

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ CENTRO DE TECNOLOGIA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA MESTRADO ACADÊMICO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

LUCAS MARTINS BELMINO

POSICIONAMENTO E DIMENSIONAMENTO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

FORTALEZA

LUCAS MARTINS BELMINO

POSICIONAMENTO E DIMENSIONAMENTO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso

Coorientador: Prof. Dr. Raimundo Furtado Sampaio

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação Universidade Federal do Ceará Biblioteca Universitária Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

B389p Belmino, Lucas Martins Belmino.

Posicionamento e Dimensionamento de Geração Distribuída em Rede de Distribuição de Energia Elétrica / Lucas Martins Belmino Belmino. – 2020. 80 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2020. Orientação: Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso. Coorientação: Prof. Dr. Raimundo Furtado Sampaio.

1. Evolução Diferencial. 2. Sistema de Distribuição Radial. 3. Posicionamento de Geração Distribuída. 4. Dimensionamento de Geração Distribuída. I. Título.

CDD 621.3

LUCAS MARTINS BELMINO

POSICIONAMENTO E DIMENSIONAMENTO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA EM REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Engenharia Elétrica do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Engenharia Elétrica. Área de Concentração: Engenharia Elétrica

Aprovada em: 24 de Janeiro de 2020

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Giovanni Cordeiro Barroso (Orientador) Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Raimundo Furtado Sampaio (Coorientador) Universidade Federal do Ceará (UFC)

> Prof. Ph.D. Ruth Pastôra Saraiva Leão Universidade Federal do Ceará (UFC)

> Prof. Dr. Arthur Plínio de Souza Braga Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. José Roberto Bezerra Instituto Federal do Ceará (IFCE)

A minha mãe, Sandra. Ao meu pai, Antonio. A todos que me apoiaram.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Antonio Paz e Sandra Maria, que me deram a vida e, acima de tudo, me ensinaram a vivê-la com dignidade e honestidade sempre dando bons conselhos e indicando bons caminhos, buscando sempre o melhor pra mim e fazendo tudo para o meu bem. Amo vocês acima de tudo neste mundo.

Aos professores do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, pelo conhecimento transmitido, em especial, ao professor Giovanni, pela orientação e pelo crescimento proporcionado a mim. Ao professor Raimundo, que sempre esteve próximo, trazendo grandes contribuições ao meu trabalho, e que considero um exemplo de docente. Aos professores Ruth e Arthur, pela disponibilidade em contribuir com o aprimoramento desse trabalho.

Ao doutorando Fellipe Souto, pelo constante suporte na elaboração dos avanços encontrados neste trabalhos, pelas conversas descontraídas e pela ajuda com diversas outras dúvidas relacionados a pós-graduação.

A minha namorada Natalia Pimentel Lado Ces, pelo suporte durante os dias de frustração e preocupação e pela motivação e apoio durante esse trabalho, sempre me incentivando a continuar crescendo.

A todos os amigos e colegas da pós-graduação, pelo incentivo e apoio técnico para realização deste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

"No one changes the world alone and no one doesn't change it at all."

(William Henry Green)

RESUMO

O aumento no consumo de energia elétrica tem impulsionado avanços no uso de geradores de pequeno e médio porte conectados ao sistema de distribuição em contradição ao paradigma anterior, onde os centros de geração são concentrados e distantes das cargas. Longos alimentadores responsáveis pela conexão das subestações de suprimento aos centros de cargas estão associados a perdas inerentes aos componentes da rede elétrica. Nesse cenário, o uso da Geração Distribuída (GD) pode contribuir com o suprimento da crescente demanda de energia e proporcionar melhorias em parâmetros importantes no fornecimento de energia, tais quais, redução das perdas do sistema e maior adequação do perfil de tensão. No entanto, a fim de garantir os benefícios do uso das GDs é necessário realizar estudos de posicionamento e dimensionamento destas. O posicionamento e o dimensionamento de GDs é um problema matemático não linear inteiro misto, que tem um conjunto de soluções susceptível a um crescimento acelerado à medida que se aumenta o número de barras no sistema ou de geradores. Nesse trabalho é proposto um algoritmo para avaliar o comportamento das perdas em função da quantidade, capacidade e posição das GDs, permitindo a análise da quantidade de unidades geradoras que fornece a maior redução das perdas elétricas. No algoritmo proposto é utilizada a meta-heurística Evolução Diferencial (ED) e, para representação da rede elétrica, é utilizado o conceito de lista de adjacências, pertencente ao estudo da Teoria dos Grafos. Escolhida a representação da rede de distribuição, é utilizado do Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potencia (MSP) para cálculo do fluxo de potência e as perdas calculadas pelo método são utilizadas como função de aptidão para avaliar as soluções possíveis, representadas pelos indivíduos. O algoritmo proposto então realiza o posicionamento e dimensionamento das GDs e reinicia a sua execução atualizando o número de GDs que devem ser posicionadas. Os resultados obtidos são utilizados para traçar a curva de perdas e avaliar o seu comportamento. O algoritmo é implementado e, para comparar os resultados, são realizadas simulações em redes amplamente utilizadas na literatura, IEEE 33 barras e IEEE 69 barras. O posicionamento realizado pela ED obteve bons resultados na redução das perdas, sendo estes próximos aos valores encontrados em outros trabalhos. A curva traçada pela algoritmo, no entanto, demonstrou uma redução significativa das perdas nos valores iniciais, que estabilizava com o incremento no número de GDs.

Palavras-chave: Evolução Diferencial. Sistema de Distribuição Radial. Posicionamento de Geração Distribuída. Dimensionamento de Geração Distribuída .

ABSTRACT

The increase in electricity consumption has driven advances in the use of small and medium sized generators connected to the distribution system in contradiction to the previous paradigm, where the generation centers are concentrated and far from the loads. Long feeders responsible for connecting supply substations to load centers are associated with losses inherent in electrical components. In this scenario the use of Distributed Generation (DG) can contribute to the supply of energy consumption and provide improvements in power supply reducing system losses and improving voltage profile. However, in order to ensure the benefits of using DGs, positioning and sizing studies are required. Positioning and sizing are mixed integer nonlinear mathematical problems that have their solution set susceptible to accelerated growth as the number of bars in the system or generators increases. In this work we propose an algorithm to evaluate the behavior of losses as a function of the number, capacity and position of DGs allowing the analysis of the number of generating units that provides the greatest reduction of the electrical losses. In the proposed algorithm uses the meta-heuristic Differential Evolution (DE). In addition, for the representation of the electric network is used the concept of list of adjacencies, belonging to the study of graph theory. Once the representation of the distribution network is chosen, Direct-Inverse Sweep Method via Sum of Powers (DMSP) is used to calculate the power flow and the losses calculated by the method are used as an aptitude function to evaluate the possible solutions represented by the individuals. The algorithm then performs the positioning and sizing of the DGs and restarts its execution by updating the number of DGs that must be positioned. The results obtained are used to plot the loss curve and to evaluate its behavior. The algorithm is implemented and, to compare the results, simulations are performed in networks widely used in the literature, IEEE 33 bars and IEEE 69 bars. The positioning performed by DE obtained good results in reducing losses, which are close to the values found in other studies. The curve plotted by the algorithm, however, showed an accelerated reduction of initial value losses, which stabilized with the increase in the number of DGs.

Keywords: Differential Evolution. Radial Distribution Systems. Distributed Generation Placement. Distributed Generation Sizing

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Projeção da capacidade instalada da mini e micro-geração distribuída	16
Figura 2 – Consumo final de energia por fonte	16
Figura 3 – Publicações anuais relacionadas ao posicionamento de geração distribuída .	21
Figura 4 – Publicações anuais relacionadas ao posicionamento de geração distribuída e	
perdas	21
Figura 5 – Representação de um sistema elétrico de potência	23
Figura 6 – Estado da arte - Esquemático	29
Figura 7 – Grafo exemplo	34
Figura 8 – Trecho genérico	36
Figura 9 – Fluxograma do MSP	38
Figura 10 – Representação do cromossomo de cada indivíduo em (SOARES et al., 2017)	44
Figura 11 – Indivíduo genérico na representação adotada dos indivíduos	44
Figura 12 – Fluxograma da ED aplicada ao posicionamento e dimensionamento	48
Figura 13 – Fluxograma do algoritmo proposto	52
Figura 14 – Sistema 33 barras - Configuração inicial	55
Figura 15 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 1 em 33 barras	57
Figura 16 – Curvas de convergência do posicionamento de duas GDs tipo 1 em 33 barras	58
Figura 17 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 2, à esquerda, e	
duas GDs tipo 2, à direita, em 33 barras	59
Figura 18 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas -	
Sistema 33 Barras	60
Figura 19 – Sistema 69 barras - Configuração inicial	61
Figura 20 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 1 em 69 barras	63
Figura 21 – Curvas de convergência do posicionamento de duas GDs tipo 1 em 69 barras	64
Figura 22 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 2 em 69 barras	64
Figura 23 – Curva de convergência do posicionamento de duas GDs tipo 2 em 69 barras	66
Figura 24 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas -	
Sistema 69 Barras	67
Figura 25 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas -	
Sistema 69 Barras (Populações: 500)	68

Figura 26 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas -	
Sistema 69 Barras (Populações: 1500)	68
Figura 27 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas -	
Sistema 69 Barras (Populações: 2500)	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Categorias de potências de GD	24
Tabela 2 – Categorias de potências de GD	25
Tabela 3 – Estado da arte - Resumo	29
Tabela 4 – Lista de adjacência do grafo G	34
Tabela 5 – Exemplos de indivíduos	45
Tabela 6 – População exemplo - Criada aleatoriamente	49
Tabela 7 – População exemplo - Perdas por indivíduo	49
Tabela 8 – População exemplo - Indivíduos após mutação e cruzamento	50
Tabela 9 – População final - Após seleção	51
Tabela 10 – Potência máxima dos geradores por modelo	56
Tabela 11 – Uma GD tipo 1 em 33 barras	57
Tabela 12 – Duas GDs tipo 1 em 33 barras	58
Tabela 13 – GDs tipo 2 em 33 barras	59
Tabela 14 – Uma GD tipo 1 em 69 barras	62
Tabela 15 – Duas GDs tipo 1 em 69 barras	62
Tabela 16 – Uma GD tipo 2 em 69 barras	63
Tabela 17 – Duas GDs tipo 2 em 69 barras	65
Tabela 18 – Número de indivíduos e iterações	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABCA	Artificial Bee Colony Algorithm
ALOA	Ant Lion Optimization Algorithm
API	Application Programming Interface
CS	Cuckoo Search
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
PSO	Particle Swarm Optimization
AG	Algoritmo Genético
CIGRE	Comitê Nacional Brasileiro de Produção e Transmissão de Energia Elétrica
DE	Differential Evolution
DG	Distributed Generation
DMSP	Direct-Inverse Sweep Method via Sum of Powers
ED	Evolução Diferencial
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
EPRI	Electric Power Research Institute
FP	Fator de Potência
GD	Geração Distribuída
GRI	Gas Research Institute
KHA	Krill Herd Algorithm
MSP	Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potencia
SD	Sistema de Distribuição
SEP	Sistema Elétrico de Potência
SKHA	Stud Krill Herd Algorithm

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Motivação	15
1.2	Justificativa	17
1.3	Objetivos	18
1.4	Organização do trabalho	18
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E DIMENSIONAMENTO DO PROBLEMA	A 20
2.1	Introdução	20
2.2	Revisão bibliográfica	21
2.2.1	Sistema elétrico de potência	22
2.2.2	Geração Distribuída	23
2.2.3	Posicionamento eficiente de geradores distribuídos	26
2.3	Dimensionamento do problema	30
2.4	Conclusão	30
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	32
3.1	Teoria dos Grafos e representação de sistemas elétricos	32
3.1.1	Conceitos básicos de Teoria dos grafos	32
3.1.1.1	Grafo	32
3.1.1.2	Caminho e ciclo	33
3.1.1.3	Par conexo e grafo conexo	33
3.1.1.4	Grafo acíclico e floresta	33
3.1.1.5	Lista de adjacência e representação de SEP	33
3.1.1.6	Representação adotada	34
3.2	Fluxo de carga	35
3.2.1	Método da soma de potência	36
3.2.1.1	Varredura inversa	36
3.2.1.2	Varredura direta	37
3.3	Evolução diferencial	38
3.3.1	Meta-heurística e computação evolutiva	38
3.3.2	Mutação	40
3.3.3	Cruzamento	40

3.3.4	Seleção	41
3.4	Conclusão	42
4	DESENVOLVIMENTO E APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA EVO-	
	LUÇÃO DIFERENCIAL	43
4.1	Algoritmo proposto	43
4.2	Algoritmo evolutivo para posicionamento e dimensionamento de GDs	43
4.2.1	Aplicação do algoritmo evolutivo para o posicionamento e dimensiona-	
	mento de GDs	47
4.3	Algoritmo iterativo e a curva de perdas pelo número de GDs	51
4.3.1	Aplicação do algoritmo proposto	52
4.4	Conclusões	54
5	RESULTADOS	55
5.1	Sistema 33 barras	55
5.1.1	Posicionamento e dimensionamento de gerações distribuídas	56
5.1.2	Perdas ativas com o incremento das GD	59
5.2	Sistema 69 barras	60
5.2.1	Posicionamento e dimensionamento	61
5.2.2	Perdas ativas com o incremento das GD	66
5.3	Conclusão	69
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	70
6.1	Considerações finais	70
6.2	Trabalhos futuros	71
6.3	Artigos publicados	71
	REFERÊNCIAS	73
	ANEXOS	77
	ANEXO A – Dados do Sistema de 33 Barras	78
	ANEXO B – Dados do Sistema de 69 Barras	79

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, os sistemas elétricos de potência vêm passando por muitas mudanças estruturais, além de avanços dos sistemas digitais e tecnologias de informação e comunicação, visando sua evolução em resposta ao aumento da demanda de energia e às exigências da sociedade por maior confiabilidade, qualidade de energia e redução dos impactos ambientais (MARIAM *et al.*, 2016).

As redes elétricas, em particular as redes de distribuição, estão se transformando em redes ativas através do advento dos Recursos Energéticos Distribuídos (RED). Os RED, que contemplam fontes de Geração Distribuída (GD) e dispositivos armazenadores de energia elétrica, mudam o perfil da rede elétrica, tornando o fluxo de potência bidirecional, onde a potência pode fluir do domicílio para o sistema de distribuição, por exemplo.

A geração distribuída é uma alternativa à Geração Centralizada (GC), contemplando fontes renováveis ou não, tais como: microturbinas a gás, células de combustível, grupo gerador diesel, cogeração, centrais de biomassa, placas fotovoltaicas e turbinas eólicas (SANTOS; SANTOS, 2008).

O advento da GD tem contribuído para o retardo em investimentos para ampliação e construção de novas unidades de GCs, além de postergar a necessidade de redimensionamento de linhas de transmissão e equipamentos associados, com um reduzido tempo de implantação, aumento da confiabilidade da rede elétrica, redução dos picos de carga e das perdas de energia (GUEDES *et al.*, 2009). Em contrapartida, a GD causa uma maior complexidade de operação da rede elétrica, aumento dos níveis de curto-circuito, ajuste mais complexo dos sistemas de proteção, aumento nos níveis de sobretensão, flutuação de tensão e desequilíbrios de tensão e corrente. Além disso, quando mal alocada ou dimensionada, a GD pode provocar o aumento das perdas na rede elétrica ao invés de diminuí-las (HUANG *et al.*, 2012).

1.1 Motivação

O Balanço Energético de 2019 evidencia o crescimento da micro e mini geração distribuída de energia elétrica, cujo crescimento foi incentivando por ações regulatórias tais como a que estabelece a possibilidade de compensação da energia excedente produzida por sistemas de pequeno porte. Foi constatado que, em 2018, a micro e mini geração distribuída atingiu 828 GWh com uma potência instalada de 670 MW, com destaque para a fonte solar fotovoltaica,

cuja projeção da geração distribuída é apresentada na Figura 1 (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2019), retirada do estudo realizado pela *Empresa de Pesquisa Energética* (EPE).





Ainda de acordo com o Balanço Energético de 2019, o consumo de energia elétrica corresponde a uma parcela significativa dentre o consumo de outros tipos de energia, como observado na Figura 2.



Fonte: (EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, 2019)

O cenário de crescente implantação das GDs é compatível com a crescente demanda por energia elétrica. A penetração em larga escala da GD nas redes elétricas interfere em vários parâmetros relevantes, tornando-a mais complexa, levando a uma necessidade de estudos mais detalhados de seus impactos (QUEZADA *et al.*, 2006).

Dentre os aspectos importantes a serem analisados na implantação em larga escala da geração distribuída, destaca-se o estudo da sua influência na redução das perdas de energia na rede de distribuição.

Em geral, a GD reduz as perdas totais de energia nas redes de distribuição devido a sua proximidade com os centros de carga. Entretanto, é necessária uma análise do posicionamento ótimo da barra em que a GD é instalada visando maximizar a redução das perdas (GUEDES, 2013).

1.2 Justificativa

O novo cenário de mudança de estrutura do Sistema Elétrico de Potência (SEP) com a implantação em larga escala da GD é provocado pela redução dos custos associados, desenvolvimento de novas regulamentações e redução dos impactos ambientais associados. Assim, muitos estudos têm sido feitos para a análise do posicionamento e dimensionamento de GDs. Esses estudos têm como finalidade obter cenários favoráveis em aspectos como: perfil de tensão, proteção do sistema, qualidade de energia e perdas de potência ativa e reativa.

Nos últimos anos, foram desenvolvidas muitas metodologias para o posicionamento e dimensionamento de GDs com a finalidade de reduzir as perdas na rede elétrica (GUEDES, 2013; ABU-MOUTI; EL-HAWARY, 2011; GOMES *et al.*, 2014; BRANCO *et al.*, 2014; DANESHVAR; BABAEI, 2018; ALI *et al.*, 2018; EHSAN; YANG, 2018). A metodologia adotada nesses trabalhos para o posicionamento de GD consiste no uso de meta-heurística para avaliação de configurações possíveis de posição e potência para as GDs, selecionando assim, configurações que apresentem menores perdas elétricas.

Realizando uma análise quantitativa sobre o tema de posicionamento de GDs, foi obtido um número limitado de trabalhos abordando os impactos do aumento no número de geradores ou a busca pelo número ótimo para uma determinada rede elétrica. Em geral, os trabalhos se limitam ao posicionamento de um a três geradores e avaliam o impacto nas perdas ou no nível de tensão.

Assim, em um cenário de crescente uso de GDs nas redes de distribuição, uma lacuna

foi identificada, justificando a proposição de uma metodologia que realize o posicionamento e dimensionamento de GDs analisando os impactos do aumento do número de geradores.

Por se tratar de um problema de otimização, a metodologia proposta faz uso de algoritmo de computação evolutiva, a Evolução Diferencial (ED). Essa ferramenta apresenta uma convergência rápida e é capaz de avaliar as inúmeras combinações possíveis de soluções. Além disso, é necessário utilizar uma estrutura de dados eficiente através da Teoria dos Grafos e a lista de adjacência, permitindo assim que o fluxo de potência, calculado pelo Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potência (MSP) seja executado de forma rápida.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é apresentar o desenvolvimento e implementação de um algoritmo, baseado na meta-heurística Evolução Diferencial (ED), capaz de avaliar a influência do número, posição e tamanho de geradores distribuídos sobre as perdas ativas em redes radiais de distribuição de energia elétrica.

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Definir a forma de representação da rede elétrica através da lista de adjacência (adaptado);
- Implementar o algoritmo de cálculo do fluxo de potência, método de varredura direta e inversa via Soma de Potência (MSP);
- Avaliar as perdas da rede elétrica sob consideração para um número fixo de GDs;
- Implementar modelo de geração distribuída em caso que haja somente geração de potência ativa (tipo 1) e que haja potência ativa e reativa (tipo 2);
- Avaliar o desempenho do algoritmo de dimensionamento e alocação de GDs (tipo 1 e 2);
- Propor e implementar algoritmo para avaliar o comportamento da redução das perdas ativas no sistema com o incremento das GDs.

1.4 Organização do trabalho

A estrutura deste trabalho contempla seis capítulos. Além deste capítulo introdutório,

tem-se:

• Capítulo 2: são explorados diversos trabalhos que realizam o posicionamento e o

dimensionamento de geradores distribuídos descrevendo as principais metodologias utilizadas e os resultados obtidos. Além disso, é realizado o dimensionamento do problema a fim de justificar o uso de uma meta-heurística;

- Capítulo 3: é apresentada uma fundamentação teórica contemplando os principais tópicos para o embasamento do estudo proposto, tais como: Teoria dos Grafos e lista de adjacência; Fluxo de carga e MSP; Evolução Diferencial;
- Capítulo 4: é apresentada o desenvolvimento e aplicação do algoritmo;
- Capítulo 5: são mostradas as simulações realizadas e os resultados obtidos;
- Capítulo 6: são abordadas as conclusões dos estudos realizados, as sugestões para trabalhos futuros e o artigo publicado referente a este estudo.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E DIMENSIONAMENTO DO PROBLEMA

Nesse capítulo é realizada um revisão bibliográfica dos principais trabalhos relacionados a redução de perdas ativas e o posicionamento de GDs e outros tópicos relevantes para o estudo. Além disso, é realizado o dimensionamento do problema a fim de justificar o uso de uma ferramenta de otimização que permita uma exploração profunda do espaço de solução.

2.1 Introdução

Os avanços ocorridos no SEP proporcionados pelo aumento nos investimentos em fontes de geração conectadas à rede de distribuição de energia proporcionaram vários benefícios como a possibilidade de redução de perdas, melhoria do perfil de tensão do sistema e diminuição do carregamento no Sistema de Distribuição (SD).

Apesar das várias vantagens, a inserção de fontes de geração distribuída provoca uma maior complexidade de operação e análise. Diante dessa situação, diversos estudos foram realizados buscando avaliar os impactos da adição dos geradores incluindo formas de garantir uma maior redução das perdas e melhora do perfil da tensão

Nas Figuras 3 e 4 é apresentada uma visão quantitativa gerada pela *Application Programming Interface (API)* do Dimensions, SOLUTIONS (2019), dos trabalhos publicados nessa área. Essa plataforma contém dados de pesquisa vinculados e permite o acesso a diversas publicações, patentes e documentos públicos.

Utilizando, em inglês, as palavras-chave "placement" (posicionamento) e "distributed generation" (geração distribuída) tem-se como resultado o gráfico apresentado na Figura 3.

Na Figura 4 são apresentadas as publicações por ano utilizando as palavras-chave, em inglês, "placement" (posicionamento), "distributed generation" (geração distribuída) e "losses"(perdas).

Esse capítulo aborda uma revisão bibliográfica com tópicos relevantes quanto ao posicionamento de geração distribuída e perdas ativas na rede elétrica relacionando-os. Além disso, é realizada a análise do dimensionamento do problema do impacto no aumento no número de GDs posicionadas e a redução das perdas.



Figura 3 – Publicações anuais relacionadas ao posicionamento de geração distribuída

Fonte: SOLUTIONS (2019)





2.2 Revisão bibliográfica

Nesse tópico é apresentada a estrutura do Sistema Elétrico de Potência (SEP) e a definição de Geração Distribuída (GD), assim como seus impactos positivos e negativos para a rede elétrica . Além disso, é realizada uma revisão bibliográfica dos principais trabalhos sobre o posicionamento e dimensionamento eficiente de geradores distribuídos

2.2.1 Sistema elétrico de potência

O SEP contempla todos os equipamentos e estrutura necessários à geração, transmissão, distribuição e utilização de energia elétrica. A operação de um SEP encontra-se entre os maiores e mais complexos ramos da indústria, incluindo diversos agentes interligados como: empresas de geração, concessionárias de transmissão e distribuição de energia elétrica, agências reguladoras e clientes de pequeno e grande porte. Cada um dos agentes, dentro de suas zonas de operação, encontram diversos desafios para projetar um sistema elétrico apto a entregar um montante cada vez maior de energia elétrica de forma segura, limpa e econômica (GLOVER *et al.*, 2012).

A geração da energia ocorre usualmente em grandes centros de geração, ou usinas, localizados a grandes distâncias dos centros consumidores. Assim, é necessário um meio eficiente que permita o transporte adequado dessa energia gerada. Para tanto, é realizada a etapa denominada de transmissão de energia (GLOVER *et al.*, 2012).

A transmissão da energia elétrica é realizada em tensões elevadas (entre 138kV e 750kV) a fim de reduzir as perdas e a bitola dos condutores. Desta forma, a etapa da transmissão inicia-se logo após a geração em uma subestação elevadora que é responsável por elevar os níveis de tensão da geração aos níveis de transmissão. A transmissão, então, é responsável por conectar diversos barramentos podendo estes serem tanto de centros geradores como de centros consumidores (BORGES, 2013).

Mais próximo aos centros consumidores, o patamar de tensão é novamente alterado, desta vez por subestações abaixadoras, responsáveis por reduzir o nível de tensão aos níveis de sub-transmissão (tipicamente 69kV e 130kV). Após esta etapa, inicia-se a de distribuição que opera com nível de tensão típico de 13,8kV (BORGES, 2013).

O SD de energia elétrica, como observado na Figura 5, é a última etapa antes da conexão aos consumidores. Neste ponto a energia é distribuída entre as diversas cargas que compõem o centro de consumo. Esse sistema é o foco deste trabalho.

O SD utiliza de subestações abaixadoras e conectores elétricos de forma a receber a energia do sistema de transmissão e entregá-la aos consumidores. Esse sistema é a última etapa antes da conexão aos consumidores, podendo operar em media tensão (MT) ou baixa tensão (BT) (MANSOUR, 2009).

O SD é dividido em rede primária e rede secundária. Na rede primária, operando geralmente em 13.8kV, estão os consumidores primários como indústrias de pequeno porte,



Figura 5 – Representação de um sistema elétrico de potência

shoppings, comércios, hospitais e os transformadores de distribuição, ou de baixa tensão. Esta rede geralmente opera como topologia radial de forma a simplificar a operação e a proteção dos elementos, ainda que isso venha a reduzir a confiabilidade do suprimento de energia. A rede secundária, ou rede de baixa tensão, opera geralmente com tensões de 220/127V ou 380/220V. Na rede secundária estão conectados os consumidores de pequeno porte como pequenas indústrias, residências e pequenos comércios (MANSOUR, 2009).

O SEP, como diversas cadeias produtivas, também possui perdas no seu processo de geração e distribuição. As perdas técnicas são associadas aos processo físicos que envolvem o transporte da energia como a condução e a transformação. Enquanto isso, outras perdas como erros na medição, fraudes e furtos de energia elétrica são classificados como perdas não técnicas. Existem diversas metodologias para redução das perdas técnicas como: reconfiguração da rede, diminuição do fluxo de reativo e gestão do carregamento de transformadores (QUEIROZ, 2010). Além das metodologias destacadas, pode-se adicionar o posicionamento de gerações distribuídas como forma de redução das perdas técnicas.

2.2.2 Geração Distribuída

Não existe uma definição de GD universalmente aceita. Existem, entretanto, características atribuídas recorrentemente a essa modalidade por vários autores: limite superior de potência gerada razoavelmente inferior aos verificados em grandes centros de geração e conexão em pontos do SEP com tensões menos elevadas e mais próximas a carga.

Quanto à localização da GD, a grande maioria dos autores define-a inserida na rede de distribuição, sendo que alguns autores incluem-na do lado do consumidor e outros conectada na rede de transmissão.

Fonte: (BORGES, 2013)

Quanto à especificação de potência da GD existem diferentes faixas na literatura. Ackermann *et al.* (2001) cita alguns exemplos:

- de uns poucos quilowatts até 50MW (Electric Power Research Institute (EPRI));
- 25 kW a 25MW (Gas Research Institute (GRI));
- inferior a 50/100 MW (Comitê Nacional Brasileiro de Produção e Transmissão de Energia Elétrica (CIGRE));
- 15 kW a 10MW (WILLIS, 2018).

O 14º artigo do Decreto nº 5163/04 traz uma definição de geração distribuída:

[...] considera-se geração distribuída a produção de energia elétrica proveniente de empreendimentos de agentes concessionários, permissionários ou autorizados, incluindo aqueles tratados pelo art. 8 da Lei no 9.074, de 1995, conectados diretamente no sistema elétrico de distribuição do comprador [...]

Esse decreto atribui ainda exceções a essa definição: geradores hidrelétricos com capacidade instalada superior a 30 MW e termoelétricos com eficiência inferior a 75% com exceção dos que utilizam como combustível biomassa ou resíduos de processo, que são considerados GD independente da sua eficiência.

Um fator importante a ser analisado na inserção da GD na rede elétrica é a máxima potência que pode ser conectada a esse ponto que depende da sua capacidade, vinculada ao nível de tensão nominal. Nesse sentido, em razão das peculiaridades de cada ponto da rede elétrica, não pode-se definir uma máxima potência de GD a ser conectada à rede elétrica. (GUEDES, 2013)

A partir da larga variação de potência atribuída à GD e consequentes variações de aspectos técnicos importantes, é pertinente estabelecer categorias de potência de GD. Nas Tabelas 1 e 2 são apresentadas as classificações de GDs propostas por (ACKERMANN *et al.*, 2001) e (SEVERINO, 2008).

	de G	iD
_	Classificação	Potência
	Micro GD	1 W a 5kW
	Pequena GD	5kW a 5MW
	Média GD	5MW a 50MW
	Grande GD	50MW a 300MW
F	onte: (ACKERM	ANN et al., 2001)

Tabela 1 – Categorias de potências de GD

A GD proporciona muitas benefícios aos consumidores, às concessionárias, ao sistema elétrico interligado e à sociedade. Entretanto, existem alguns desafios a sua implantação em larga escala.

Tabala 2 Catagorias de notâncies

abela 2 - Calegorias de poleticias					
de G	D				
Classificação	Potência				
Micro GD	Inferior a 10kW				
Pequena GD	10kW a 500kW				
Média GD	500kW a 30MW				
Grande GD	Acima de 30MW				
Fonte: (SEVERIN	O, 2008)				

Zulpo (2014) cita algumas vantagens associadas à utilização da GD:

- Redução das perdas nas linhas de transmissão e linhas de distribuição;
- Adiamento de investimentos em infra-estrutura das redes elétricas;
- Melhora na segurança do sistema;
- Aumento na confiabilidade e qualidade de energia;
- Possibilidade de uso de redes renováveis e redução na emissão de gases poluentes;
- Aumento na eficiência energética através do uso do calor fornecido pela geração;
- Menor custo da eletricidade.

Rodrigues (2006) cita alguns aspectos negativos da utilização da GD que são barreiras à sua ampla utilização:

- Aumento na complexidade, incluindo a técnica;
- Ocorrência de impactos no controle e operação da rede;
- Alteração dos parâmetros de proteção devido a presença de GDs;
- Necessidade de monitoramento constante da qualidade da energia;
- Dificuldade na elaboração de normas abrangentes devido as especificações de cada rede e cada GD;
- Elevados custos, ainda que decrescentes com o aumento da tecnologia associada, para a instalação das GDs.

A capacidade de a GD ser ainda mais utilizada nas redes elétricas e a promoção majoritária de benefícios aos seus proprietários e usuários depende da avaliação das suas capaci-

dades e limitações e de uma seleção criteriosa do modo, finalidade, tempo e posição em que será aplicada (ABREU et al., 2010).

2.2.3 Posicionamento eficiente de geradores distribuídos

O trabalho de Rau e Wan (1994) é um dos primeiros a realizar o posicionamento ótimo de GDs. Nesse trabalho foi proposto o uso do método denominando segunda ordem. O método utiliza de multiplicadores de Lagrange e do gradiente reduzido generalizado visando a redução das perdas e do carregamento das linhas. Foram realizados testes em um sistema 6-barras, demonstrando uma rápida convergência quanto ao uso do método de segunda ordem para mínimos globais e a não convergência quanto ao uso do método do gradiente reduzido generalizado.

Já em Griffin *et al.* (2000) é demonstrada uma metodologia para implantação de células de combustível para uma operação mais eficiente. O trabalho propõe um algoritmo analítico, com foco nas perdas elétricas, para o posicionamento destas unidades na rede elétrica. O foco estabelecido visa reduzir as perdas resistivas e aumentar a capacidade da rede através dos impactos positivos das GDs. Os resultados demonstraram benefícios significativos dos impactos causados pelas GDs e, embora o método utilizado acabe obtendo respostas não operacionais devido às limitações técnicas de cálculo, este respalda o uso de GDs para este fim.

Kansal *et al.* (2011) está entre os trabalhos que deram os primeiros passos ao uso de algoritmos inteligentes. Nele, busca-se aplicar o algoritmo de otimização por enxame de partículas, do inglês *Particle Swarm Optimization (PSO)*, para reduzir as perdas e melhorar o perfil de tensão através da adição das GDs. Além disso, como forma de validar a execução, é realizado o posicionamento ótimo através de métodos analíticos, iniciando pela Fórmula de perda exata, do inglês (*Exact loss formula*), para determinar a potência da fonte e o método da menor perda para o posicionamento. Os testes são realizados nos sistemas *Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)* 33-barras e 69-barras. As simulações demonstram um melhor desempenho do algoritmo *PSO* no comparativo com os métodos analíticos por apresentar menor tempo de execução.

Tan *et al.* (2012) também utilizou do algoritmo *PSO* para o posicionamento e dimensionamento de geradores distribuídos. Neste trabalho é proposta uma meta-heurística baseada no comportamento dos cucos, no inglês *Cuckoo Search* (*CS*). O posicionamento e dimensionamento é realizado para uma e duas GDs e além do *PSO*, já citado, também é

implementado o Algoritmo Genético (AG) a fim de comparar os resultados. A função de aptidão tem como objetivo reduzir as perdas elétricas e melhorar o perfil de tensão do sistema elétrico. Os resultados encontrados foram próximos com o algoritmo proposto, *Cuckoo Search*, obtendo soluções com menores perdas e melhor perfil de tensão.

Hussain e Roy (2012) propõe a utilização de ED para a alocação de unidades de GD. A ED tem como principal vantagem a sua mutação simples e eficaz que garante a diversidade no espaço de busca. O método é implementado na ferramenta MATLAB e é testado no sistema *IEEE* 33-barras. Os resultados demonstram que a performance do algoritmo proposto apresenta menores perdas em comparação aos resultados de outras meta-heurísticas aplicadas no mesmo sistema elétrico.

Em ChithraDevi et al. (2017) é proposto o uso de meta-heurística baseado em manadas de Krill e rebanhos de Krill, do inglês Krill Herd Algorithm (KHA) e Stud Krill Herd Algorithm (SKHA). O Krill é um crustáceo similar ao camarão que pode ser criado em cativeiro. Sendo baseado no comportamento destes animais o algoritmo percorre o espaço de soluções baseado na forma como estes se reproduzem. Estes dois algoritmos se diferenciam na etapa da seleção e cruzamento. O SKHA utiliza da seleção e cruzamento do rebanho de reprodução, do inglês Stud selection and crossover (SSC). Este processo seleciona os indivíduos mais aptos e os reproduz, invertendo o processo encontrado no KHA de cruzamento e depois a seleção. Após a execução do SSC o processo é similar ao KHA, sendo executado outro cruzamento e outra seleção de indivíduos. Embora incremente passo à execução, é observado que o uso do SSC no SKHA acelerou a convergência do algoritmo. Os algoritmos tem como função de aptidão somente a redução nas perdas elétricas do sistema e é realizado o posicionamento e dimensionamento de uma a três geradores com somente potência ativa, nos sistemas 33 barras e 69 barras. Os resultados encontrados apresentaram redução igual ou superior em comparação com outros trabalhos apresentados, demonstrando a eficiência destes algoritmos no posicionamento e dimensionamento dos geradores.

Em Ali *et al.* (2018) é utilizado o algoritmo de otimização da formiga-leão, do inglês *Ant Lion Optimization Algorithm (ALOA)*. A simulação ainda utiliza fatores de sensibilidade de perda para a sugestão da localização das GDs, como forma de reduzir a zona de busca. O *ALOA* se baseia no comportamento de caça das formigas leão que formam ninhos cônicos para caça de pequenos insetos. A redução do tamanho do ninho ao longo das interações simula o comportamento dos insetos que realizam uma varredura do espaço, desta forma ocorre a avaliação e seleção das soluções que acaba se aproximando da solução ótima. O resultado demonstra desempenho superior na redução das perdas quando comparado a outros trabalhos obtendo elevada redução das perdas.

Em Daneshvar e Babaei (2018) é implementado um novo algoritmo de metaheurística, o algoritmo do mercado de câmbio (Exchange Market algorithm, EMA). Este algoritmo é composto por dois operadores de busca, utilizado inicialmente para organizar e criar os valores aleatórios da população inicial e depois é capaz de realizar a busca pela solução ótimo do problema. O algoritmo, então, é utilizado para a alocação de geração distribuída visando a redução das perdas ativas na linha. Os sistemas testados são: IEEE 33-barras, IEEE 69-barras e sistema radial português de 94-barras. O uso do algoritmo é comparado a diversos outros trabalhos, demonstrando o EMA como uma poderosa ferramenta para a solução de problemas de otimização.

Observa-se que há o uso de diversas ferramentas para alocação de geradores, com um amplo uso tanto de ferramentas analíticas como de meta-heurísticas. A revisão técnica realizada por Ehsan e Yang (2018) descreve diversos métodos utilizados para o posicionamento ótimo de GDs. O trabalho se inicia pela descrição de métodos convencionais e de meta-heurísticas utilizadas. Em seguida, realiza uma análise criteriosa sobre o estado da arte das técnicas analíticas e realiza comparação entre as qualidades e as restrições dos métodos. Os diversos métodos demonstram a meta-heurística como uma forma amplamente utilizada com maior flexibilidade mas que, devido suas características, pode não atingir o melhor resultado global.

Observam-se outros trabalhos, como Abu-Mouti e El-Hawary (2011), em que é utilizado o algoritmo de colônia de abelhas, do inglês *Artificial Bee Colony Algorithm (ABCA)*, para encontrar o local e o tamanho da geração visando mitigar as perdas de potência. Tendo o mesmo objetivo, Gomes *et al.* (2014) utiliza algoritmo genético com suporte de gradiente em árvore para reduzir as perdas em redes de distribuição, algo próximo do que é realizado em Branco *et al.* (2014), que utiliza somente os algoritmos genéticos para esta finalidade. Outras abordagens avaliam também os impactos nas tensões, como observado em Alinejad-Beromi *et al.* (2007), que também utiliza algoritmo genético. Em Coelho *et al.* (2013) tem-se um comparativo entre a utilização de ED, observado em Hussain e Roy (2012), e de meta-heurística bio-inspirada na ecolocalização de morcegos.

Soares (2018) utiliza de outra abordagem ao buscar reduzir as perdas ativas da rede elétrica realizando em conjunto o posicionamento de um gerador e a reconfiguração da rede

elétrica. Assim, não é avaliado o tamanho dos geradores, mas a posição destes em configurações distintas da rede.

Os trabalhos descritos têm como foco avaliar a performance da ferramenta utilizada. Estes utilizam ferramentas diversas e com bom desempenho na redução das perdas elétricas. As metodologias resultam em valores bem próximos, o que demonstra a eficiência da ferramenta na visão comparativa com as demais. Embora alguns métodos observem o perfil de tensão, esta avaliação carece de uma forma de avaliar os impactos da alocação das GDs, principalmente para um grande número de GDs. Analisando as perdas geradas pela alocação de um número fixo de GDs pode-se obter quanto de redução pode-se alcançar, no entanto, não há uma variação no número de GDs inseridas, não sendo possível avaliar o limite desta inserção.

Na Figura 6 é apresentado um esquemático do estado da arte descrito acima e que serviram como base para o presente trabalho.





Fonte: Elaborado pelo autor.

De forma similar, na Tabela 3 é apresentado um resumo do que é realizado nos artigos citados no esquemático.

Tabela 3 – Estado d			da arte - Resumo	
	Ref	erência	Posicionamento	Dimensiona

Dafarância	Decisionemente	Dimonsionemonto	Paganfiguração	33 Barras		69 Barras	
Kelelelicia	Fosicionamento	Dimensionamento	Reconinguração	Tipo 1	Tipo 2	Tipo 1	Tipo 2
(KANSAL et al., 2011)	Sim	Sim	Não	Não	Sim	Não	Não
(HUSSAIN; ROY, 2012)	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Não	Não
(TAN et al., 2012)	Sim	Sim	Não	Não	Não	Sim	Sim
(CHITHRADEVI et al., 2017)	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não
(SOARES, 2018)	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Não
(ALI et al., 2018)	Sim	Sim	Não	Não	Não	Não	Sim
(DANESHVAR; BABAEI, 2018)	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não
Proposto	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Sim	Sim

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3 Dimensionamento do problema

O posicionamento de GD é, por definição, um problema de caráter combinatório diretamente dependente do número de geradores que serão posicionados e do número de locais onde estes podem ser alocados, logo, um problema matemático não linear misto (SOARES, 2018).

Uma análise das possibilidades resultaria no somatório das combinações possíveis de alocação dado o número de GDs que será alocado, ou seja:

Combinações possíveis =
$$\sum_{j=1}^{n} C_{n,j}$$
 (2.1)

em que:

- $C_{n,j}$ = Combinação de n j a j;
- n = Número de barras do sistema;
- j =Número de GDs.

Esse trabalho propõe um algoritmo que é utilizado para avaliar o perfil das perdas em relação ao número de GDs, permitindo a análise da quantidade de unidades geradoras que fornece a maior redução nas perdas nos sistemas avaliados. Para isso, é utilizado o algoritmo de MSP para cálculo do fluxo de potência e a meta-heurística Evolução Diferencial para avaliar as diversas possibilidades de posicionamento e dimensionamento da GD.

A metodologia proposta é um avanço dos estudos realizados em Soares (2018) ao realizar, além do posicionamento dos geradores, o dimensionamento da potência ativa e reativa. Acrescido a isso, aplicou-se o que foi realizado em Hussain e Roy (2012) que é apresentar uma análise do comportamento das perdas com o aumento no número de geradores.

2.4 Conclusão

Neste capítulo foi realizada, através da plataforma SOLUTIONS (2019), uma avaliação quantitativa das pesquisas na temática de posicionamento de gerações distribuídas em casos onde há ou não uma observação na redução das perdas ôhmicas.

Depois, foi apresentada uma revisão bibliográfica mostrando a estrutura do SEP e as mudanças pelas quais está passando, tais como, a inserção em larga escala de GD e suas principais características e impactos positivos e negativos para o SEP.

Posteriormente, os principais trabalhos relacionados aos temas de redução de perdas e posicionamento de GDs foram analisados, descrevendo a evolução no uso de técnicas variadas, assim como trabalhos que utilizaram técnicas similares. Observou-se, então, que diversos trabalhos utilizavam de meta-heurísticas diferentes ou propunham meta-heurísticas ainda não utilizadas para a redução das perdas. Esses trabalhos, no entanto, não avaliam o impacto do aumento do número de GDs ou o número ótimo de GDs para atingir algum objetivo específico, como por exemplo, a redução das perdas.

Por fim, foi realizado um dimensionamento do problema que permitiu avaliar a necessidade do uso de uma ferramenta que explore melhor o espaço de soluções, evitando cálculos extensos e a avaliação de um grande número de possibilidades.

No próximo capítulo são discutidos os fundamentos teóricos utilizados para o desenvolvimento do algoritmo proposto.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesse capítulo são abordados os conceitos de Teoria dos Grafos e listas de adjacência que são utilizados na estruturação dos dados escolhida para representar os sistemas de distribuição radiais. Também é abordada a forma escolhida para o cálculo do fluxo de carga, o Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potências.

Em seguida, são apresentados os conceitos básicos da meta-heurística que foi utilizada para solução do problema de alocação e dimensionamento das GDs, a Evolução Diferencial.

3.1 Teoria dos Grafos e representação de sistemas elétricos

Os sistemas elétricos podem ser representados através da Teoria dos Grafos, visto que um sistema elétrico é composto por um conjunto de barras e ramos que se interconectam, podendo, então, ser representado por um conjunto de linhas e pontos interconectados, ou melhor dizendo, um grafo (OLIVEIRA, 2016).

Além disso, uma das formas de analisar os sistemas elétricos consiste na utilização de algoritmos para o cálculo do fluxo de potência, sendo necessário o uso de representações do sistema elétrico que acelerem o acesso aos dados e facilite a convergência do algoritmo.

As próximas seções deste capítulo abordam os conceitos básicos e definições referentes à Teoria dos Grafos e à representação adotada dos sistemas elétricos.

3.1.1 Conceitos básicos de Teoria dos grafos

Teoria dos Grafos é o ramo da matemática responsável pelo estudo de grafos, que são estruturas matemáticas usadas para modelar relações em pares entre objetos.

3.1.1.1 Grafo

Um grafo, simbolicamente representado por G = (V, E), consiste de dois conjuntos finitos de elementos, V(G) e E(G). Os elementos do conjunto E, denominados arestas ou arcos, são responsáveis por ligar dois elementos de V, denominados nós. Cada aresta liga somente dois pontos, chamados pontos finais (FEOFILOFF *et al.*, 2011).

3.1.1.2 Caminho e ciclo

Dado um grafo G, é denominado caminho uma sequência de arestas em que todas sejam distintas, isto é, dada uma sequência de nós de um caminho, há somente uma aresta ligando um nó ao nó seguinte. Caso o nó inicial seja igual ao nó final (ou terminal), este caminho é denominado ciclo. Se os nós inicial e final forem distintos este caminho é definido como cadeia, ou caminho simples (OLIVEIRA, 2016).

3.1.1.3 Par conexo e grafo conexo

Um par de nós é definido como par conexo se existir pelo menos um caminho entre estes. É dito então que o grafo G é conexo, caso todo par pertencente a V(G) seja um par conexo (SOARES, 2018).

3.1.1.4 Grafo acíclico e floresta

Grafos que não possuem ciclos são denominados grafos acíclicos. Uma árvore é definida como um grafo acíclico conexo, e uma floresta é composta por um conjunto de árvores. Quando tem-se um grafo acíclico conexo é denominado nó raiz o nó tomado como referência para esta árvore. Este nó é estabelecido, em geral, como a referência para o início do grafo. Desta forma, a profundidade de um nó é definida como a quantidade de arestas do caminho entre este nó e nó raiz.

3.1.1.5 Lista de adjacência e representação de SEP

Há diversas formas de representação de um grafo, cada forma deve apresentar as características deste: os seus nós, suas interligações e, em alguns casos, a direção da ligação.

A lista de adjacência é um coleção de listas não-ordenadas que representa todas as ligações de um grafo. A lista de adjacência A(G) de um grafo G(V,E) é representada por uma matriz com cada linha representando as ligações E do grafo G. Cada entrada da matriz A(G) contém a informação dos nós, ou barras, terminais que compõem aquela ligação.

Dessa forma, uma linha contida em A(G), por exemplo, linha *i*, informa que há uma ligação entre o nó a_{i1} e a_{i2} .

Para ilustração da teoria abordada, toma-se como exemplo o grafo G = (V, E) da Figura 7 que consiste dos conjuntos V, referentes aos seus nós, e E, referente às suas arestas.



Fonte: Elaborado pelo autor

Assim, $V(G) = \{0, 1, 2, 3\}$ e $E(G) = \{\{0, 2\}, \{2, 3\}, \{1, 3\}, \{0, 1\}, \{1, 2\}\}$. Dados

os nós e as arestas de G, na Tabela 4 é apresentada a lista de adjacência desse grafo.

Nó A	Nó B	
0	2	
2	3	
1	3	
1	2	
0	1	

Tabela 4 –	Lista	de	adi	acên	cia	do	orafo	G
1 aucia 4 –	Lista	ue	auj	acen	cia	uo	graio	U

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.1.6 Representação adotada

Os conceitos apresentados acerca da Teoria dos Grafos fundamentam a representação adotada para os sistemas elétricos simulados. Assim, os nós de um grafo representam os pontos de carga da rede, os barramentos ou os transformadores presentes. As linhas de transmissão, chaves, disjuntores e religadores são representados pelas arestas que compõem o grafo.

Tendo em vista a predominância de topologia radial em sistemas de distribuição, as redes radiais são melhor representadas através de grafos acíclicos conexos ou árvores, pois estes apresentam topologia similar.

A escolha da representação por grafos acíclicos conexos permite que, durante o cálculo do fluxo de potência, seja necessário verificar somente a lista de adjacência para conhecer a vizinhança de um nó (ou barramento). Desta forma, a representação adotada simplifica o cálculo do fluxo de potência no sistema.

3.2 Fluxo de carga

No âmbito do SEP, o estudo do fluxo de carga, ou fluxo de potência, consiste em descrever as condições de operação de todo o sistema que estiver em análise. Assim, a análise compreende redes de geradores, linhas de transmissão e cargas que podem representar desde pequenos sistemas rurais a sistemas complexos envolvendo diversos estados. Dadas características como o total de energia gerada e o total da energia consumida nos diversos pontos, através da análise do fluxo de potência, é possível determinar diversas outras características do sistema elétrico como as tensões nas barras e as correntes nas linhas (MEIER, 2006).

A premissa principal no desenvolvimento dos métodos para o estudo do fluxo de potência é tomar os valores conhecidos de cada uma das barras para, assim, calcular os outros valores desconhecidos.

As características dessa forma de representação dos sistemas elétricos dificultam o desenvolvimento de métodos analíticos para solucionar o problema. Assim, foram implementadas metodologias que, em geral, são formas mais sofisticadas de executar uma tentativa e erro, como Newton-Raphson, Desacoplado Rápido e versões modificadas (MEIER, 2006).

Para aplicação em redes de distribuição, que apresentam um maior uso de topologia radial, esses métodos podem apresentar mau funcionamento, principalmente se houver um número elevado de barras no sistema.

Isso se deve a características próprias do sistema elétrico radial, visto que esses tem: baixa relação X/R dos parâmetros das linhas, impedâncias baixas associadas a trechos com impedância alta e cargas distribuídas em um elevado número de barras (MANSOUR, 2009).

Nesse contexto, para aplicação em redes de distribuição, havendo somente um caminho para a alimentação de cada um dos nós de carga, os métodos de varredura se tornam mais aptos e os mais utilizados para a análise do fluxo de carga (COSTA, 2017).

Os métodos de varredura têm seu desempenho aprimorado quando utilizados em sistemas com topologia radial. No algoritmo dos métodos de varredura é realizado o cálculo do acumulado das impedâncias e das potências a partir dos nós terminais até o nó raiz e, de forma bidirecional, são atualizados os valores de tensão nos diversos nós do trecho.

Os principais métodos de varredura direta-inversa são: Método da Soma de Correntes (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988), Método da Soma de Potências (CESPEDES, 1990) e o Método da Soma de Admitâncias (RAJIČIĆ; TALESKI, 1998).
3.2.1 Método da soma de potência

O Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potências, proposto em (CESPEDES, 1990), é um método que através de varreduras bidirecionais e ciclos computacionais iterativos calcula o fluxo de potência e as perdas na rede. Além de bastante difundido na literatura, o MSP é um método simples em seus conceitos e que apresenta um desempenho eficiente na resolução de problemas de fluxo de carga em sistemas radiais (BRANDINI, 2000).

A operação do MSP não realiza cálculos com matrizes de impedância e admitância, o que representa um aumento na sua eficiência, já que resulta em avanços em relação ao esforço computacional e na velocidade de convergência. Além dessas características, observa-se um destaque ao módulo da tensão nas barras que é a variável de maior relevância durante a execução, sendo calculada em todas as interações. Ademais, o fato de poder ser aplicado a sistemas monofásicos e trifásicos torna o método mais difundido e vantajoso.

Considerando um trecho genérico, como observado na Figura 8, o MSP inicia sua execução pela varredura inversa.



Fonte: (SOARES, 2018)

3.2.1.1 Varredura inversa

O algoritmo inicia pela varredura inversa onde é realizada a soma das potências ativa e reativa em todos os nós do sistema, iniciando pelos nós terminais, considerado aquele de maior profundidade, até o nó raiz, com profundidade nula (barramento de referência).

A potência ativa, P_i , e reativa, Q_i , em determinada barra, como visto nas Equações 3.1 e 3.2, são dadas pela soma da potências próprias da barra ($P_{Li} \in Q_{Li}$), que tem origem nas suas cargas ou gerações, com o somatório das perdas dos trechos que derivam desta ($\Delta P_{Li} e \Delta Q_{Li}$) e da potência das barras a jusante originadas da barra i (P_k e Q_k). Logo, uma barra terminal tem a potência igual à potência da própria barra.

Tem-se então:

$$P_i = P_{Li} + \sum_{k \in \Omega_i} (P_k + \Delta P_k) \tag{3.1}$$

$$Q_i = Q_{Li} + \sum_{k \in \Omega_i} (Q_k + \Delta Q_k)$$
(3.2)

3.2.1.2 Varredura direta

Em seguida, na varredura direta, é realizado o cálculo das tensões de cada barra do sistema a partir da tensão da barra imediatamente a montante, Eq. 3.3, varrendo da barra de referência até as barras terminais.

$$V_i = 2.A.V_i^2 + B (3.3)$$

em que:

$$A = (R_i \cdot P_i + X_i \cdot Q_i) - \frac{1}{2} V_{i-1}^2$$
(3.4)

$$B = (R_i^2 + X_i^2).(P_i^2 + Q_i^2)$$
(3.5)

Além disso, na varredura direta, também é realizado o calculo dos ângulos das tensões utilizando a Equação 3.6.

$$\delta_i = \delta_{i-1} - \frac{X_i \cdot P_i - R_i \cdot Q_i}{V_{i-1} \cdot V_i} \tag{3.6}$$

Por fim, tendo sido determinadas as potências e as tensões em cada barra, são atualizados os valores das perdas ativas e reativas, Eq. 3.7 e Eq. 3.8.

$$\Delta P_i = R_i . \left(\frac{R_i^2 + Q_i^2}{V_i^2}\right)$$
(3.7)

$$\Delta Q_i = X_i \cdot \left(\frac{R_i^2 + Q_i^2}{V_i^2}\right)$$
(3.8)



Figura 9 – Fluxograma do MSP



A execução do algoritmo do MSP pode ser encerrada ao serem atingidos critérios de parada diversos, podendo ser uma avaliação da variação da perda ou o número limite de interações. Podemos observar um fluxograma do algoritmo na Figura 9. Pode-se observar que o critério utilizado por (OLIVEIRA NETO *et al.*, 2016) foi o número limite de interações.

3.3 Evolução diferencial

Proposto por Rainer Storn e Kenneth Price (STORN; PRICE, 1997), o algoritmo de Evolução Diferencial (em inglês: *Differential Evolution*) é um algoritmo de otimização simples e eficiente pertencente a grupo dos métodos de otimização que simulam o processo de evolução natural, a computação evolutiva.

Trata-se de uma meta-heurística de otimização de pesquisa estocástica considerada robusta e de implementação simples e que apresenta bom desempenho em problemas com solução não diferenciável ou não convexa ainda que seja utilizada uma pequena população. (CHENG; HWANG, 2001)

3.3.1 Meta-heurística e computação evolutiva

Uma meta-heurística é um conjunto de regras que atua sobre métodos heurísticos e que pode ser aplicada a um extenso conjunto de problemas de otimização realizando relativamente poucas alterações. No entanto, não há garantia que a solução ótima será alcançada e não se tem garantia de convergência. Contudo, as meta-heurísticas são amplamente utilizadas em diversos ramos para a solução de problemas onde não foram concebidas heurísticas específicas para a solução (BLUM; ROLI, 2003).

Alguns exemplos de meta-heurísticas:

- Algoritmo Genético
- Tabu Search
- Colônia de Abelhas
- Otimização por Enxame de Partículas

Métodos como o Algoritmo Genético e a Evolução Diferencial pertencem ao grupo dos algoritmos que buscam utilizar os princípios da evolução biológica e da seleção natural para solucionar problemas, a chamada computação evolutiva. Por isso, é comum encontrar nestes algoritmos o uso de termos associados à biologia e à genética como: população, indivíduos, gerações, cromossomos e genes.

No contexto dos algoritmos da computação evolutiva, os indivíduos são compostos por cromossomos e cada cromossomo contém genes que representam características associadas àquele problema. A união destas características forma um indivíduo que representa uma solução possível e que será avaliada pelo processo de execução deste algoritmo evolutivo. Desta forma, caso busque-se minimizar uma função matemática, por exemplo, os genes podem representar os valores de cada variável da função e a população representaria a união de diversas indivíduos com valores distintos para cada variável da função.

A Evolução Diferencial, por exemplo, parte de uma população inicial com indivíduos que tem características (genes) gerados aleatoriamente de forma a envolver ao máximo o espaço de soluções.

Algoritmos de computação evolutiva, incluindo a ED, têm em seu escopo três etapas principais: Mutação, Cruzamento e Seleção. Na mutação e no cruzamento são realizados pertubações na população inicial de forma a gerar indivíduos distintos e mais aptos. Na seleção são escolhidos somente os indivíduos mais aptos, eliminando os demais, conservando-se o tamanho da população inicial. Cada nova população criada define uma nova geração.

Através do processo de mutação, cruzamento e seleção são geradas diversas gerações de populações até que sejam atingidos os critérios de parada. Assim, esse método acaba por selecionar os indivíduos que são mais aptos à luz da função de aptidão e, desta forma, se

aproximar da solução ótima do problema.

3.3.2 Mutação

Durante a mutação ocorre a primeira modificação das características. A mutação do indivíduo é realizada de forma algébrica, de forma distinta à pertubação em cada gene que ocorre na mutação do Algoritmo Genético.

Assim, para cada indivíduo alvo $(x_{i,G})$ da população atual, é criado um indivíduo intermediário $(v_{i,G})$ através da combinação algébrica de três indivíduos distintos sorteados aleatoriamente entre os que pertencem a esta geração.

Cada indivíduo intermediário é criado pela diferença ponderada pelo coeficiente de variação diferencial, F, dos outros dois indivíduos somada ao terceiro, seguindo a Equação 3.9.

$$v_{i,G} = x_{0,G} + F(x_{1,G} - x_{2,G})$$
(3.9)

Ao analisar a Equação 3.9 é possível observar que o coeficiente F tem influência importante na forma que o método percorre o espaço de soluções. Valores elevados de F permitem variações mais bruscas no vetor intermediário, mas podem, no entanto, impedir que seja atingido o valor ótimo. Valores pequenos, no entanto, reduzem a velocidade de convergência do algoritmo, possibilitando que as soluções fiquem presas em valores ótimos locais. Valores usuais para o coeficiente F pertencem ao intervalo de [0,4;1,0].

Através do processo da mutação, são gerados pares de vetor alvo e vetor intermediário. Cada par é, então, recombinado entre si durante o cruzamento.

3.3.3 Cruzamento

O cruzamento é a etapa do ED onde são combinados os indivíduos de forma a aumentar a diversidade da população. O Algoritmo Genético, por exemplo, realiza o cruzamento antes da mutação, gerando a combinação dos indivíduos e, depois, altera suas características. No ED, o par, indivíduo alvo e indivíduo intermediário, é o utilizado no processo da mutação. Desta forma, o ED gera um cruzamento não-uniforme que envolve diversos indivíduos da população inicial.

O processo ocorre de forma aleatória em que, para cada gene j, que representa uma característica, do indivíduo i, é gerado um valor aleatório r_i^j , normalmente contido no intervalo

[0;1]. Este valor então é comparado à constante de cruzamento (CR), escolhido dentro do mesmo intervalo. Caso o índice seja inferior ao CR é realizada a permutação desta característica entre o par (indivíduo alvo e o indivíduo intermediário). O cruzamento pode ser resumido pela Equação 3.10.

$$u_{i,G}^{j} = \begin{cases} v_{i,G}^{j} & \text{se } r_{i,G}^{j} \le CR \\ x_{i,G}^{j} & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(3.10)

em que:

- $u_{i,G}^{j}$ = gene *j* do indivíduo experimental *i* na população *G*;
- $x_{i,G}^{j}$ = gene *j* do indivíduo alvo *i* na população *G*;
- $v_{i,G}^{j}$ = gene *j* do indivíduo intermediário *i* na população *G*;
- r_i^j = valor aleatório associado ao gene j no par i (indivíduo alvo e indivíduo intermediário) na população G;
- CR = Constante de cruzamento.

Assim, a característica *j* é passada ao indivíduo experimental $(u_{i,G})$. Além disso, o cruzamento é realizado de forma que deve haver pelo menos uma mutação durante o processo, garantindo que ao menos uma característica do vetor intermediário esteja presente no próximo indivíduo. Esse procedimento é realizado pelo sorteio de um índice *k* e esta característica é passada ao vetor experimental no inicio do cruzamento.

3.3.4 Seleção

A seleção é realizada pela avaliação da aptidão dos indivíduos gerados pelas etapas anteriores com aqueles indivíduos pertencentes à geração atual. Para determinar os melhores indivíduos, estes são avaliados perante a função de aptidão. A escolha da função de aptidão permite a aplicação do ED em diversas aplicações. A equação 3.11 se aplica aos casos em que busca-se minimizar a função de aptidão. Com a aplicação da equação, o indivíduo selecionado é aquele que apresentar menor valor absoluto na função de aptidão entre o par formado pelo indivíduo experimental e o indivíduo alvo.

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} u_{i,G} & \text{se } f(u_{i,G}) < f(x_{i,G}) \\ x_{i,G} & \text{caso contrário} \end{cases}$$
(3.11)

em que:

- $u_{i,G}$ = indivíduo experimental *i* na população *G*;
- *x*_{*i*,*G*} = indivíduo alvo *i* na população *G*;
- $f(u_{i,G})$ = aptidão do indivíduo experimental *i* na população *G*;
- $f(x_{i,G})$ = aptidão do indivíduo alvo *i* na população *G*;
- *x_{i,G+1}* = indivíduo com menor aptidão entre o par *i* (indivíduo alvo e indivíduo experimental), selecionado para a população *G*+1.

Assim, a renovação da população seleciona os indivíduos mais aptos que estão mais próximas da solução ótima do problema.

3.4 Conclusão

Nesse capítulo foram apresentados os conceitos de fluxo de potência e do Método de Varredura Direta e Inversa via Soma de Potências, utilizados para modelar o fluxo de carga de sistemas elétricos e o cálculo das perdas do sistema. O método de varredura por soma de potência é utilizado na função de aptidão da algoritmo da Evolução Diferencial e é responsável por avaliar os indivíduos.

Também foi introduzido o uso de meta-heurísticas e o algoritmo baseado em computação evolutiva Evolução Diferencial, abordando sua operação, etapas e equações. Sendo possível observar o modelo adotado para os indivíduos e a função de aptidão escolhida, passo necessários para a aplicação da Evolução Diferencial na resolução do problema de otimização apresentado.

No próximo capítulo é realizada a modelagem do problema, aplicando MSP e ED para reduzir as perdas ôhmicas do sistema IEEE-33bus através da instalação eficiente de GDs. Além disso, é apresentado o algoritmo que permite avaliar o impacto da adição dos geradores na redução das perdas, através da avaliação das redução das perdas pelo número de GDs que foram instaladas.

4 DESENVOLVIMENTO E APLICAÇÃO DA META-HEURÍSTICA EVOLUÇÃO DIFERENCIAL

Nesse capítulo é apresentada a metodologia utilizada para avaliar o comportamento da curva de perdas com a adição de GDs. Para isso são discutidas as alterações necessárias à operação da ED para o posicionamento e o dimensionamento das GDs, além do papel do MSP no processo de seleção dos indivíduos.

É apresentada também a forma de organização dos dados dos sistemas *IEEE* 33barras e do *IEEE* 69-barras utilizados na simulação. Por fim, esse capítulo apresenta o passo-apasso da execução do algoritmo de posicionamento e dimensionamento e como será construída a curva das perdas pelo número de GDs.

4.1 Algoritmo proposto

O algoritmo proposto tem como objetivo traçar a curva de perdas ativas do sistema pelo número de GDs posicionadas e dimensionadas. Desta forma, pode-se avaliar o número de geradores que resulta na menor perda, servindo de aparato para avaliação do número ideal de GDs.

Para tal, é necessário encontrar inicialmente a respectiva posição e potência nominal que resulte na menor perda de potência ativa dado um número fixo de GDs. Com essa finalidade é utilizado o algoritmo de computação evolutiva, Evolução Diferencial, para o posicionamento e o dimensionamento das GDs nos sistemas elétricos. Em seguida, os valores encontrados pela ED são armazenados, o número de GDs é atualizado e se reinicia o ciclo de posicionamento e dimensionamento.

4.2 Algoritmo evolutivo para posicionamento e dimensionamento de GDs

A Evolução Diferencial, devido às características citadas na Seção 3.3, é utilizada na solução dos mais diversos problemas. Para a utilização da ED no posicionamento e dimensionamento de geradores é necessário: modelar os indivíduos que compõem a população, escolher do princípio que será responsável por avaliar os indivíduos (função de aptidão) e restringir as execuções ao espaço de soluções.

Com relação ao primeiro aspecto, o modelo adotado dos indivíduos representa uma configuração possível de posição e potência para as GDs ou, em outras palavras, uma solução a

ser avaliada pela ED. Assim, cada configuração formada é uma candidata à solução do problema.

As soluções possíveis em um problema de posicionamento podem ser representadas de diversas formas. Em Soares *et al.* (2017), por exemplo, foram utilizados indivíduos com dimensão igual ao número de nós da rede, e cada gene indica a quantidade de geradores posicionados naquele respectivo nó. Esta caracterização do indivíduo acaba elevando o número de genes, podendo reduzir o desempenho da execução do algoritmo.

Figura 10 – Representação do cromossomo de cada indivíduo em (SOARES et al., 2017)



Fonte: Adaptado de (SOARES et al., 2017)

em que:

- k = Número de barras do sistema;
- n_k = Gene que indica a quantidade n_k de geradores instalados na k-ésima barra.

A metodologia proposta, utilizada em Soares (2018), reduz a dimensão do indivíduo ao limitá-lo à quantidade de geradores que estão sendo posicionados. A metodologia utilizada por Soares (2018) realiza o posicionamento dos geradores, no entanto, não realiza o dimensionamento da potência desses. Desta forma, este trabalho adaptou a representação utilizada em Soares (2018), a fim de adicionar genes ao cromossomo de cada indivíduo que representam a potência dos geradores. O indivíduo então é formado por uma parcela de genes que indica o local do posicionamento e outra parcela de genes que indica a potência da respectiva GD, como na Figura 11.

Figura 11 – Indivíduo genérico na representação adotada dos indivíduos

	Nº de GDs			Nº de GDs	
Local GD 1		Local GD N	Potência GD 1		Potência GD N

Fonte: Elaborado pelo autor

Gerações distribuídas, como é descrito em Cheng e Shirmohammadi (1995), operam, em geral, de três formas distintas: como uma fonte de potência ativa e reativa; como uma fonte de somente potência ativa; ou como uma fonte com saída de tensão fixa. As duas primeiras podem ser representadas através de barras do tipo PQ (barra de carga), como os outros barramentos de carga já representados no sistema. A terceira representação, no entanto, se comporta como uma barra do tipo PV (barra de geração), o que requer um controle para manter o nível de tensão fixo.

A fim de avaliar os dois primeiros modos de operação, é adotada uma representação através das barras tipo PQ, com os dois modelos de geradores:

- Tipo 1: Modelo com geração Ativa de potência;
- Tipo 2: Modelo com geração Ativa e Reativa de potência.

Selecionados os modelos para representação dos geradores, deve-se adicionar ao indivíduo a potência dos geradores tal que possam ser simulados indivíduos com os modelos propostos de GDs. O indivíduo genérico, então, é composto por duas parcelas: a primeira indica a barra onde são posicionados os geradores e a segunda aponta a potência associada àquela GD. Pode-se observar essa composição na Figura 11 e nos exemplos de indivíduos encontrados na Tabela 5.

Indivíduo	NIQ da samas		Cromossomo					
maividuo	in de genes	Gene 1	Gene 2	Gene 3	Gene 4	Gene 5	Gene 6	
Indivíduo 1	2	26	504.7	-	-	-	-	
Indivíduo 2	4	4	3	181.0	2989.5	-	-	
Indivíduo 3	6	28	1	3040.1	1528.5	108.1	3654.3	

Tabela 5 – Exemplos de indivíduos

Fonte: Elaborado pelo autor.

Embora apresentados na mesma tabela, os exemplos de indivíduos pertencem a simulações distintas e não seriam encontrados juntos em uma mesma população.

O Indivíduo 1 da Tabela 5 é um exemplo de solução proposta para a redução das perdas através do posicionamento e dimensionamento de um gerador do tipo 1. Assim, o gene 1 do Indivíduo 1 indica a posição onde este gerador está (barra 26) e o gene 2 indica a potência ativa deste gerador (504,70kW).

De forma análoga, o indivíduo 2 representa uma solução encontrada para o posicionamento e dimensionamento de dois geradores tipo 1. Neste indivíduo, o gene 1 e 2 representam as posições dos geradores (barras 4 e 3) e os genes 3 e 4 suas respectivas potências ativas (181,00kW e 2989,50kW).

Similar ao indivíduo 2, o Indivíduo 3 também realiza o posicionamento de dois

geradores. Estes se diferenciam por serem geradores do tipo 2. Desta forma, os gene 1, 2, 3 e 4 são similares ao Indivíduo 2 ao representarem o local dos geradores (barras 28 e 1) e as respectivas potências ativas (3040,10kW e 1528,50kW), no entanto, os genes 5 e 6 representam as potências reativas (108,10kVAr e 3654,30kVAr) características dos geradores do tipo 2.

Como é possível observar nos indivíduos descritos acima, alterar o número de GDs ou o tipo de gerador simulado (Potência ativa ou Potência ativa e reativa) modifica as dimensões do indivíduo, ou seja, o aumento no número de GDs implica no aumento do cromossomo assim como indivíduos com o mesmo número de GDs do tipo 2 tem um número superior de genes em comparação ao indivíduos do tipo 1 com o mesmo número de GDs. Em razão disso, indivíduos da mesma população contêm necessariamente o mesmo número de genes.

Além do modelo adotado para o indivíduo, é necessário que, durante o cálculo do fluxo de potência, seja considerado o efeito da inserção dos geradores. Para tanto, foram alteradas as Equações 3.1 e 3.2. Assim, tem-se:

$$P_i = P_{Li} - P_{GDi} + \sum_{k \in \Omega_i} (P_k + \Delta P_k)$$
(4.1)

$$Q_i = Q_{Li} - Q_{GDi} + \sum_{k \in \Omega_i} (Q_k + \Delta Q_k)$$
(4.2)

Desta forma, a potência das GDs é adicionada ao cálculo do fluxo de potência. Deve-se observar que, caso não haja geração naquela barra, os termos P_{GDi} e Q_{GDi} assumem valores nulos, e não há alteração da potência naquela barra.

A caracterização dos indivíduos também busca adequá-los a situações plausíveis. Para isso, foram determinadas restrições à potência e ao local dos geradores. Assim, pode-se limitar a potência dos geradores a uma faixa específica, caso seja necessário a avaliação dentro desta faixa. Além disso, pode haver limitações, financeiras ou estruturais, que impeçam a conexão em qualquer barra do sistema.

Por fim, para a utilização da ED para o posicionamento e dimensionamento de GDs é necessário definir a função de aptidão. A função de aptidão é utiliza para selecionar os indivíduos que representam melhores soluções para o problema. Desta forma, tendo em vista a redução das perdas ativas no sistema elétrico, a função de aptidão escolhida foi a minimização das perdas elétricas calculadas pelo MSP.

4.2.1 Aplicação do algoritmo evolutivo para o posicionamento e dimensionamento de GDs

Na Figura 12 é apresentado o fluxograma com as etapas do algoritmo proposto. A seguir, são descritos detalhadamente cada um dos passos.

O diagrama se inicia com a entrada de dados, o passo 1. Neste ponto deve-se iniciar os diversos parâmetros da rede e da ED que não são alterados ao longo da execução. Os parâmetros definidos são:

- Topologia da rede (Representada pela lista de adjacência);
- Potência consumida em cada barra;
- Impedância entre as barras;
- Nível de tensão do sistema;
- Tamanho da população;
- Constante de cruzamento e coeficiente de variação diferenciável;
- Faixa de potência das GDs;
- Lista de nós candidatos à instalação.

O número de geradores, por sua vez, só é inicializado no passo seguinte, o passo 2. O número de geradores também é um dos parâmetros de entrada definidos pelo usuário, no entanto, este parâmetro encontra-se separado pois este passo será utilizado para interligar o algoritmo de posicionamento com o ciclo das execuções, visto que, para atingir o objetivo proposto, é necessário armazenar os dados para um certo número de geradores.

No passo 3 é realizado o cálculo do fluxo de potência utilizando o MSP. Neste ponto, são medidas as perdas iniciais que o sistema gera podendo-se observar também os níveis de tensão em cada uma das barras.

A seguir, no passo 4, é gerada a população inicial a partir dos parâmetros de entradas inicializados. Cada gene da população inicial é calculado seguindo um processo para geração de números pseudo-aleatórios através da transformação de distribuições uniformes que gera uma distribuição normal de números aleatórios. Estes indivíduos terão dimensões proporcionais à quantidade de GDs inicializadas no Passo 2. Como descrito na Seção 4.2, o indivíduo é uma configuração de geradores com suas respectivas posições e potências ativas e reativa. Desta forma, nas simulações utilizando os geradores Tipo 1, os indivíduos têm dimensão igual ao dobro do número de geradores que serão posicionados e, nas simulações com geradores Tipo 2, têm dimensão igual ao triplo do número de geradores. Em relação a suas características, a população



Figura 12 – Fluxograma da ED aplicada ao posicionamento e dimensionamento

Fonte: Elaborado pelo autor

vai sempre estar dentro dos limites estipulados para a potência e se posicionando somente dentro dos nós candidatos determinados no Passo 1.

A Tabela 6 é composta por um exemplo de população com cinco indivíduos. Esta população representa soluções possíveis para o posicionamento e dimensionamento de dois geradores tipo 2 no sistema 33 barras e será utilizado para exemplificar a mutação, reprodução e seleção.

	1 9	•	С	romossomo		
Indivíduos	Barras		Potência Ativa [MW]		Potência F	Reativa[MVAr]
	Gene 1	Gene 2	Gene 3	Gene 4	Gene 5	Gene 6
Indivíduo 1	14	30	2.05	0.58	1.68	2.66
Indivíduo 2	17	17	0.09	0.74	0.75	2.51
Indivíduo 3	10	15	0.28	1.99	1.83	1.61
Indivíduo 4	21	16	0.90	0.23	1.92	1.62
Indivíduo 5	21	6	0.20	2.04	3.27	3.45

Tabela 6 – População exemplo - Criada aleatoriamente

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tendo sido criada a população, é realizada, no Passo 5, a avaliação dos indivíduos pelo cálculo do fluxo de carga utilizando o MSP. Sendo cada indivíduo um estado possível de organização das GDs, a avaliação dos indivíduos é realizada ao calcular, utilizando o MSP, as perdas resultantes do novo sistema formado pelas cargas originais e os geradores, em que suas posições e respectivas potências foram geradas aleatoriamente no Passo 4. Para cada membro da população será calculada a perda ativa de potência. Desta forma as soluções que compõem a população exemplo da Tabela 6 são avaliadas e são obtidas as perdas observadas na Tabela 7.

Fabela 7 –	População	exemplo -	Perdas	por indivíduo

Cromossomo									
Indivíduos	Ba	rras	Potência	Potência Ativa [MW]		Potência Reativa[MVAr]			
	Gene 1	Gene 2	Gene 3	Gene 4	Gene 5	Gene 6			
Indivíduo 1	14	30	2.05	0.58	1.68	2.66	310.95		
Indivíduo 2	17	17	0.09	0.74	0.75	2.51	549.71		
Indivíduo 3	10	15	0.28	1.99	1.83	1.61	356.62		
Indivíduo 4	21	16	0.90	0.23	1.92	1.62	288.22		
Indivíduo 5	21	6	0.20	2.04	3.27	3.45	276.62		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Entre os passos 6 e 10 é realizado o processo de otimização dos indivíduos. Nesses passos, o algoritmo evolutivo gera perturbações na população inicial através da mutação, reprodução e seleção. A primeira operação, realizada no passo 6, é a mutação. A mutação, como descrito na Seção 3.3.2, é realizada segundo a Equação 3.9. No entanto, a fim de evitar que

seja calculados valores inválidos esta equação foi adaptada. A mutação então é realizada pela Equação 4.3. Desta forma, caso a função calcule um valor negativo ou superior ao número de barras do sistema (ou à potência máxima dos geradores) o valor é reajustado.

$$v_{i,G}^{j} = round(x_{0,G} + F(x_{1,G} - x_{2,G})) = \begin{cases} v_{i,G}^{j} = 1 & \text{se } v_{i,G}^{j} < 1 \\ v_{i,G}^{j} = S & \text{se } v_{i,G}^{j} > S \\ v_{i,G}^{j} = round(x_{0,G} + F(x_{1,G} - x_{2,G})) & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$(4.3)$$

em que:

- $x_{0,G}, x_{1,G}, x_{2,G}$ = indivíduos distintos escolhidos aleatoriamente na população *G*;
- $v_{i,G}^j$ = gene *j* do indivíduo intermediário *i* na população *G*;
- S = limite superior (número de barras do sistema ou potência máxima dos geradores).

Dando prosseguimento, no Passo 7 é realizada a reprodução. Nesse passo, como visto na Seção 3.3.3, a reprodução (ou cruzamento) é realizada para que a variabilidade da população não dependa somente da mutação das características.

Assim, tomando a população exemplo das Tabelas 6 e 7, são realizadas as etapas de mutação e cruzamento gerando os filhos, ou indivíduos intermediários, que, como soluções do problema, resultam em perdas distintas de seus progenitores, como observado na Tabela 8.

	_	-	_		-						
	Cromossomo										
Filhos	Ba	rras	Potência Ativa [MW]		Potência Reativa[MVAr]		Perdas [kW]				
	Gene 1	Gene 2	Gene 3	Gene 4	Gene 5	Gene 6					
Filho 1	18	18	0.35	0.86	1.68	2.66	214.12				
Filho 2	13	29	0.09	0.76	1.82	2.51	282.25				
Filho 3	10	6	0.28	1.99	3.39	3.37	534.83				
Filho 4	21	6	0.90	1.75	1.92	1.62	128.36				
Filho 5	21	17	2.84	3.18	1.25	0.98	518.92				

Tabela 8 – População exemplo - Indivíduos após mutação e cruzamento

Fonte: Elaborado pelo autor.

No passo 9 temos a seleção (ver Seção 3.3.4). O procedimento é realizado a partir da avaliação e posterior eliminação dos indivíduos que apresentem maiores perdas ôhmicas. Desta forma, os indivíduos selecionados são representações possíveis do sistema que obtiveram menores perdas. Para a população exemplo, a seleção resultou em uma nova geração de indivíduos que

Cromossomo										
Indivíduos	Baı	ras	Potência	Potência Ativa [MW]		Reativa[MVAr]	Perdas [kW]			
	Gene 1	Gene 2	Gene 3	Gene 4	Gene 5	Gene 6				
Indivíduo 1	18	18	0.35	0.86	1.68	2.66	214.12			
Indivíduo 2	13	29	0.09	0.76	1.82	2.51	282.25			
Indivíduo 3	10	15	0.28	1.99	1.83	1.61	356.62			
Indivíduo 4	21	6	0.90	1.75	1.92	1.62	128.36			
Indivíduo 5	21	6	0.20	2.04	3.27	3.45	276.62			

Tabela 9 – População final - Após seleção

Fonte: Elaborado pelo autor.

contém três indivíduos da população intermediária (filhos) e dois indivíduos da população inicial, como observado na Tabela 9, visto que estas são soluções que apresentaram as menores perdas ativas.

Assim, ao fim das etapas da ED (Mutação, Cruzamento, Seleção), é gerada uma nova população de indivíduos, uma nova geração, que pode ou não conter indivíduos da população anterior. A nova população será composta por configurações de geradores com posições e suas respectivas potências que foram geradas através da mutação e cruzamento dos indivíduos da população original mas que foram selecionadas a fim de apresentar a menor perda ativa.

No fim do algoritmo da meta-heurística, no Passo 10, é gerada a nova população e verificado se esta é igual ao valor máximo determinado. Caso negativo, a execução retorna ao Passo 6. Caso contrário, é dado prosseguimento à execução. No Passo 11, então, é determinado dentro da população final o indivíduo que obteve a melhor performance e esse será armazenado no passo 12.

4.3 Algoritmo iterativo e a curva de perdas pelo número de GDs

O algoritmo descrito na seção anterior é responsável pelo posicionamento e dimensionamentos das GDs dado um número fixo de geradores. Desta forma, a fim de atingir o objetivo principal de avaliar o comportamento da redução das perdas ativas com o incremento do número de GDs posicionadas e dimensionadas, é necessário implementar um algoritmo iterativo que incremente o número de geradores e armazene os resultados obtidos com o algoritmo.

A função iterativa tem o intuito de incrementar o número de GDs e armazenar os melhores indivíduos encontrados. Com isso, ao fim de cada alocação realizada pela ED pelo algoritmo descrito acima, obtém-se o local e a potência dos geradores que resultam na menor perda ativa encontrada pelo algoritmo para um número determinado de GDs. Assim, o incremento no número de GDs que serão posicionadas e alocadas permite traçar a curva de perdas ativas do sistema.

4.3.1 Aplicação do algoritmo proposto

Na Figura 13 é apresentado o fluxograma completo, o que inclui o algoritmo responsável pelo posicionamento e o laço responsável por armazenar os melhores indivíduos e reiniciar o algoritmo.





Fonte: Elaborado pelo autor

O fluxograma do enlace externo se relaciona com aquele descrito na Seção 4.2.1 no passo 11. Assim, todos os passos descritos na Seção 4.2.1 são executados seguindo as mesmas etapas e com as mesmas funções.

No passo 11 é identificado o indivíduo mais apto na população final a fim de armazenar o posicionamento e a potência dos geradores que resultaram na menor perda dado um número fixo de geradores.

Além da barra a qual foi colocado o gerador e a respectiva potência nos passos 12 e 13 também são armazenadas as perdas finais resultantes desta solução encontrada.

Dando sequência a execução, no passo 14, é realizado um teste para avaliar se foi atingido o número máximo de iterações. Caso tenha sido atingido esse número, a execução é encerrada e, em caso negativo, a execução avança ao passo 15.

No passo 15, por fim, é incrementado o número de geradores. Os valores adotados para a quantidade de geradores a serem posicionados e dimensionados é pré-determinado no início da execução e, para traçar a curva de perdas, serão adotados os valores de um gerador até o número de barras do sistema elétrico escolhido.

O incremento no número de geradores implica no aumento no número de genes dos indivíduos da nova população. Para uma simulação de geradores do tipo 1 (Potência ativa), o número de genes é o dobro do número de GDs a serem posicionadas e dimensionadas. No caso de geradores do tipo 2 (Potência ativa e reativa) é o triplo do número de GDs.

Tendo sido definida a quantidade de GDs que serão posicionadas e dimensionadas, o enlace externo reinicia a execução do fluxograma de posicionamento descrito na Seção 4.2.1 até que o teste realizado no passo 14 determine o fim da execução.

Em outra palavras, a fim de traçar a curva de perda ativas, o algoritmo inicialmente realiza o posicionamento e dimensionamento de um único gerador no sistema elétrico. Para isso, é criada uma população aleatória de indivíduos que são soluções possíveis. As etapas de mutação, cruzamento e seleção perturbam e selecionam os indivíduos, aproximando as soluções propostas da solução ótima do problema. Tendo sido atingido o critério de parada descrito na Seção 4.2.1 é encerrado o posicionamento e o dimensionamento e a solução que apresentar menor perda na população final é armazenada.

A seguir, o posicionamento e dimensionamento é reiniciado com dois geradores, sendo criada uma nova população inicial aleatória e, através das etapas da mutação, cruzamento e seleção, será encontrada uma solução ótima para este problema que será armazenada.

O processo se repete até o número de geradores se igualar ao número de barras do sistema, permitindo uma análise do comportamento da curva com o incremento do número de geradores posicionados e dimensionados.

4.4 Conclusões

Nesse capítulo foi apresentado o algoritmo proposto para avaliar as perdas ativas de potência à medida que há um incremento no número de GDs posicionadas pela Evolução Diferencial.

A estratégia adotada utiliza a ED para realizar o posicionamento das GDs e tem como função de aptidão as perdas calculadas pelo MSP. Além disso, é utilizado um enlace externo que altera o número de GDs que são posicionados a cada interação.

A implementação do algoritmo permite a utilização em diversos sistemas radiais e para um número variável de gerações distribuídas.

5 RESULTADOS

Nesse capítulo são apresentadas as redes escolhidas para simulação do algoritmo proposto e seus respectivos resultados.

Foram escolhidos os sistemas elétricos radiais de 33 barras (BARAN; WU, 1989a), Seção 5.1, e o sistema 69 barras (SAVIER; DAS, 2007), Seção 5.2. Para a escolha desses sistemas, o critério utilizado visou selecionar redes com dimensões distintas e de amplo uso para testes na literatura. Assim, os resultados são mais facilmente comparáveis.

Além disso, devido a aleatoriedade associada à população inicial, foram realizadas cinco execuções do posicionamento e dimensionamento sendo apresentado o valor médio observado entre as cinco execuções.

5.1 Sistema 33 barras

Esse sistema possui 33 barras, sendo a barra 1 a subestação que supre com tensão de 12,66 kV, 5 laços e 37 chaves seccionadoras. Originalmente, 32 dessas chaves estão fechadas (da 1 a 32) e 5 abertas (33 a 37). Na Figura 14 é apresentada a topologia da rede, cuja configuração inicial apresenta uma perda ativa inicial de 202,68kW, com carga total de 3715 kW e 2300 kVAr. As tabelas com os dados de impedância e as informações das cargas são apresentadas no Anexo A.



Figura 14 - Sistema 33 barras - Configuração inicial

Fonte: (SANTOS NETO, 2014)

Nesse sistema foram realizados dois testes. No primeiro, Subseção 5.1.1, foi avaliada a eficiência do posicionamento das gerações distribuídas utilizando o algoritmo da Evolução Diferencial em comparação com outros trabalhos realizados na literatura. No segundo teste, Subseção 5.1.2, foi realizada a avaliação do comportamento das perdas; para isso, foram realizadas diversos posicionamentos dos geradores e, desta forma, foi traçada a curva de perdas pelo número de GDs posicionadas.

5.1.1 Posicionamento e dimensionamento de gerações distribuídas

O posicionamento e dimensionamento das GDs é realizado pela execução somente do algoritmo de posicionamento e dimensionamento, como descrito na Seção 4.2. São adotadas como referências as perdas ativas do sistema original, por exemplo, na Figura 14, igual a 202,68 kW.

A fim de avaliar os dois métodos propostos de representação das GDs, tipo 1 (com geração ativa) e tipo 2 (com geração ativa e reativa), descritos na seção 4.2, foram executadas duas simulações distintas. A primeira simulação com os geradores tipo 1 e a segunda com os geradores tipo 2. Adotou-se o limite de 4 kW, 4 kVAr no tipo 2, para o dimensionamento das potências das GDs a fim de utilizar valores usuais de gerações conectadas à rede de distribuição.

Tabela	10 – F	Potênci	a máxir	na dos
	ge	eradore	s por me	odelo
		Р	Q	-
	Tipo 1	4 kW	-	-
	Tipo 2	4 kW	4kVAr	_

Fonte:	Ela	borad	lo pe	lo	aut	or
--------	-----	-------	-------	----	-----	----

Além disso, foram consideradas todas as barras como candidatas ao posicionamento de GDs.

Os parâmetros internos da Evolução Diferencial foram ajustados com os seguintes

valores:

- Dimensão da População (Np) = 100 indivíduos;
- Constante de Cruzamento (Cr) = 0,6;
- Coeficiente de Variação Diferencial (F) = 0,1;
- Número Máximo de Populações = 300.

A primeira execução foi realizada para o tipo 1 e os resultados são apresentados

nas Tabelas 11 e 12. Para comparar os resultados da simulação com de outros trabalhos foram realizadas simulações com uma e duas GDs.

1			
Mátodo	Perdas s/	Uma GI)
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Perdas c/ GD
KHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	210.99	6/2590.00	111.02
SKHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	210.99	6/2590.00	111.02
EMA (DANESHVAR; BABAEI, 2018)	202.68	6/2526.99	103.97
Proposto	202.68	6/2434.00	104.24

Tabela 11 – Uma GD tipo 1 em 33 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

O posicionamento de uma GD resultou em uma redução de 49% das perdas ativas. Para isso, o algoritmo alocou uma geração de 2434 kW na barra 6.

Comparando os resultados com os de outros trabalhos, observou-se que houve melhor resultado na redução das perdas finais com o uso da ED, exceto em comparação com os resultados de Daneshvar e Babaei (2018) com o algoritmo de mercado de câmbio, do inglês Exchange Market Algorithm.

As curvas de convergência para o posicionamento desta unidade geradora são apresentadas na Figura 15. A linha em vermelho representa o valor médio das cinco execuções realizadas para o posicionamento e o dimensionamento. As convergências de cada execução são representada pelas linhas tracejadas.





Fonte: Elaborado pelo autor.

As cinco execuções apresentaram desvio padrão inferior a 10^{-4} kW no final da execução, demonstrando uma convergência ao mesmo ponto em todas as execuções.

Para o posicionamento ótimo de duas GDs no sistema 33 barras, Tabela 12, obteve-se como resultado a utilização de dois geradores nas barras 29 e 12 com respectivamente 1159 kW e 846 kW. Esse posicionamento resultou em uma redução de 58% das perdas ativas na rede.

10001012 Duus ODS upo 1 011 35 001100

-				
Mátodo	Perdas s/		Duas GDs	
	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Perdas c/ GD
KHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	210.99	29/1242.00	13/825.00	87.43
SKHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	210.99	30/1157.60	13/851.60	87.16
EMA (DANESHVAR; BABAEI, 2018)	202.68	33/1000.58	11/816.38	85.93
Proposto	202.68	30/1159.00	13/846.00	85.91

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como observado na Tabela 12, o posicionamento utilizando ED obteve menores perdas em comparação com os demais.

As curvas de convergência para este caso são apresentadas na Figura 16. Seguindo o exemplo anterior, a linha em vermelho representa o valor médio das cinco execuções e, as linhas tracejadas, as curvas de convergência de cada caso.





Fonte: Elaborado pelo autor.

As curvas de convergência, embora mais dispersas no início do gráfico, se aproximam a partir da população de número 50. O desvio padrão encontrado na população final nessa situação é de 0,023 kW.

Na segunda simulação foi realizado o posicionamento de geradores com potência ativa e reativa (tipo 2). Os resultados para essa execução são apresentados na Tabela 13. O posicionamento é realizado para uma e duas gerações distribuídas.

Métada	Perdas s/	Uma GD			Duas GD				
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Perdas c/ GD	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Perdas c/ GD
PSO (KANSAL et al., 2011)	211.00	12/2286.90	0.95	155.30	-	-	-	-	-
Proposto	202.68	6/3088.60	0.82	61.36	30/1560.70	0.73	13/927.76	0.90	28.49
Fonte: Elabor	ado nelo	autor							

Fonte: Elaborado pelo autor.

O resultado comparativo na Tabela 13 demonstrou uma redução significativa das perdas em comparação com os resultados de Kansal *et al.* (2011).

O posicionamento de uma e duas GDs acarretou em uma redução das perdas de 70% e 86% respectivamente. As curvas de convergência para estes dois casos são observadas na Figura 17. As linhas em vermelho representam os valores médios das simulações e as linhas tracejadas cada uma das cinco execuções.

Figura 17 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 2, à esquerda, e duas GDs tipo 2, à direita, em 33 barras



Fonte: Elaborado pelo autor.

É observado uma dispersão superior no início da curva para uma GD. No entanto, os dois gráficos apresentam resultados similares e suas curvas convergem com a criação de novas população. Na população final, as simulações apresentaram desvio padrão inferior a 10^{-4} e 0,054 kW, respectivamente.

5.1.2 Perdas ativas com o incremento das GD

A simulação realizada para avaliar o comportamento das perdas ativas com o incremento das GDs posicionadas pela ED opera segundo o passo-a-passo descrito na seção O resultado é apresentado na Figura 18. São apresentados na figura os resultados para a simulação utilizando geradores do tipo 1 e do tipo 2, descritos na seção 4.2.



Figura 18 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas - Sistema 33 Barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

A simulação realizada avaliou a utilização de uma GD até 32 GDs.

Desta forma, como explicitado no gráfico, foi possível obter o número de geradores posicionados que resulta na maior redução das perdas ativas do sistema, sendo 19 geradores do tipo 1 (somente potência ativa) e 13 geradores do tipo 2 (potência ativa e reativa).

É possível observar, no entanto, que não há uma redução significativa das perdas a partir de 4 GDs posicionadas, tanto na simulação do tipo 1 como do tipo 2.

Ao realizar o posicionamento de 4 GDs o algoritmo reduziu as perdas ativas do sistema 33 barras para 65,93 kW com o uso dos geradores tipo 1 e 6,42 kW com o uso dos geradores tipo 2. O posicionamento mais eficiente encontrado com 19 e 13 geradores resultou em perdas finais de 61,03 kW e 1,77 kW, respectivamente.

5.2 Sistema 69 barras

O sistema 69 barras é proposto em Baran e Wu (1989b) com a alimentação do sistema sendo realizada através da barra 1 com tensão de 12,66kV. Além disso, o sistema é composto por 68 barras de carga, que totalizam uma carga de 3801,9 kW e 2694,1 kVAR. O sistema possui 73

chaves seccionadoras sendo 68 chaves normalmente fechadas e 5 chaves normalmente abertas, que permitem a reconfiguração da rede. A configuração proposta deste sistema é apresentada na Figura 19 e os dados de impedância e conexão são apresentados no Anexo B. As perdas iniciais do sistema são de 224,95 kW.



Seguindo os objetivos traçados, são realizados dois testes no sistema 69 barras. Inicialmente é realizada o posicionamento de uma e duas GDs e comparado o resultado. No segundo teste, o posicionamento é realizado para um número de geradores entre um e 68, possibilitando traçar a curva das perdas ativas que é um dos objetivos deste trabalho.

5.2.1 Posicionamento e dimensionamento

De forma análoga ao sistema 33 barras, o posicionamento das GDs é realizado pela execução do algoritmo de posicionamento e dimensionamento. Como referência são adotadas as perdas ativas de potência sem a adição de geração distribuída igual a 224,94 kW.

O mesmo limite de potência é adotado nas simulações das GDs respectivamente, 4kW e 4kW/4kVAr, para o tipo 1 e para o tipo 2.

Todas as barras do sistema são elegíveis ao posicionamento de uma GD e foram adotados os seguintes valores para os parâmetros da ED:

- Dimensão da População (Np) = 100 indivíduos;
- Constante de Cruzamento (Cr) = 0,6;
- Coeficiente de Variação Diferencial (F) = 0,1;
- Número Máximo de Gerações = 300;

No sistema 69 barras foram realizadas duas simulações, para o tipo 1 e o tipo 2 de geradores descritos na seção 4.2. Nos dois casos, foi simulado o posicionamento de uma e duas

GDs desta forma foi possível comparar o posicionamento realizado pela ED com o de outros trabalhos da literatura.

A primeira execução utilizando dos geradores do tipo 1 tem os resultados apresentados nas Tabelas 14 e 15. O posicionamento de uma GD reduziu em 63% as perdas ativas do sistema através da adição de uma geração de 1873kW na barra 61.

	Perdas s/	Uma GD			
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Perdas c/ GD		
CSA (TAN et al., 2012)	225.00	61/2000	83.80		
SGA (TAN et al., 2012)	225.00	61/2300	89.40		
PSO (TAN et al., 2012)	225.00	61/2000	83.80		
KHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	220.53	61/1865	81.60		
SKHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	220.53	61/1846.60	81.60		
EMA (DANESHVAR; BABAEI, 2018)	202.68	6/2526.98	103.96		
Proposto	224.95	61/1873.00	83.19		
Fonte: Elaborado pelo autor					

Tabela 14 – Uma GD tipo 1 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nos resultados presentes na Tabela 14 é possível observar a proximidade entre os valores finais das perdas. Observa-se, no entanto, nos resultados de ChithraDevi et al. (2017), uma redução superior em comparativo com o algoritmo proposto.

As curvas de convergência para o posicionamento desta unidade geradora são exibidas na Figura 20. A linha em vermelho representa o valor médio, enquanto as tracejadas representam cada uma das cinco execuções.

Análogo as simulações no sistema 33 barras, próximo a população 50, há a convergências das curvas. Na população final, o desvio padrão encontrado foi inferior a 10^{-13} kW.

Para o posicionamento de duas gerações distribuídas, a ED obteve uma redução de 68% das perdas ativas do sistema. Para tal, foram posicionados geradores de potência de 531kW na barra 17 e 1781kW na barra 61. Os resultados são comparados na Tabela 15.

Mátada	Perdas s/	Duas GD				
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Barra/Pot. GD [kW]	Perdas c/ GD		
CSA (TAN et al., 2012)	225.00	22/600	61/2100	76.40		
SGA (TAN et al., 2012)	225.00	17/1000	61/2400	82.90		
PSO (TAN et al., 2012)	225.00	14/700	62/2100	78.80		
KHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	220.53	51/972.16	61/1726.98	77.03		
SKHA (CHITHRADEVI et al., 2017)	220.53	17/5229.10	61/1778.90	70.40		
EMA (DANESHVAR; BABAEI, 2018)	202.68	11/816.38	33/1000.58	85.93		
Proposto	224.95	17/531.00	61/1781.00	71.66		

Tabela 15 – Duas GDs tipo 1 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 20 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 1 em 69 barras

Na Tabela 15, o melhor resultado no posicionamento das GDs foi em ChithraDevi *et al.* (2017) embora seja próximo a perda final encontrada pelo posicionamento realizado pela ED.

As curvas de convergência para o posicionamento de duas GDs em 69 barras são mostradas na Figura 21. O valor médio e o valor em cada uma das cinco execuções é representado pela linha vermelha e as linhas tracejadas, respectivamente.

O desvio padrão observado na população final foi inferior a 10^{-13} kW.

A segunda execução utilizou do modelo de geração distribuída tipo 2, gerando potência ativa e reativa. Os resultados são apresentados nas Tabelas 16 e 17.

Foi encontrada uma redução de 89% das perdas ativas do sistema ao posicionar uma GD no sistema 69 barras. A ED, para isso, posicionou 2243kVA na barra 61 com um Fator de Potência (FP) de 0,81. Na Tabela 16 é apresentado um comparativo entre os valores encontrados.

Tabela 10 – Ollia OD lipo 2 elli 09 ballas					
Mátodo	Perdas s/	/ Uma GD			
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Perdas c/ GD	
CSA (TAN et al., 2012)	225	61/2300	NI	52.60	
SGA (TAN et al., 2012)	225	61/2600	NI	64.40	
PSO (TAN et al., 2012)	225	61/2300	NI	52.60	
ALOA (ALI et al., 2018)	224.94	61/2227.90	0.82	23.16	
Proposto	224.94	61/2243.70	0.81	23.15	

Tabela 16 – Uma GD tipo 2 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 21 – Curvas de convergência do posicionamento de duas GDs tipo 1 em 69 barras



Fonte: Elaborado pelo autor.

Na Tabela 16, observa-se que o posicionamento utilizando a ED obteve resultados superiores em comparativo com outros resultados encontrados.

As curvas de convergência neste caso são apontadas na Figura 22. Cada execução é apresentada pelas linhas tracejadas e o valor médio é apresentado pela linha vermelha.



Figura 22 – Curvas de convergência do posicionamento de uma GD tipo 2 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na população final o desvio padrão encontrado foi inferior a 10^{-6} kW.

A seguir, com a posicionamento de duas GDs no sistema, foi determinada como melhor solução pela ED o posicionamento de dois geradores: um na barra 61 com geração de 2131,40 kVA e FP de 0,81 e outro na barra 17 com geração de 630,15 e FP de 0,83, como descrito na Tabela 17.

Mátada	Perdas s/			Duas GD		
Metodo	GD [kW]	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Barra/Pot. GD [kVA]	FP	Perdas c/ GD
CSA (TAN et al., 2012)	225	18/800	NI	61/2000	NI	39.90
SGA (TAN et al., 2012)	225	18/600	NI	62/2300	NI	44.00
PSO (TAN et al., 2012)	225	18/900	NI	62/1900	NI	42.40
ALOA (ALI et al., 2018)	224.94	17/726.63	0.83	61/1500	0.80	20.93
Proposto	224.94	17/630.15	0.83	61/2131.40	0.81	7.20

Tabela 17 – Duas GDs tipo 2 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

O posicionamento descrito na Tabela 17 reduziu de 96.8% as perdas ativas do sistema 69 barras, com a perda final igual a 7,2 kW. O resultado observado na Tabela 17 demonstrou uma redução significativa das perdas em comparativo a outras meta-heurísticas utilizadas. Analisando as execuções realizadas por Tan *et al.* (2012) e Ali *et al.* (2018) é possível observar, através da função de aptidão, que estes tinham como objetivo redução das perdas elétrica e a melhora no perfil de tensão, que não é objetivo deste trabalho. Além disso, estes utilizaram um número distinto de indivíduos e número de iterações, como observado na Tabela 18.

rabela 18 – Numero de matviduos e nerações						
	Nº de Indivíduos	Nº de iterações				
(TAN et al., 2012)	20	100				
(ALI et al., 2018)	30	500				
Proposto 100 300						

Tabela 18 – Número de indivíduos e iterações

Fonte: Elaborado pelo autor

Tanto em Tan *et al.* (2012) como em Ali *et al.* (2018) é observado um número inferior de indivíduos e o segundo também utilizou de um número inferior de iterações até encerrar o posicionamento e dimensionamento. Uma execução com parâmetros e objetivos distintos justifica a diferença nos resultados encontrados.

As curvas de convergência para esse posicionamento é observada na Figura 23, com a linha vermelho representando o valor médio e as linhas tracejadas representando as cinco execuções realizadas.

Neste caso o desvio padrão encontrado na população final é de $0,376 * 10^{-3}$ kW.



Figura 23 – Curva de convergência do posicionamento de duas GDs tipo 2 em 69 barras

Fonte: Elaborado pelo autor.

5.2.2 Perdas ativas com o incremento das GD

A execução realizada no sistema 69 barras para traçar a curva das perdas ativas também utiliza do passo-a-passo descrito na seção 4.3.

A simulação traçou a curva das perdas partindo de uma GD até 69 GD.

O resultado, tanto para o tipo 1, geradores com potência ativa, quanto para o tipo 2, geradores com potência ativa e reativa, pode ser observado na Figura 24.

Observa-se neste caso que os menores valores encontrados para as perdas são respectivamente 66,48 kW para 19 geradores tipo 1 posicionados e dimensionados e 0,96 kW com 18 geradores tipo 2 posicionados e dimensionados.

No entanto, como observado para o sistema 33 barras, não há uma redução significativa das perdas, havendo uma estabilização das curvas. Essa condição é observada no posicionamento e dimensionamento de GDs tipo 1 a partir de 3 geradores e de GDs tipo 2 a partir de 4 geradores. Nesses casos registram-se perdas de 69,41kW e 2,02kW, respectivamente.

Além disso, na Figura 24, observa-se uma saturação ao posicionar e dimensionar um número superior a 30 geradores. Os geradores neste ponto acabam alimentando as barras em diversos pontos com elevada potência o que gera um acréscimo nas perdas do sistema.

Observando a curva do posicionamento e dimensionamento de geradores com potência ativa na Figura 24 e, observando as curvas da Figura 18, é constatada uma tendência na

Figura 24 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas - Sistema 69 Barras



Fonte: Elaborado pelo autor.

redução das perdas.

O comportamento encontrado para os geradores de potência ativa e reativa no sistema 69 barras não condiz com o que foi encontrado e se justifica pelo incremento no número de genes dos indivíduos. Nesta simulação, o indivíduo tem um número de genes que é o triplo do número de geradores, desta forma, o elevado número de genes ocasiona um atraso na convergência, similar ao ocorrido na Seção 5.2.1.

No posicionamento e dimensionamento de GDs do tipo 2 no sistema 69 barras, o algoritmo proposto apresentou maiores reduções das perdas que os trabalhos observados, vide a Tabela 17. Isso é justificado pelo número inferior de indivíduos e iterações (populações) adotados pelos outros trabalhos em suas execuções.

De forma análoga, para o posicionamento de GDs tipo 2, o número de iterações (populações) e de indivíduos se mostrou insuficiente para percorrer o espaço de soluções e encontrar uma solução ótima para o posicionamento e dimensionamento das GDs.

A curva da Figura 24 foi traçada com o algoritmo de posicionamento e dimensionamento realizando 300 iterações (populações), similar às outras simulações. Foram realizadas novas simulações com 500, 1500 e 2500 interações, resultando as Figuras 25, 26 e 27.

Nas Figuras 25, 26 e 27, é observada uma redução nos valores das perdas no final da curva, comprovando a insuficiência de iterações. Com o incremento para 500 populações, na Figura 25 é observada uma redução para valores inferiores a 250 kW. O incremento para 1500

Figura 25 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas - Sistema 69 Barras (Populações: 500)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 26 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas - Sistema 69 Barras (Populações: 1500)



Fonte: Elaborado pelo autor.

populações, Figura 26, reduz o patamar a valores inferiores a 150 kW. Por fim, utilizando-se 2500 populações, os valores ficam abaixo de 100 kW.

Figura 27 – Gráfico das perdas de potência na rede versus número de GDs posicionadas - Sistema 69 Barras (Populações: 2500)



Fonte: Elaborado pelo autor.

5.3 Conclusão

Nesse capítulo foram apresentados os sistemas elétricos utilizados e os resultados das simulações realizadas em cada sistema. Foram realizados os posicionamentos e o dimensionamento de uma e duas GDs inicialmente e, depois, realizado o posicionamento e dimensionamento de uma até o número de GDs igual ao número de barras do sistema. Devido apresentar construção modular é possível controlar livremente as execuções e modificar parâmetros da ED permitindo definir intervalos para o número de GDs a serem posicionadas e dimensionadas por exemplo.

Em relação ao posicionamento e dimensionamento de uma e duas GDs, foi realizada a comparação com trabalhos publicados em periódicos acadêmicos, o que demonstrou que a Evolução Diferencial apresenta bons resultados na redução das perdas. Embora existam diferenças nos valores finais das perdas, fruto da otimização utilizada em cada periódico e dos parâmetros adotados, os resultados apresentados são próximos e representam uma redução bastante expressiva superior a 50% nas perdas.

Para o posicionamento e dimensionamento de um número superior de GDs foi traçada a curva de perdas ativas das redes 33 e 69 barras. Assim, foi possível observar o comportamento das perdas e encontrar o número de GDs que resulta nas maiores reduções.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Nesse capítulo são apresentados os principais resultados obtidos, sugestões de trabalhos futuros que possam aprofundar o que foi estudado e, por fim, o artigo publicado durante a elaboração da dissertação.

6.1 Considerações finais

Neste trabalho foi apresentada uma metodologia que busca maximizar o potência de redução das perdas ativas da rede através da inserção de geradores distribuídos. Para isso, o trabalho propõe uma análise da curva de perdas ativas pelo número de geradores distribuídos posicionados.

A possibilidade de adição de geradores distribuídos como forma de reduzir as perdas ativas é amplamente estudada e, com o aumento no uso dessas tecnologias, são necessárias soluções que otimizem seus benefícios. Assim, observa-se que o problema do posicionamento é um problema matemático não linear misto e pode resultar em um número elevado de possibilidades de soluções. O aumento no espaço de soluções justifica então o uso da meta-heurística Evolução Diferencial, pois assim não há necessidade de calcular todas as possíveis soluções para obter uma boa resposta ao problema.

A função de aptidão escolhida para avaliar os indivíduos gerados pela meta-heurística foi a minimização das perdas ativas do sistema. O cálculo desse parâmetro foi realizado por meio do fluxo de carga via método de varredura direta e inversa por soma de potência.

A fim de avaliar o uso da meta-heurística escolhida, a Evolução Diferencial, as soluções foram comparadas com as soluções encontradas em outras publicações acadêmicas.

A utilização da meta-heurística Evolução Diferencial e do cálculo do fluxo de potência através do MSP facilitaram o uso do código em diversos outros sistemas elétricos radiais, sendo necessário somente adicionar os dados da próxima rede. A codificação utilizada para os indivíduos é de fácil entendimento e permitiu a redução das dimensões do vetor do indivíduo o que resultou em um aumento de velocidade de execução, além de facilitar a verificação de soluções inviáveis.

As simulações realizadas nos sistemas teste de distribuição de 33 barras e 69 barras apresentaram reduções significativas nas perdas elétricas do sistema.

Avaliado o posicionamento realizado pela Evolução Diferencial, foram realizadas as

simulações com o foco de traçar a curva de perdas pelo número de geradores posicionados do tipo 1 e do tipo 2.

As curvas traçadas para os sistemas 33 barras e 69 barras apresentaram um comportamento similar. As perdas, coincidentemente, tendem a não reduzir de forma significativa após a adição de 4 GDs em todas as simulações executadas. Ainda que houvesse situações com uma maior redução em, geralmente superior a 70% do valor inicial, essa não era superada com a adição de novos geradores. Desta forma, a curva pode ser utilizada como ferramenta para avaliar o número limite de geradores que podem ser adicionados a rede para que haja uma maior redução das perdas.

6.2 Trabalhos futuros

Seguindo a linha de pesquisa desenvolvida na dissertação e os resultados obtidos, algumas sugestões de aprofundamento neste tópico são:

- Avaliar o comportamento das perdas ativas para redes de distribuição com quantidade superior de barras elétricas no sistema.
- Avaliar o comportamento do nível de tensão com o incremento no número de GDs posicionados e dimensionados;
- Utilizar função multiobjetivo para otimizar outros parâmetros da rede como o nível de tensão juntamente com a redução das perdas ativas;
- Utilizar de perfis de geração e perfis de cargas variáveis para avaliar o posicionamento e a redução das perdas com situações mais próximas do real;
- Realizar análise do custo de instalação das gerações distribuídas, custos fixos e variáveis, afim de determinar a viabilidade de aumento o número de geradores posicionados para reduzir as perdas;
- Analisar a elevação das perdas elétricas no sistema de 69 barras utilizando o gerador tipo 2.

6.3 Artigos publicados

Publicação originada desta pesquisa: (BELMINO et al., 2009), teste (HU et al.,
BELMINO, L. M.; SOARES, F. S.; SAMPAIO, R. F.; LEÃO, R. P. S.; BRAGA, A. P. de S.; MELO, L. S.; BARROSO, G. C.; BEZERRA, J. R. Placement and sizing of distributed generation in distribution system.2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference-Latin America (ISGT Latin America), IEEE, p. 1–6, 2019.

REFERÊNCIAS

ABU-MOUTI, F. S.; EL-HAWARY, M. Optimal distributed generation allocation and sizing in distribution systems via artificial bee colony algorithm. **IEEE transactions on power delivery**, IEEE, v. 26, n. 4, p. 2090–2101, 2011.

ACKERMANN, T.; ANDERSSON, G.; SÖDER, L. Distributed generation: a definition. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 57, n. 3, p. 195–204, 2001.

ALI, E.; ELAZIM, S. A.; ABDELAZIZ, A. Optimal allocation and sizing of renewable distributed generation using ant lion optimization algorithm. **Electrical Engineering**, Springer, v. 100, n. 1, p. 99–109, 2018.

ALINEJAD-BEROMI, Y.; SEDIGHIZADEH, M.; BAYAT, M.; KHODAYAR, M. Using genetic algorithm for distributed generation allocation to reduce losses and improve voltage profile. In: INTERNATIONAL UNIVERSITIES POWER ENGINEERING CONFERENCE, 42. **Proceedings** [...]. Brighton, UK: IEEE, 2007. p. 954–959.

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.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on power Delivery**, IEEE, v. 4, n. 1, p. 725–734, 1989.

BELMINO, L. M.; SOARES, F. S.; SAMPAIO, R. F.; LEÃO, R. P. S.; BRAGA, A. P. de S.; MELO, L. S.; BARROSO, G. C.; BEZERRA, J. R. Placement and sizing of distributed generation in distribution system. In: IEEE PES INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES CONFERENCE-LATIN AMERICA (ISGT LATIN AMERICA). **Proceedings [...]**. Gramado, Brazil, Brazil: IEEE, 2009. p. 1–6.

BLUM, C.; ROLI, A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. **ACM computing surveys (CSUR)**, Acm, v. 35, n. 3, p. 268–308, 2003.

BORGES, H. F. Otimização do processo de restabelecimento de energia em sistemas de distribuição de grande porte utilizando chaves automáticas. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2013.

BRANCO, C.; JÚNIOU, A. A.; ALVES, H. Alocação ótima de unidades de geração distribuída em redes de distribuição: Comparação entre metodologias. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS. **Anais** [...]. Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 2014.

BRANDINI, A. **Análise crítica de algoritmos de fluxo de carga usados em sistemas de distribuição radial.** 2000. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2000.

CESPEDES, R. New method for the analysis of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 5, n. 1, p. 391–396, 1990.

CHENG, C. S.; SHIRMOHAMMADI, D. A three-phase power flow method for real-time distribution system analysis. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 10, n. 2, p. 671–679, 1995.

CHENG, S.-L.; HWANG, C. Optimal approximation of linear systems by a differential evolution algorithm. **IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics-part a: systems and humans**, IEEE, v. 31, n. 6, p. 698–707, 2001.

CHITHRADEVI, S.; LAKSHMINARASIMMAN, L.; BALAMURUGAN, R. Stud krill herd algorithm for multiple dg placement and sizing in a radial distribution system. **Engineering Science and Technology, an International Journal**, Elsevier, v. 20, n. 2, p. 748–759, 2017.

COELHO, F.; JUNIOR, I.; DIAS, B.; MARCATO, A.; OLIVEIRA, L. Alocação e dimensionamento ótimo de geração distribuída em sistemas com mercados elétricos. In: SIMPóSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, XLV. Anais [...]. Natal, Rio Grande do Norte, Brasil, 2013.

COSTA, M. D. S. Análise comparativa dos métodos de fluxo de potência de varredura direta-inversa usando soma de potências e soma de admitâncias aplicados a redes de distribuição de energia elétrica, 2017. 67 f. Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica) — Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2017.

DANESHVAR, M.; BABAEI, E. Exchange market algorithm for multiple dg placement and sizing in a radial distribution system. **Journal of Energy Management and Technology**, Iran Energy Association (IEA), v. 2, n. 1, p. 54–65, 2018.

EHSAN, A.; YANG, Q. Optimal integration and planning of renewable distributed generation in the power distribution networks: A review of analytical techniques. **Applied Energy**, Elsevier, v. 210, p. 44–59, 2018.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Nota técnica DEA 26/14–Avaliação da eficiência energética e geração distribuída para os próximos 10 anos (2014-2023)**. 2014. Disponível em: http://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/ PublicacoesArquivos/publicacao-251/topico-311/DEA%2026%20Efici%C3%AAncia% 20Energ%C3%A9tica%20e%20Gera%C3%A7%C3%A3o%20Distribu%C3%ADda% 20para%20os%20pr%C3%B3ximos%2010%20anos%5B1%5D.pdf>. Acesso em: 19 jan. 2020.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Balanço Energético Nacional 2019: Ano base 2018**. 2019. Disponível em: http://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/ publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-377/topico-494/BEN%202019%20Completo% 20WEB.pdf>. Acesso em: 20 jan. 2020.

FEOFILOFF, P.; KOHAYAKAWA, Y.; WAKABAYASHI, Y. **Uma introdução sucinta à teoria dos grafos**. São Paulo, SP, Brasil: Departamento de Ciência da Computação, Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, Brasil, 2011.

GLOVER, J. D.; SARMA, M. S.; OVERBYE, T. **Power system analysis & design, SI version**. [S.l.]: Cengage Learning, 2012.

GOMES, R. A. do N.; PIMENTEL FILHO, M. C.; MEDEIROS JR, M. F. de. Determinação ótima de pontos de conexão de geradores em redes de distribuição através de um algoritmo genético com suporte de gradiente em árvore. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS, VI. Anais [...]. Foz do Iguaçu, PR, Brasil, 2014.

GRIFFIN, T.; TOMSOVIC, K.; SECREST, D.; LAW, A. Placement of dispersed generation systems for reduced losses. In: HAWAII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEM SCIENCES, 33. **Proceedings [...]**. Maui, HI, USA, USA: IEEE, 2000. p. 9–pp.

GUEDES, L.; SANTOS, E.; OLIVEIRA, M. Alocação de geração distribuída em redes de distribuição radiais considerando análise de curva de carga. In: ENCONTRO REGIONAL IBERO-AMERICANO DO CIGRÉ, XIII. **Anais** [...]. Puerto Iguazú, Argentina, 2009. p. 1–8.

GUEDES, L. D. M. Alocação de unidades de geração distribuída considerando perdas e aspectos econômicos. 2013. 95 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade de Brasília, Departamento de Engenharia Elétrica, Fortaleza, 2013.

HU, J.; WU, H.; JENNINGS, A.; WANG, X. Fast and robust equalization: A case study. In: WORLD MULTICONFERENCE ON SYSTEMICS, CYBERNETICS AND INFORMATICS (SCI 2000), 12. Proceedings of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, (SCI 2000). Orlando, Florida, USA: International Institute of Informatics and Systemics, 2000. p. 398–403. ISBN 9789800766873.

HUANG, J.; GUPTA, V.; HUANG, Y.-F. Electric grid state estimators for distribution systems with microgrids. In: ANNUAL CONFERENCE ON INFORMATION SCIENCES AND SYSTEMS (CISS), 46. **Proceedings [...]**. Princeton, USA: IEEE, 2012. p. 1–6.

HUSSAIN, I.; ROY, A. K. Optimal size and location of distributed generations using differential evolution (de). In: COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND SIGNAL PROCESSING (CISP), 2. **Proceedings [...]**. Guwahati, India: IEEE, 2012. p. 57–61.

KANSAL, S.; SAI, B.; TYAGI, B.; KUMAR, V. Optimal placement of wind-based generation in distribution networks. In: RENEWABLE POWER GENERATION. **Proceedings** [...]. Edinburgh, UK: IET, 2011. p. 104–110.

MANSOUR, M. R. Algoritmo para obtenção de planos de restabelecimento para sistemas de distribuição de grande porte. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2009.

MARIAM, L.; BASU, M.; CONLON, M. F. Microgrid: Architecture, policy and future trends. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Elsevier, v. 64, p. 477–489, 2016.

MEIER, A. V. Electric power systems: a conceptual introduction. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2006.

OLIVEIRA, C. F. V. Algoritmo para reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado em evolução diferencial. 2016. 103 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2016.

OLIVEIRA NETO, F. S.; LEÃO, R.; SAMPAIO, R.; MELO, L. *et al.* Representação nó-profundidade aplicada aos estudos elétricos para recomposiçao de uma rede de distribuição universitária. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS. **Anais** [...]. Natal, RN, Brasil, 2016. p. 1–6.

QUEIROZ, L. M. O. D. Estimação e análise das perdas técnicas na distribuição de energia elétrica. 2010. Tese (Doutorado) — Tese de Doutorado–Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia, 2010.

QUEZADA, V. M.; ABBAD, J. R.; ROMAN, T. G. S. Assessment of energy distribution losses for increasing penetration of distributed generation. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 21, n. 2, p. 533–540, 2006.

RAJIČIĆ, D.; TALESKI, R. Two novel methods for radial and weakly meshed network analysis. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 48, n. 2, p. 79–87, 1998.

RAU, N. S.; WAN, Y.-h. Optimum location of resources in distributed planning. **IEEE Transactions on Power systems**, IEEE, v. 9, n. 4, p. 2014–2020, 1994.

RODRIGUES, F. F. C. **Programação da contratação de energia considerando geração distribuída no novo modelo do setor elétrico brasileiro, 2006. 171 f.** Dissertação (Mestrado em Ciência em Engenharia Elétrica) — Programa de Pós-Graduação de Engenharia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

SANTOS, F. A.; SANTOS, F. M. Geração distribuída versus centralizada. In: REVISTA MILLENIUM. **RE - Número 35 - Novembro de 2008**. [S.l.]: Instituto Politécnico de Viseu, 2008.

SANTOS NETO, M. P. **Reconfiguração de sistemas elétricos de distribuição utilizando algoritmo híbrido.** 2014. 94 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2014.

SAVIER, J.; DAS, D. Impact of network reconfiguration on loss allocation of radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 22, n. 4, p. 2473–2480, 2007.

SEVERINO, M. M. Avaliação Técnico-Econômica de um Sistema Híbrido de Geração Distribuída Para Atendimento a Comunidades Isoladas da Amazônia, PPGENE. TD 027/08. Tese (Doutorado) — Ph. D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Univ. Brasília, Brasília, Brazil, 2008.

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.

SOARES, F. S. Algoritmo evolutivo para reconfiguração de redes e posicionamento eficiente de geradores distribuídos em sistemas de distribuição de energia elétrica, 2018. 90 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2018.

SOARES, F. S.; COSTA, D. A. C.; BEZERRA, J. R.; BARROSO, G. C.; LEÃO, R. P. S.; CARVALHO, P. C. M. Alocação ótima de geração distribuída para a rede de distribuição da ufc-campus do pici. In: CONFERÊNCIA BRASILEIRA SOBRE QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA, XII. **Anais** [...]. São Caetano do Sul, SP, Brasil, 2017.

SOLUTIONS, D. S. . R. **Dimensions science & research solutions**. 2019. Disponível em: https://app.dimensions.ai/discover/publication>. Acesso em: 02 jun. 2019.

STORN, R.; PRICE, K. Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. **Journal of global optimization**, Springer, v. 11, n. 4, p. 341–359, 1997.

TAN, W.; HASSAN, M.; MAJID, M.; RAHMAN, H. A. Allocation and sizing of dg using cuckoo search algorithm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON POWER AND ENERGY. **Proceedings [...]**. Kota Kinab, Malaysia: IEEE, 2012. p. 133–138.

WILLIS, H. L. Distributed power generation: planning and evaluation. [S.1.]: Crc Press, 2018.

ZULPO, R. S. Alocação otimizada de geração distribuída em redes de distribuição, 2014. 118 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

Trecho Nó	Nó Inicial	Nó Final	R (ohm)	X (ohm)	P(kW)	Q (kVAR)
1	0	1	0.0922	0.0470	100	60
2	1	2	0.4930	0.2511	90	40
3	2	3	0.3660	0.1864	120	80
4	3	4	0.3811	0.1941	60	30
5	4	5	0.8190	0.7070	60	20
6	5	6	0.1872	0.6188	200	100
7	6	7	0.7114	0.2351	200	100
8	7	8	1.0300	0.7400	60	20
9	8	9	1.0440	0.7400	60	20
10	9	10	0.1966	0.0650	45	30
11	10	11	0.3744	0.1238	60	35
12	11	12	1.4680	1.1550	60	35
13	12	13	0.5416	0.7129	120	80
14	13	14	0.5910	0.5260	60	10
15	14	15	0.7463	0.5450	60	20
16	15	16	1.2890	1.7210	60	20
17	16	17	0.7320	0.5740	90	40
18	1	18	0.1640	0.1565	90	40
19	18	19	1.5042	1.3554	90	40
20	19	20	0.4095	0.4784	90	40
21	20	21	0.7089	0.9373	90	40
22	2	22	0.4512	0.3083	90	50
23	22	23	0.8980	0.7091	420	200
24	23	24	0.8960	0.7011	420	200
25	5	25	0.2030	0.1034	60	25
26	25	26	0.2842	0.1447	60	25
27	26	27	1.0590	0.9337	60	20
28	27	28	0.8042	0.7006	120	70
29	28	29	0.5075	0.2585	200	600
30	29	30	0.9744	0.9630	150	70
31	30	31	0.3105	0.3619	210	100
32	31	32	0.3410	0.5302	60	40
33	7	20	2.0000	2.0000		
34	8	14	2.0000	2.0000		
35	11	21	2.0000	2.0000		
36	17	32	0.5000	0.5000		
37	24	28	0.5000	0.5000		

ANEXO A – DADOS DO SISTEMA DE 33 BARRAS

Trecho Nó	Nó Inicial	Nó Final	R (ohm)	X (ohm)	P(kW)	Q (kVAR)
1	1	2	0.0005	0.0012	0	0
2	2	3	0.0005	0.0012	0	0
3	3	4	0.0015	0.0036	0	0
4	4	5	0.0251	0.0294	0	0
5	5	6	0.3660	0.1864	0	0
6	6	7	0.3810	0.1941	2,6	2,2
7	7	8	0.0922	0.0470	40,4	30
8	8	9	0.0493	0.0251	75	54
9	9	10	0.8190	0.2707	30	22
10	10	11	0.1872	0.0619	28	19
11	11	12	0.7114	0.2351	145	104
12	12	13	1.0300	0.3400	145	104
13	13	14	1.0440	0.3450	8	5
14	14	15	1.0580	0.3496	8	5,5
15	15	16	0.1966	0.0650	0	0
16	16	17	0.3744	0.1238	45,5	30
17	17	18	0.0047	0.0016	60	35
18	18	19	0.3276	0.1083	60	35
19	19	20	0.2106	0.0690	0	0
20	20	21	0.3416	0.1129	1	0,6
21	21	22	0.0140	0.0046	114	81
22	22	23	0.1591	0.0526	5	3,5
23	23	24	0.3463	0.1145	0	0
24	24	25	0.7488	0.2475	28	20
25	25	26	0.3089	0.1021	0	0
26	26	27	0.1732	0.0572	14	10
27	3	28	0.0044	0.0108	14	10
28	28	29	0.0640	0.1565	26	18,6

ANEXO B – DADOS DO SISTEMA DE 69 BARRAS

Trecho Nó	Nó Inicial	Nó Final	R (ohm)	X (ohm)	P(kW)	Q (kVAR)
29	29	30	0.3978	0.1315	26	18,6
30	30	31	0.0702	0.0232	0	0
31	31	32	0.3510	0.1160	0	0
32	32	33	0.8390	0.2816	0	0
33	33	34	1.7080	0.5646	14	10
34	34	35	1.4740	0.4873	19,5	14
35	3	36	0.0044	0.0108	6	4
36	36	37	0.0640	0.1565	26	18,55
37	37	38	0.1053	0.1230	26	18,55
38	38	39	0.0304	0.0355	0	0
39	39	40	0.0018	0.0021	24	17
40	40	41	0.7283	0.8509	24	17
41	41	42	0.3100	0.3623	1,2	1
42	42	43	0.0410	0.0478	0	0
43	43	44	0.0092	0.0116	6	4,3
44	44	45	0.1089	0.1373	0	0
45	45	46	0.0009	0.0012	39,22	26,3
46	4	47	0.0034	0.0084	39,22	26,3
47	47	48	0.0851	0.2083	0	0
48	48	49	0.2898	0.7091	79	56,4
49	49	50	0.0822	0.2011	384,7	274,5
50	8	51	0.0928	0.0473	384,7	274,5
51	51	52	0.3319	0.1114	40,5	28,3
52	9	53	0.1740	0.0886	3,6	2,7
53	53	54	0.2030	0.1034	4,35	3,5
54	54	55	0.2842	0.1447	26,4	19
55	55	56	0.2813	0.1433	24	17,2
56	56	57	1.5900	0.5337	0	0

Trecho Nó	Nó Inicial	Nó Final	R (ohm)	X (ohm)	P(kW)	Q (kVAR)
57	57	58	0.7837	0.2630	0	0
58	58	59	0.3042	0.1006	0	0
59	59	60	0.3861	0.1172	100	72
60	60	61	0.5075	0.2585	0	0
61	61	62	0.0974	0.0496	1244	888
62	62	63	0.1450	0.0738	32	23
63	63	64	0.7105	0.3619	0	0
64	64	65	1.0410	0.5302	227	162
65	11	66	0.2012	0.0611	59	42
66	66	67	0.0047	0.0014	18	13
67	12	68	0.7394	0.2444	18	13
68	68	69	0.0047	0.0016	28	20
69	11	43	0.5000	0.5000	28	20
70	13	21	0.5000	0.5000		
71	15	46	1.0000	0.5000		
72	50	59	2.0000	1.0000		
73	27	65	1.0000	0.5000		