).

A Figura 3.2 ilustra a interface COM entre os softwares OpenDSS e MATLAB®



Figura 3.2 – interface COM entre os softwares.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como interface COM para o software OpenDSS é utilizado o *toolbox* dos algoritmos genéticos do software MATLAB[®].

3.1.2 Execução dos algoritmos genéticos via MATLAB®

Definiu-se que a reconfiguração da topologia da rede deve atender a uma amostragem diária. Assim, conforme o fluxograma da Figura 3.1, os dados retornam ao OpenDSS executando o fluxo de potência, analisando os SAEs, verificando as potências reativas dos sistemas fotovoltaicos e calculando as perdas em um período de 24 horas. No caso da melhor configuração ser encontrada, o algoritmo genético modifica a topologia da rede e encerra o processo de busca. Caso a solução não seja encontrada, a reconfiguração da rede é retomada buscando a melhor configuração para um determinado período de tempo.

3.1.3 Função objetivo e restrições

As funções objetivo podem ser de vários tipos, sendo a mais tradicional para reconfiguração de redes, em regime normal de operação, a redução das perdas de energia elétrica (BERNARDON et. al, 2015).

A seguir, são descritas as principais características da função objetivo e restrições utilizadas neste trabalho.

$$Min \ Perdas = \left(\sum_{i} 3 \cdot |I_i|^2 \cdot (L_i \cdot r_i)\right) \cdot \Delta t \ (kWh) \tag{1}$$

Onde: I_i – corrente no ramo i;

 L_i – comprimento do ramo i;

r_i – resistência unitária do ramo i;

 Δt – intervalo de tempo do respectivo patamar de carga.

Restrições:

- Manter a radialidade dos alimentadores;
- Não permitir sobrecarga nos elementos pertencentes às redes elétricas;
- Não permitir violação dos ajustes de atuação dos dispositivos de proteção;
- Não permitir violação da faixa de tensão admissível nas redes primárias.

A verificação das condições de restrição e cálculo das perdas são realizadas pelo algoritmo de fluxo de potência do *software* OpenDSS. Alcançada a solução do problema de otimização apresentado nesse trabalho, a análise busca encontrar o melhor ponto de operação da rede em que se tenha a minimização das perdas de energia e, consequentemente, o valor de potência reativa para os sistemas de GDF.

A maneira de apresentar as prováveis soluções do problema está relacionada a um cromossomo, do qual há inúmeras formas de ser representado, como por exemplo, codificação binária por *bit*s independentes, números inteiros, permutação de elementos, entre outras. Neste trabalho, as soluções foram codificadas por meio de cromossomos de números inteiros.

A proposta de representação de uma solução é arranjar um vetor com quatro genes, onde o primeiro gene retorna a melhor configuração da rede e os demais as potências reativas das GDFs do sistema de distribuição que tornam essa configuração com os menores valores de perdas de energia apresentados.

A população inicial é originada a partir de valores aleatórios. Porém, considerando somente cromossomos que representem soluções viáveis dentro dos limites das restrições da rede. Os operadores genéticos de seleção, reprodução, cruzamento e mutação tem o objetivo de transformar a população através das gerações, fazendo com que as populações se tornem cada vez melhores ou ajustadas (BENTO; KAGAN, 2008). A seguir serão demonstradas as configurações para cada um dos operadores genéticos.

3.1.4 Operador de seleção

O operador de seleção sorteia os indivíduos de uma população para a reprodução. O processo de seleção possibilita a escolha dos indivíduos da população que serão aptos a gerar os descendentes das gerações seguintes.

Após a geração da população inicial, cada cromossomo será avaliado através da função objetivo e escolhido pelo método de seleção por roleta. Neste método, os pais são selecionados de acordo com sua adequação, ou seja, quanto melhor são os cromossomos, mais chances dos mesmos serem selecionados. Os cromossomos serão dispostos em uma roleta, onde cada lugar da roleta é proporcional ao valor da adequação de cada cromossomo. Assim, quanto maior esse valor, maior o espaço na roleta.

Após a execução da roleta, seleciona-se o cromossomo no qual o processo é finalizado. Naturalmente, os cromossomos que apresentarem os maiores valores de adequação serão selecionados mais vezes. Um exemplo de operador seleção pode ser visualizado na Figura 3.3.



Figura 3.3 – Operador seleção.

Fonte: Elaborado pelo autor

3.1.5 Operador reprodução

Corresponde ao processo no qual os indivíduos são copiados para a geração futura em relação a sua função objetivo. O processo de reprodução tem como finalidade copiar indivíduos de uma geração para outra, de modo que aqueles mais ajustados tenham probabilidade de se reproduzirem nas gerações futuras.

Um indivíduo adequado, se baseia em um alto valor da função objetivo, ou seja, possui o valor mais ajustado possível, respeitando as características desejadas.

3.1.6 Operador cruzamento

Após a etapa da operação de reprodução sobre a população em uma dada geração, é executado o operador genético de cruzamento.

O operador de cruzamento atua sobre pares de indivíduos escolhidos aleatoriamente, após as etapas de reprodução. A partir de um determinado par de cromossomos, um ponto de corte é selecionado arbitrariamente e o cromossomo é separado em duas partes: uma a esquerda e outra à direita do ponto de corte. O novo cromossomo gerado, é composto pela junção da parte esquerda do primeiro com a parte direita do segundo. Já o segundo cromossomo gerado, pela metade esquerda do segundo com a metade direita do primeiro. Esses cromossomos são classificados pela função objetivo, assim ficando com a melhor parte de cada cruzamento. A Figura 3.4 ilustra um exemplo de processo do operador de cruzamento.





Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.7 Operador mutação

O operador mutação, altera eventualmente o valor do gene de um cromossomo da nova população criada a partir dos outros dois operadores. Este operador funciona essencialmente, para produzir pequenos impactos nos cromossomos de maneira a inserir variabilidade genética na população. A mutação, ocorre a uma taxa constante na população e escolhem-se de forma aleatória os genes e as posições em que serão alterados de acordo com a probabilidade de mutação. A Figura 3.5 mostra um exemplo do operador de mutação.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 MODELAGEM DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO VIA OPENDSS

3.2.1 Modelos de carga

Nas concessionárias de energia elétrica, os consumidores são divididos em diversas classes, tais como: residencial, industrial, comercial, poder público e rural, convencionalmente representados através de curvas típicas de carga. A curva de

carga, é o registro horário em um período semanal, mensal ou anual, conforme estabelece as diretrizes do Módulo 1 do PRODIST (ANEEL, 2016).

Para as análises realizadas neste trabalho, foram utilizadas curvas típicas predominantemente residenciais. A modelagem da curva de carga em valores por unidade (pu) e pode ser observada na Figura 3.6.

3.2.2 Modelos de equipamentos

Para as análises desse trabalho, alguns equipamentos eletrônicos merecem um maior destaque, tais como: chaves de manobra, regulador de tensão e gerador distribuído fotovoltaico. Nesta seção, é apresentada a modelagem realizada no OpenDSS para os equipamentos utilizados nesse trabalho.



Fonte: Elaborado pelo autor.

• Chaves de manobras:

São chaves que possibilitam a transferência de blocos de cargas no sistema. A chave instalada como normalmente fechada (NF), quando acionada torna-se normalmente aberta (NA), interrompendo o funcionamento do circuito elétrico. Se instalada como NA, ao ser acionada passa ser NF, dando continuidade ao funcionamento do circuito elétrico.

As chaves de manobra podem ser acionadas ao sistema de distribuição com a finalidade de manutenção, programação de desligamento, balanceamento de carga e manobra de circuitos para eventuais faltas.

O modelo para representação das chaves de manobra no *software* OpenDSS, consiste em definir uma pequena linha para alocação da chave no sistema, identificando seu devido estado operativo (NA ou NF) como observado na Figura 3.7.

Figura 3.7 – Modelo de representação de chaves no OpenDSS.

New Line.Sw1 phases=3 Bus1=150r Bus2=149 Switch=y r1=1e-3 r0=1e-3 x1=0.000 x0=0.000 c1=0.000 c0=0.000 Length=0.001

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os parâmetros que precisam ser definidos para chaves no OpenDSS são: número de fases, barra em que o dispositivo está alocado, estado NA ou NF, impedância da linha e comprimento.

Regulador de tensão:

O regulador de tensão é um equipamento que tem por finalidade controlar os níveis de tensão de saída em um circuito elétrico, fazendo a tentativa de mantê-los mais próximos possíveis dos limites operacionais adequados ao longo de todo alimentador. No OpenDSS, ele é um equipamento de controle definido pelo elemento *RegControl.* O controle de tensão é realizado a partir da alteração do *Transformer Adjusment Position* (TAP) do enrolamento do transformador, respeitando um atraso para enquadrar a tensão dentro de uma faixa definida.

Na Figura 3.8 é apresentado um exemplo de linha de código em OpenDSS do regulador de tensão.

Figura 3.8 – Modelo de representação de regulador de tensão no OpenDSS.

New regcontrol.creg1a transformer =reg1a winding=2 vreg=120 band=2 ptratio=20 ctprim=700 R=3 X=7,5

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para este ajuste existe a necessidade que seja definido o número de fases do regulador e o número de enrolamentos, também as barras em que o equipamento está conectado, tipo de ligação, potência nominal e a porcentagem de reatância.

Gerador distribuído fotovoltaico:

O GDF é um equipamento que converte a irradiação solar em energia elétrica. O elemento do sistema solar fotovoltaico no OpenDSS, combina o gerador e o inversor para realizar simulações. Essencialmente, o modelo apresenta uma potência ativa injetada no sistema.

Na Figura 3.9 é apresentado um exemplo de linha de código no OpenDSS para um GDF.

Figura 3.9 – Modelo de representação de gerador distribuído no OpenDSS.

New PVsystem.PV bus=PVbus kV=0.480 kVA=200 Pmpp=187 irrad=1 temperature=25 effcurve=Myeff p-tcurve=MyPvsT daily=MyIrrad tdail=MyTemp

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para uma GDF, definem-se no OpenDSS: tensão, potência aparente, ponto de máxima potência e as curvas de irradiação e temperatura.

Sistema de armazenamento de energia:

A verificação das condições do estado de carregamento das baterias (SOC) dos sistemas de armazenamento de energia presentes na rede, devem operar dentro de uma faixa de carregamento com limite inferior (SOC_{MIN}) e um limite superior (SOC_{MAX}) (MACHIAVELLI, 2018), seguindo uma curva de preço, *priceshape,* em uma análise de amostragem definida por hora.

Se o SOC estiver abaixo do SOC mínimo, o sistema procura armazenar energia para retornar à condição de operação. No caso, em que o SOC apresentar um valor maior que o SOC máximo, o sistema passa a injetar a energia excedente na rede de distribuição.

O modelo de SAE utilizado no OpenDSS permite armazenar ou injetar potência ativa, seguindo uma curva de preço e suas restrições a partir do elemento *storage*. Neste trabalho, esse elemento opera no modo *priceshape*, que ao invés de utilizar um objeto *loadshape*, se faz o uso de uma curva de preços com tarifas definidas como um objeto do tipo *priceshape*.

Os exemplos de código do *priceshape* e *storage* estão demonstrados nas Figura 3.10 e Figura 3.11.

Figura 3.10 – Modelo de representação de *priceshape* no OpenDSS New PriceShape.price interval=1 npts=24price=[75,68,67,69,71,75,75,80,80,80,90,90,90,95,95,95,105,105,110,110,11 0,90,90,90]

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 3.11 – Modelo de representação de storage no OpenDSS

New Storage.SAE phases=1 bus1=675.1 kv=2.4 pf=1 kWrated=50 %reserve=20 ~ kWhrated= 500 %stored=50 state=idling dispmode=price model=1 ~ dischargetrigger=100 chargetrigger=74

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2.3 Modelos de geração fotovoltaica distribuída

Para realizar a análise com o sistema de GDFs, é necessário definir as curvas de irradiação e temperatura, pois o modelo de sistema fotovoltaico apresenta uma potência ativa injetada no ponto de conexão da GD, ou seja, na saída. Para a realizar a conversão da energia produzida pela GFV na rede de distribuição, são necessários os parâmetros de irradiação, temperatura, eficiência do inversor, tensão nominal da GDF e potência nominal do sistema solar fotovoltaico no ponto de máxima potência (RADATZ, 2015). Na Figura 3.12 é demonstrado um exemplo de curva de potência ativa para uma GDF.

3.2.4 Modelo de sistema de armazenamento de energia

O elemento *storage* é correspondente a um elemento PC (elemento de conversão de energia) e modelado como uma carga de potência constante, quando operando no modo de carga, e como um gerador que pode injetar potência na rede, durante a operação no modo de descarga. O elemento *storage* apresenta 5 modos de

Figura 3.12 - Curva genérica de uma GDF.



Fonte: Elaborado pelo autor.

despacho, sendo utilizado no trabalho o modo *price* (preço) (ROCHA; RADATZ, 2018). A Figura 3.13 mostra o modelo do elemento *storage*.



Fonte: Adaptado de (MACHIAVELLI, 2018).

A energia do SAE, varia de acordo com a evolução do estado do elemento *storage* entre carga, descarga e isolado, potência despachada e suas perdas. As perdas do modo de carga e de descarga, são independentes e especificadas em termos da eficiência de carga e descarga. Já as perdas por inatividade, correspondem ao sistema em que não se encontra no estado de carga e descarga. Os resultados com a aplicação da modelagem da rede e das etapas dos algoritmos genéticos para a minimização das perdas e obtenção do valor da potência reativa das GDFs serão apresentados para um sistema *IEEE* de 123 barras, descrito no capítulo a seguir.

4 ANÁLISE E RESULTADOS

Neste capítulo, serão apresentados os resultados da metodologia descrita no capítulo anterior, considerando três testes distintos em um sistema teste IEEE de 123 barras fazendo uso da interface dos softwares OpenDSS e MATLAB[®].

4.1 SISTEMA TESTE

O sistema teste IEEE de 123 barras foi modificado com a inserção de GDFs, mudança do perfil das cargas, alteração no comprimento das linhas e inserção de curvas de cargas, denominadas *loadshpaes*. O sistema teste é ilustrado na Figura 4.1, sendo este constituído por oito chaves de manobra, 118 linhas, dois transformadores, um banco de capacitores, quatro reguladores de tensão e cargas distribuídas de forma desbalanceada entre fases para a tensão nominal de fornecimento igual a 4,16 kV.



Fonte: Adaptado de IEEE (2018).

Foram pré-definidas 8 possíveis topologias para a rede teste como observado na Tabela 3, onde todas as possíveis soluções respeitam as restrições operativas do sistema de distribuição.

Topologia	Chaves abertas	Chaves fechadas
1	SW7, SW8	SW1, SW2, SW3, SW4, SW5, SW6
2	SW2	SW1, SW3, SW4, SW5, SW6, SW7, SW8
3	SW3	SW1, SW2, SW4, SW5, SW6, SW7, SW8
4	SW4	SW1, SW2, SW3, SW5, SW6, SW7, SW8
5	SW5	SW1, SW2, SW3, SW4, SW6, SW7, SW8
6	SW6	SW1, SW2, SW3, SW4, SW5, SW7, SW8
7	SW7	SW1, SW2, SW3, SW4, SW5, SW6, SW7
8	SW8	SW1, SW2, SW3, SW4, SW5, SW6, SW7

Tabela 3 – Topologias possíveis da rede teste 123 barras.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.1.1 Características das linhas e cargas

As cararactericas da linhas estão detalhadas na Tabela 4 em tamanho e *LineCode*, utilizado para modelagem das mesmas no software OpenDSS.

Linho	Tomonho (m)	LinoCodo	Linha	Tomonho (m)	LinoCodo	Linha	Tamanha (m)	LinoCodo
LIIIIa	Tamanno (m)	LineCode	Linna	Tamanno (m)	LineCode	Linna	Tamanno (m)	LineCode
L1	53,34	10	L41	76,20	1	L81	53,34	6
L2	76,2	11	L42	152,40	10	L82	76,20	6
L3	91,44	1	L43	60,96	1	L83	205,74	11
L4	60,96	11	L44	60,96	9	L84	76,20	6
L5	99,06	11	L45	76,20	1	L85	144,78	11
L6	76,2	11	L46	91,44	9	L86	137,16	6
L7	60,96	1	L47	45,72	4	L87	53,34	9
L8	68,58	10	L48	76,20	4	L88	83,82	6
L9	68,58	9	L49	76,20	4	L89	76,20	10
L10	91,44	1	L50	76,20	4	L90	67,05	6
L11	129,54	9	L51	152,40	4	L91	91,44	11
L12	45,72	11	L52	60,96	1	L92	68,58	6
L13	251,46	2	L53	38,10	1	L93	83,82	9
L14	106,68	9	L54	83,20	1	L94	91,44	6
L15	106,68	9	L55	106,68	3	L95	60,96	10
L16	114,30	11	L56	114,30	1	L96	83,82	3
L17	106,68	11	L57	76,20	10	L97	167,64	3
L18	76,20	9	L58	228,60	3	L98	91,44	3
L19	91,44	2	L59	76,20	10	L99	243,84	3
L20	99,06	9	L60	167,64	5	L100	76,20	3
L21	160,02	10	L61	76,20	12	L101	68,58	11

Tabela 4 – Dados das linhas do sistema teste IEEE 123 barras.

Continua...

	-							
L22	76,2	2	L62	53,34	12	L102	83,82	3
L23	167,64	11	L63	106,68	12	L103	99,06	11
L24	83,32	2	L64	129,54	12	L104	213,36	11
L25	60,96	2	L65	99,06	12	L105	68,58	10
L26	114,30	7	L66	60,96	9	L106	99,06	3
L27	68,58	11	L67	83,82	3	L107	175,26	10
L28	152,40	9	L68	76,20	3	L108	137,16	9
L29	91,44	2	L69	83,82	9	L109	304,80	3
L30	60,96	2	L70	99,06	9	L110	91,44	9
L31	91,44	11	L71	83,82	9	L111	175,26	9
L32	30,48	11	L72	83,82	9	L112	160,02	9
L33	198,12	8	L73	60,96	3	L113	99,06	9
L34	76,2	1	L74	106,68	11	L114	114,30	4
L35	91,44	9	L75	121,92	11	L115	121,92	1
L36	76,2	10	L76	121,92	6	L116	121,92	1
L37	99,06	10	L77	213,36	3	L117	106,68	6
L38	99,06	11	L78	30,48	6	L118	76,20	3
L39	76,2	1	L79	68,58	6			
L40	99,06	11	L80	144,78	6			

...continuação

Fonte: Elaborado pelo autor.

As cargas estão detalhadas na tabela contida no Anexo A.

4.1.2 Características dos equipamentos

Na rede teste *IEEE* de 123 barras, estão presentes alguns equipamentos que estão apresentados nas tabelas a seguir:

A Tabela 5, especifica os quatro reguladores de tensão presentes na rede teste.

Regulador	1	2	3	4		
Barra	120	9	25	70		
Fases	A-B-C	А	A-C	A-B-C		
Nível de Tensão	120 V	120 V	120 V	124 V		

Tabela 5 – Dados dos dados dos reguladores de tensão.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os dados dos dois transformadores dispostos na rede teste estão apresentados na Tabela 6.

Além disso, a rede teste possui também um banco de capacitores de 250 kVAr por fase conectado na barra 83.

Transformador	Potência (kVA)	Tensão (kV)
Subestação	5000	115 – 4,16
XMF-1	150	4,16 - 0,480

Tabela 6 – Dados dos transformadores.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.1.3 Características dos algoritmos genéticos

Na Tabela 7, são expostos os parâmetros e seus respectivos valores para o algoritmo genético.

Parâmetro	Valor	Descrição			
Tipo da população	Customizada (custom)	A população é customizada			
(PopulationType)	Customizada (custom)				
Tamanho da população	20	Define temenho de população			
(PopulationSize)	20	Denne tamarino da população			
Indivíduos de elite (EliteSount)	2	Define o número de indivíduos			
	2	de elite			
Fração do cruzamento	0.5	Percentual da população que			
(CrossoverFraction)	0,0	será cruzada			
	@coloctionroulotto	Escolha da função seleção na			
Seleçao (SelectionFcn)	@ Selection Toulette	qual é feita por roleta			
Gerações (Generations)	30	Número de gerações			
Tempo limite (<i>TimeLimit</i>)	Infinito	Limite de tempo			
Cruzamento (CrossoverEcn)	@myxoverfup	Define a função de cruzamento			
Cruzamento (Crossoven ch)	emyxovenun	a qual é customizada			
Mutação (MutationEcn)	@mymutationfun	Define a função de mutação a			
ιναιάζαο (ποιατιστή στη	Sinymatatoman	qual é customizada			

Tabela 7 – Parâmetros do algoritmo genético

Os parâmetros seleção, cruzamento e mutação são estabelecidos por funções. A seleção, é dada por @selectionroulette que vem do *toolbox* dos algoritmos genéticos do MATLAB[®]. Já o cruzamento de mutação, é dado pelas funções @myxoverfun e @mymutationfun respectivamente, sendo estas funções personalizadas e demonstradas nas Figura 4.2 e Figura 4.3. Figura 4.2 – Código da @myxoverfun no MATLAB®.

```
function xoverKids = myxoverfun(parents, options, nvars, FitnessFcn, unused, thisPopulation)
 n=length(parents);
 g=nvars;
                                               %número de genes (variáveis)
 xoverKids=zeros(n,g);
for i=1:2:n
                                                %número de crias = número de parentes/2
      pl=thisPopulation(parents(i),:);
                                               %pai l
      p2=thisPopulation(parents(i+1),:);
                                               %pai 2
      x=randi([1,g],1,1);
                                             %seleciona o ponto de corte aleatório
      crial=[pl(1:x) p2(x+1:end)];
      cria2=[p2(1:x) pl(x+1:end)];
      crias=[crial;cria2];
                                              %gera duas crias
      xoverKids([i;i+1],:)=crias;
 end
 % pré-seleção, só os mais fortes sobrevivem, não é uma prática comum %
  [v,k]=sort(FitnessFcn(xoverKids)); %classifica as crias pelo fitness
xoverKids=xoverKids((1:n/2),:); %fica com a melhor metade das cr
    xoverKids=xoverKids((1:n/2),:);
                                             %fica com a melhor metade das crias
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4.3 – Código da @mymutationfun no MATLAB

📮 function mutationChildren = mymutationfun(parents,options,nvars, FitnessFon, state, thisScore, thisPopulation)

```
%número de crias = número de parentes
 n=length(parents);
 g=nvars;
                                          %número de genes (variáveis)
 bounds=options.PopInitRange;
                                          %limites para os genes
for i=1:n
     p=parents(i); %parente i
mutante=thisPopulation(p,:); %cromossomo que vai sofrer a mutação
    p=parents(i);
     m=find(randerr(l,g,[2 3; 0.7,0.3])); %seleciona aleatoriamente a quantidade e posição dos genes p/ mutação,
                                          %com probabilidades de 0,7 p/ 1 gene; 0,4 p/ 3 genes...
    for j=1:length(m)
Ė.
        mutante(l,m(j))=randi(bounds(:,m(j),l,l)'); %realiza a mutação do gene escolhido dentro dos limites
     end
     mutationChildren(i,:)=mutante;
                                        %coloca o mutante na população
 end
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2 CENÁRIOS DE TESTE

Os resultados foram obtidos através de dois testes distintos executados na rede teste de distribuição IEEE 123 barras. Em ambos os testes, foram realizadas análises em relação a 3 dias da semana. A geração fotovoltaica em um dia ensolarado de céu claro e outros dois com diferentes variações climáticas é demonstrada na Figura 4.4.



Figura 4.4 – Curva da potência ativa das GDFs no período de 72 horas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Além disso, ainda há a presença dos SAEs,que estão inseridos nos mesmos pontos das GDFs, seguindo a curva pré-determinada para o modelo do priceshape, conforme a Figura 4.5. O priceshape utilizado segue os padrões determinados pela Tarifa Horária Branca, conforme a resolução tarifária da ANEEL que entrou em vigor no ano de 2018. É importante ressaltar que, para as simulações realizadas, foram desconsiderados os impostos e bandeiras.



Figura 4.5 – Despacho do SAE em função ao priceshape.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir de uma curva de preço, são estipulados dois gatilhos dischargetrigger para descarga de 0,9 R\$/kWh e chargetrigger para carga de 0,6 R\$/kWh, conforme visto na Figura 4.6. Assim, os SAEs podem armazenar energia em horários onde a tarifa tem um baixo valor, e despachar a energia com um valor elevado. Os SAEs

também possuem uma capacidade máxima de armazenamento de 100 kW. A curva de estado da SAE é ilustrada na Figura 4.7, onde é observado seu comportamento frente a tarifa branca.







Figura 4.7 – Curva de estado da SAE.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Figura 4.8 e Figura 4.9, é possível observar os perfis de potências ativa e reativa respectivamente na saída do alimentador para a configuração 1, na qual se apresenta como configuração original do sistema. Essa configuração, tem como perdas totais o valor de 973.560,63 W e é utilizada como configuração de comparação para os testes realizados nesse capítulo.



Figura 4.8 – Potência ativa por fase na saída do alimentador para configuração 1.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 4.9 – Potência reativa por fase na saída do alimentador para configuração 1.

Além disso, também são demonstradas as tensões em todas as barras para a configuração 1 (duas chaves abertas e seis fechadas) no horário de ponta às 21h, como demonstrado na Figura 4.10.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 4.10 – Tensões em todas as barras para configuração 1 no horário de ponta.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Devido as cargas e algumas barras, como por exemplo, a barra 99 estar muito distante da subestação, são apresentados algumas violações de tensões em níveis a baixo de 0.90 pu e outras acima de 1.10 pu, no caso da barra 98 para a configuração 1.

Na Figura 4.11, é apresentado o nível de tensão no trecho monitorado correspondente a barra 98 para a configuração 1, devido à mesma estar em um ponto distante da subestação e consequentemente apresentar uma queda maior de tensão.

Figura 4.11 – Tensão na barra 98 para configuração 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2.1 Teste 1

Para o primeiro teste, a rede de distribuição apresenta três fontes de geração distribuída fotovoltaica de 300 kW de máxima potência cada.

Os perfis de potências ativas e reativas por fase na saída da subestação para a melhor configuração (configuração 3) encontrada pelo algoritmo genético, podem ser observadas nas Figura 4.12 e Figura 4.13 respectivamente.



Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 4.13 – Potência reativa por fase na saída da subestação para configuração 3.

Os testes foram divididos para os três dias. A convergência e resultados da

Fonte: Elaborado pelo autor.

função objetivo, podem ser visualizados na Figura 4.14. O melhor cromossomo para topologia mais satisfatória nas primeiras 24 horas simuladas corresponde a topologia 5, com o valor de 936.414,70 W de perdas totais, e com os valores de potência reativa para as GDFs correspondentes a 277 kVAr, 273 kVAr e 287 kVAr.



Figura 4.14 – Resultados do algoritmo genético para as primeiras 24 horas de simulação.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O melhor cromossomo para topologia mais satisfatória entre às 24 horas e às 48 horas simuladas corresponde a topologia 3, com o valor de 885.302,46 W de perdas totais, e com os valores de potência reativa para as GDFs correspondentes a 287 kVAr, 273 kVAr e 276 kVAr como observado na Figura 4.15.



Figura 4.15 - Resultados do algoritmo genético entre as 24 horas e 48 horas de simulação.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O melhor cromossomo para a topologia mais satisfatória entre às 48 horas e às 72 horas simuladas corresponde a topologia 3, com o valor de 932.751,88 W de perdas totais, e com os valores de potência reativa para as GDFs correspondentes a 248 kVAr, 217 kVAr e 272 kVAr, como visualizado na Figura 4.16.



Figura 4.16 - Resultados do algoritmo genético entre as 48 horas e 72 horas de simulação.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O melhor resultado do algoritmo genético ao final dos três dias simulados corresponde a configuração 3. A mudança nos resultados de um dia para outro, ocorre devido as alterações no perfil de geração da GDF nos diferentes dias.

Os níveis de tensão representados em pu em todas as barras do sistema, para a configuração 3 no horário de ponta, ou seja, às 21 horas, está demonstrada na Figura 4.17.





Comparando-se com a configuração 1 (um) obteve-se uma melhoria significativa, principalmente no valor das tensões nas barras para o horário de ponta. Entretanto, algumas barras ainda apresentam níveis de tensão inferiores à 0,9 pu. A barra 25 apresenta-se como a que apresentou níveis mais criticos, uma vez que a mesma possui maiores valores de potência após a mudança de topologia e absorção de novas cargas. O mesmo ocorre com as barras 99 e 123, que são pontos mais distantes da subestação e apresentam maior valores de queda de tensão.

A Figura 4.18, apresenta a análise de tensão na barra 98 para a configuração 3.



Figura 4.18 – Tensão na barra 98 para configuração 3.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir da comparação entre a Figura 4.11 e Figura 4.18, nota-se que a metodologia de reconfiguração melhorou os níveis de tensão no trecho, porém durantes os períodos de horários de pico, os níveis de tensão ainda estão abaixo dos limites adequados. Isso se deve a maior carga conectada nesse trecho no horário de pico.

4.2.2 Teste 2

Para o Teste 2, foi considerado o aumento de potência nas GDFs, passando de 300 kW para 500 kW e a realocação das mesmas no sistema teste. As GDFs para esse teste, estão conectadas nas barras 40, 98 e 78. Partindo das mesmas análises realizadas no teste anterior, o Teste 2 busca melhorar os níveis de tensão com o aumento de potência reativa na rede, contornando assim as violações não corrigidas no Teste 1.

A melhor configuração encontrada pelo algoritmo genético para os três dias de simulação foi a configuração 6 (com a SW6 aberta e as demais fechadas). Os perfis de potências ativa e reativa por fase na saída do alimentador podem ser observados nas Figura 4.19 e Figura 4.20 respectivamente.



Figura 4.19 – Potência ativa na saída do alimentador para a configuração 6.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 4.20 - Potência reativa na saída do alimentador para configuração 6.

A Figura 4.21, apresenta os resultados da simulação do algoritmo genético para as primeiras 24 horas simuladas. A melhor configuração encontrada foi a configuração 6 com 279 kVar 261 kVar e 111 kVar de potência reativa em cada uma das GDFs e com perdas totais de 658.635,5 W.

Para o segundo dia de simulação, a melhor configuração resultante foi a número 4 (quatro) e os valores de potência reativa foram de 283 kVar, 205 kVar e 143

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 4.21 – Primeiras 24 horas simuladas do Teste 2.

Fonte: Elaborado pelo autor.

kVar e 670.058,13 W de perdas totais como visto na Figura 4.22.



Figura 4.22 – Simulação das 24 horas até as 48 horas Teste 2.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o terceiro dia de simulação, a configuração 6 apresentou os valores mais satisfatórios, com potências reativas de cada GDF com valor de 274 kVar, 234 kVar e 141 kVar e com perdas totais de 684.945,09 W, conforme observado na Figura 4.23.

O melhor resultado do algoritmo genético ao final dos três dias simulados corresponde a configuração 3. A mudança de resultados de um dia para outro, ocorre devido as alterações no perfil de geração da GDF nos diferentes dias. Nota-se, uma mudança em relação a perdas em comparação ao Teste 1 devido à realocação das GDFs no sistema teste.



Figura 4.23 – Simulação das 48 horas até as 72 horas para o Teste 2.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os níveis de tensão expressados em pu em todas as barras do sistema para o Teste 2 para a configuração 6 no horário de ponta, ou seja, às 21 horas, está demonstrada na Figura 4.24.

Figura 4.24 – Tensão em todas as barras no horário de ponta para configuração 6.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Comparando-se ao Teste 1, nota-se uma melhoria significativa nos níveis de tensão nas barras do sistema, possibilitando que as mesmas permaneçam dentro dos limites de tensão adequados. Isso se deve, à realocação e aumento da potência das GDFs. A partir disso, a Figura 4.25 demonstra os níveis de tensão em pu no tempo de simulação proposto (72 horas) na barra 98, a qual apresentou valores críticos de tensão, sendo estes corrigidos no Teste 2.





Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota-se que o Teste 2 apresentou resultados mais satisfatórios em relação ao Teste 1. Isso se deve, a localização das GDFs, comprovando também o funcionamento da metodologia para encontrar uma melhor configuração frente a menores perdas e ajuste de reativos das GDFs.

5 CONCIDERAÇÕES FINAIS.

5.1 CONCLUSÕES

Este trabalho propôs uma metodologia para realização da reconfiguração das redes em sistemas modernos de distribuição de energia elétrica. Partindo do suposto que a rede apresente recursos distribuídos e seja automatizada com chaves e equipamentos telecomandados.

A partir de estudos relacionados a literatura, a reconfiguração automatizada de redes é um dos principais fatores de um sistema moderno de distribuição, pois permite a melhoria dos níveis de tensão da rede, evitando desgastes com equipamentos, para o balanceamento de cargas e reduzindo custos desnecessários com construções de novos alimentadores.

Com a aplicação da metodologia, verifica-se que método de otimização desenvolvido com base nos algoritmos genéticos, é uma abordagem eficiente para o estudo da minimização de perdas em sistemas de distribuição de energia elétrica. Além disso, realizou-se uma integração de fontes de geração distribuída e sistemas de armazenamento nas redes de distribuição.

O problema de reconfiguração foi modelado com o objetivo de otimizar as perdas na rede de distribuição, encontrando a melhor configuração e o ajuste desejável de potência reativa de cada umas das GDF no sistema utilizando algoritmos genéticos. Os testes realizados na rede IEEE 123 barras, se mostram eficientes na redução de perdas, sendo estes comprovados na validação dos resultados utilizando a interface COM dos *softwares* OpenDSS e MATLAB[®], apresentando uma rápida convergência do algoritmo de uma maneira geral, como apresentado nos testes.

Para o Teste 1, a metodologia realizada, encontrou a melhor configuração em relação as perdas. Entretanto, algumas barras do sistema ultrapassaram os limites de tensão adequados. As atribuições para que estas tensões apresentarem níveis fora dos limites operacionais adequado pode estar relacionadas a fatores como: limitação do sistema de 123 barras para tais condições da rede, cargas altas conectadas as barras em que se tem a violação desses limites e a tais barras estarem em pontos mais distantes do alimentador.

Para o Teste 2, com o aumento da potência das GDFs e realocação das mesmas para as barras com maiores cargas conectadas, foram corrigidos os

problemas apresentados no teste 1 e a metodologia funcionando com êxito para encontrar a melhor configuração da rede frente a minimização das perdas.

Entretanto, o problema de reconfiguração pode ser mais significativo quando aplicado a redes de distribuição reais e assim, devem ser consideradas novas abordagens de otimização para possíveis continuações deste trabalho.

5.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS.

- Entender a metodologia proposta do trabalho e aplicar em uma rede real de distribuição de grande porte;
- Empregar outras técnicas de otimização tais como: Simulated Annealing; Método baseado no movimento dos vaga-lumes; Busca Tabu e entre outros;
- Tornar o problema multi-objetivo, reduzindo perdas e mantendo os níveis de tensão.

REFERÊNCIAS

A. Kavusi-Fard. Stochastic Reconfiguration and Optimal Coorddination of V2G Plug-in Electric Vehicles Considering Correlated Wind Power Generation IEEE TRANSACTIONS ON SUSTAINABLE ENERGY, vol. 6, no.3, July 2015

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA – ANEEL. Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 1. Brasília, p.61. 2016.

ALENCAR, M. R. B; SOUZA, J. S; SOUZA, B. A; NEVES, W. A. **Optimal Allocation** of Photovoltaic Panels in Distribution Network Applying Genetic Algorithm. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

ANDRADE, B. A. R; FERREIRA, N. R. Simulated Annealing and Tabu Search applied on Network Reconfiguration in Distribution System. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

BENTO, E. P.; KAGAN, N. Algoritmos genéticos e variantes na solução de problemas de configuração de redes de distribuição. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica,** [s.l.], v. 19, n. 3, p.302-315, set. 2008.

BERNADON, Daniel Pinheiro. Sistemas de distribuição no contexto das redes elétricas inteligentes: uma abordagem para reconfiguração de redes/ Daniel Pinheiro Bernadon... [et al.] – 1. Ed. – Santa Maria: AGEPOC, 2015.

BUENO, A.F.M; BRANDÃO, C. A. L. Visão Geral de Tecnologia e Mercado para os Sistemas de Armazenamento de Energia Elétrica No Brasil. Associação Brasileira de Armazenamento e Qualidade de Energia, Belo Horizonte, 2013.

CUNHA, Vinicius Carnelossi da. Aplicação de sistemas de armazenamento de energia em redes de distribuição com elevada penetração de geração fotovoltaica e veículos elétricos. 2017. 98 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Sistemas de Energia, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2017. Disponível em: http://repositorio.unicamp.br/jspui/handle/REPOSIP/325567>. Acesso em: 23 jul. 2018.

D. Rupolo anda J.R.S. Mantovani. Reconfiguration of Radial Electric Power Distribuition System via a Scatter Search Algorithm IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS, Vol.13, no.4, April 2015.

DUGAN, R. C.; MCDERMOTT, T. E."**An open source platform for collaborating on smart grid research.**" In: IEEE. Power and Energy Society General Meeting, 2011.

FERREIRA, Flávio Arthur Leal. **Metodologia para Reconfiguração de Redes de Distribuição Trifásica Assimétricas e Não Balanceadas com Geração Distribuída.** 2010. 145 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia, Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

FONSECA, J. R. L; OLIVEIRA, A. V. C; ALMEIDA, M. A. D; JUNIOR, J. L. S; JUNIOR,
M. F. M. Self Healing Feature Incorporated to RTDS for Solving Reconfiguration
Network Problem. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

GOMES, C. A. M; FERREIRA, H. P. Hosting Capacity Evaluation of Distributed Generation Systems with Genetic Algorithm. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

HECK, Giancarlo; MARCHESI, Bruno, MELO, Priscila. **Avaliação de Sistemas de Comunicação para a Implementação de Redes de Engenharia em Subestações de Distribuição** VIII Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica, agosto, 2015.

IEEE. **Resources**. IEEE PES AMPS DSAS Test Feeder Working Group, 2018. Disponível em: < http://sites.ieee.org/pes-testfeeders/resources>. Acesso em: 24 Set. 2018, 15:50:14. JUNIOR, J. D. A; BRAGA, E.C; Haffner, S. Load Balacing in a Low-Voltage **Distribuition Network by Genetic Algorithm.** Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

KAGAN, Nelson; SCHMIDT, Hernán Prieto; OLIVEIRA, Carlos César Barioni de. **Métodos de Otimização Aplicados a sistemas Elétricos de Potência.** São Paulo: Blucher, 2009.

LAMIN, Hugo Análise de Impacto Regulatório da Implantação de Redes Inteligentes no Brasil Distrito Federal, 2013.

MACHIAVELLI, João Alberto. Sistemas de Armazenamento de Energia em Redes de Distribuição para o Gerenciamento da Curva de Carga. 2018. 60 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pampa, Alegrete, 2018.

MELLO, Ana Paula Carboni de.**Reconfiguração de redes de distribuição considerando multivariáveis e geração distribuída.** 2014. 141 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Elétrica, Centro de Tecnologia, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2014.

MELLO, Ana Paula Carboni de. Reconfiguração de Redes de Distribuição
Utilizando Algoritmos Genéticos Considerando Variações de Carga. 2012. 98 f.
TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pampa,
Alegrete, 2012.

MELO, S. R. F. C; LIMA, B. S. L. P. **Optimization of Distribution Network Topology with Genetic Algorithms in GIS Environment.** Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

PEREIRA, Adan L; COURA, Daniel J. Custódio; CELESTE, Wanderley cardos. Utilização Metaheurística GRASP como Solução para o Problema de Reconfiguração de Redes Inteligentes de Energia Anais SULCOMP, 2015. PEREIRA, Paulo Ricardo da Silva Pereira. Métodos para Otimização dos Ajustes dos Reguladores de Tensão e Zonas de TAP em Sistemas de Distribuição, 2009.

RADATZ, Paulo Ricardo Radatz de. **Modelos Avançados de Análise de Redes Elétricas Inteligentes Utilizando o Software OpenDSS.** 2015. 191 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

RIGNEL, Diego Gabriel de Souza; CHENCI, Gabriel Pupin; LUCAS, Carlos Alberto. **Uma introdução a lógica fuzzy** Revista Eletrônica de Sistemas de Informação e Gestão Tecnológica, março, 2011.

ROCHA, C.; RADATZ, P. **Elemento Storage do OpenDSS. 2018**. Url: https://drive.google.com/drive/folders/0B0GTsli12nHXSl9ONG1pOWRhZW8

SILVA, L. I; Belati, E. A; Junior, I.C.S. **"Heuristic algorithm for electral distribution systems reconfiguration based on firefly movement equation"** IEEE Latin America Transactions, February, 2016.

SILVA, M. A. A; FILHO, M. C. P. **Optimization of the Relay Parametrization in Radial Distribution Systems Using Genetic Algorithm.** Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

TAVARES, J. P. M; OLIVEIRA, M. E. Power Distribution Systems Reconfiguration with Variable Demand applied to Technical Losses and Voltage Profile Optimization. Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos, Niterói, 2018.

TOLEDO, Fabio.**Desvendando as Redes Elétricas Inteligentes.**Rio de Janeiro: Brasport, 2012.

ANEXO A – Especificação das cargas dos sistema

Barra	Modelo	Fase 1	Fase 1	Fase 2	Fase 2	Fase 3	Fase 3	Barra	Modelo	Fase 1	Fase 1	Fase 2	Fase 2	Fase 3	Fase 3
	Carga	kW	kVAr	kW	kVAr	kW	kVAr		Carga	kW	kVAr	kW	kVAr	kW	kVAr
1	Y-PQ	40	20	0	0	0	0	58	Y-I	0	0	20	10	0	0
2	Y-PQ	0	0	20	10	0	0	59	Y-PQ	0	0	20	10	0	0
4	Y-PR	0	0	0	0	40	20	60	Y-PQ	20	10	0	0	0	0
5	Y-I	0	0	0	0	20	10	62	Y-Z	0	0	0	0	40	20
6	Y-Z	0	0	0	0	40	20	63	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
7	Y-PQ	20	10	0	0	0	0	64	Y-I	0	0	75	35	0	0
9	Y-PQ	40	20	0	0	0	0	65	D-Z	35	25	35	25	70	50
10	Y-I	20	10	0	0	0	0	66	Y-PQ	0	0	0	0	75	35
11	Y-Z	40	20	0	0	0	0	68	Y-PQ	20	10	0	0	0	0
12	Y-PQ	0	0	20	10	0	0	69	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
16	Y-PQ	0	0	0	0	40	20	70	Y-PQ	20	10	0	0	0	0
17	Y-PQ	0	0	0	0	20	10	71	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
19	Y-PQ	40	20	0	0	0	0	73	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
20	Y-I	40	20	0	0	0	0	74	Y-Z	0	0	0	0	40	20
22	Y-Z	0	0	40	20	0	0	75	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
25	Y-PQ	40	20	40	20	40	20	76	D-I	105	80	70	50	70	50
28	Y-I	40	20	0	0	0	0	77	Y-PQ	0	0	40	20	0	0
29	Y-Z	40	20	0	0	0	0	79	Y-Z	40	20	0	0	0	0
30	Y-PQ	0	0	0	0	40	20	80	Y-PQ	0	0	40	20	0	0
31	Y-PQ	0	0	0	0	20	10	82	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
32	Y-PQ	0	0	0	0	20	10	83	Y-PQ	0	0	0	0	20	10
33	Y-I	40	20	0	0	0	0	84	Y-PQ	0	0	0	0	20	10
34	Y-Z	0	0	0	0	40	20	85	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
35	D-PQ	40	20	0	0	0	0	86	Y-PQ	0	0	20	10	0	0
37	Y-Z	40	20	0	0	0	0	87	Y-PQ	0	0	40	20	0	0
38	Y-I	0	0	20	10	0	0	88	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
39	Y-PQ	0	0	20	10	0	0	90	Y-I	0	0	40	20	0	0
41	Y-PQ	0	0	0	0	20	10	92	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
42	Y-PQ	20	10	0	0	0	0	94	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
43	Y-Z	0	0	40	20	0	0	95	Y-PQ	0	0	20	10	0	0
45	Y-I	20	10	0	0	0	0	96	Y-PQ	0	0	20	10	0	0
46	Y-PQ	20	10	0	0	0	0	98	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
47	Y-I	35	25	35	25	35	25	99	Y-PQ	0	0	70	20	0	0
48	Y-Z	70	50	70	50	70	50	100	Y-Z	0	0	0	0	40	20
49	Y-PQ	35	25	70	50	35	20	102	Y-PQ	0	0	0	0	20	10
50	Y-PQ	0	0	0	0	40	20	103	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
51	Y-PQ	20	10	0	0	0	0	104	Y-PQ	0	0	0	0	40	20
52	Y-PQ	40	20	0	0	0	0	106	Y-PQ	0	0	40	20	0	0
53	Y-PQ	40	20	0	0	0	0	107	Y-PQ	0	0	40	20	0	0
55	Y-Z	20	10	0	0	0	0	109	Y-PQ	40	20	0	0	0	0
56	Y-PQ	0	0	20	10	0	0	111	Y-PQ	20	10	0	0	0	0
58	Y-I	0	0	20	10	0	0	112	Y-I	20	10	0	0	0	0
59	Y-PQ	0	0	20	10	0	0	113	Y-Z	40	20	0	0	0	0
60	Y-PQ	20	10	0	0	0	0	114	Y-PQ	20	10	0	0	0	0